



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

Formation Doctorale : STIC

Discipline : Physique

Spécialité : Génie électrique

Laboratoire : Electronique Signaux Systèmes et Informatique

THESE DE DOCTORAT

Présentée par

BERRADA Youssef

**Modélisation, commande et optimisation d'un
système Eolien**

Soutenue le 14/05/2018 devant le jury composé de :

Pr. EL BEKKALI Chakib	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz - Fès	Président
Pr. BROURI Adil	Ecole Nationale Supérieure des Arts et Métiers - Meknès	Rapporteur
Pr. KABBAJ Mohammed Nabil	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz - Fès	Rapporteur
Pr. RACHIDI Mohammed	Ecole Nationale Supérieure des Arts et Métiers - Meknès	Rapporteur
Pr. TISSIR El Houssaine	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz - Fès	Examineur
Pr. ABARKAN Mustafa	Faculté Polydisciplinaire - Taza	Examineur
Pr. BENBRAHIM Mohammed	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz - Fès	Examineur
Pr. BOUMHIDI Ismail	Faculté des Sciences Dhar El Mahraz - Fès	Directeur de thèse

À la mémoire de mon père;

À ma très chère mère;

À tous mes frères et sœurs;

À toute ma famille;

À tous mes professeurs;

À tous mes amis.

Remerciement

Ce document présente l'ensemble des travaux effectués durant la préparation de cette thèse de doctorat au sein du Laboratoire d'Electronique, Signaux, Systèmes et d'Informatique de la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, de Fès.

Je voudrais tout d'abord adresser toute ma gratitude au directeur de la présente thèse, mon encadrant *Mr. BOUMHIDI Ismail*, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès, pour son soutien, sa gentillesse, ses conseils instructifs, pour le temps qu'il m'a accordé, son attention et son énergie dans un cadre agréable de complicité et de respect durant toute la période de préparation de ce travail.

Je remercie vivement *Mr. EL BEKKALI Chakib*, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès, de me faire l'honneur de présider le jury de thèse.

Je tiens à remercier *Mr. BROURI Adil*, *Mr. RACHIDI Mohammed*, Professeurs à l'Ecole Nationale Supérieure des arts et Métiers- Meknès et *Mr. KABBAJ Mohammed Nabil*, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès, pour avoir accepté d'être rapporteurs de ce travail. Je suis très reconnaissant pour le temps qu'ils ont consacré à l'étude du rapport de thèse, pour l'intérêt qu'ils ont manifesté à l'égard de mon travail et pour l'accueil qu'ils m'ont réservé afin de discuter l'essentiel de ses points.

Comme je tiens à remercier *Mr. TISSIR EL Houssaine* et *Mr. BENBRAHIM Mohammed*, Professeurs à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès et *Mr. ABARKAN Mustafa*, Professeur à la Faculté Polydisciplinaire Taza, pour avoir accepté de juger mon travail de thèse.

Mes remerciements les plus sincères s'adressent à *Mr. Jaouad BOUMHIDI*, Professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès, qui m'a initié aux algorithmes d'apprentissage intelligents. Il m'a fait bénéficier de ses encouragements, de son soutien amical et moral et de ses remarques pertinentes.

Je remercie également tous mes collègues du Laboratoire LESSI, qui ont su créer une ambiance de travail très agréable durant ces quelques années pendant lesquelles j'ai eu le plaisir de collaborer avec eux.

Table des matières

Liste des publications.....	4
Liste des symboles et abréviations.....	6
Liste des figures et tableaux.....	10
Introduction générale	14
Chapitre 1. Généralités : Outils/dispositifs de commande.....	22
1.1 Introduction	22
1.2 Les réseaux de neurones	23
1.2.1 Principe et définition.....	23
1.2.2 Neurone artificiel (formel).....	23
1.2.3 Réseaux de neurones artificiels.....	24
1.2.4 L'apprentissage des réseaux de neurones	26
1.3 Algorithmes Génétiques	30
1.3.1 Principe et définition.....	30
1.3.2 Opérateurs génétiques	31
1.3.3 Algorithme d'évolution.....	32
1.4 Logique floue.....	33
1.4.1 Principe et définition.....	33
1.4.2 Ensembles flous	33
1.4.3 Modèles flous.....	36
1.5 La commande par mode glissant	37
1.5.1 Principe et définition.....	37
1.5.2 Conception de la commande par modes glissants.....	37
1.6 Conception de la commande en fréquences finies.....	41
1.6.1 Principe et définition.....	41
1.6.2 Lemme de GKYP.....	41
1.6.3 Applications	42
1.7 Conclusion	43
Chapitre 2 : Modélisation de la chaîne de conversion de l'énergie éolienne.....	44
2.1 Introduction	44
2.2 Structure d'un éolien	45

2.3	Aérodynamique	47
2.3.1	Puissance aérodynamique	47
2.3.2	Vitesse spécifique	49
2.3.3	Coefficient de puissance	50
2.3.4	Couple aérodynamique	51
2.4	Dispositif d'entraînement	52
2.4.1	Modèle à deux masses	52
2.4.2	Modèle à une masse	55
2.5	Dispositif génératrice.....	57
2.5.1	Machine asynchrone à double alimentation (MADA).....	58
2.6	Modèle de la vitesse du vent.....	67
2.7	Conclusion	68
Chapitre 3 : commande optimale robuste par modes glissants		69
3.1	Introduction	69
3.2	Formulation du problème de la commande d'un éolien.....	70
3.2.1	Objectifs de la commande.....	70
3.2.2	Configuration de la commande.....	72
3.3	Commande optimale par modes glissants et réseau de neurones à base d'algorithme génétique sans reaching phase.	73
3.3.1	Commande par modes glissants standard	73
3.3.2	Commande par modes glissants et réseau de neurones CMGRN.....	75
3.3.3	Commande par CMGRN basée sur AGs sans reaching phase	77
3.3.4	Résultats de la simulation	80
3.4	Commande par modes glissants et réseaux de neurones en temps réel.....	83
3.4.1	Formulation du problème.....	83
3.4.2	La commande CMGRN en temps réel.....	83
3.4.3	Résultats de la simulation	86
3.5	Conclusion	89
Chapitre 4 : Commande robuste en fréquences finies		91
4.1	Introduction	91
4.2	Principe et objectif.....	92
4.3	Commande par modes glissants en fréquences finies	93
4.3.1	Synthèse de la stratégie de commande.....	95
4.3.2	Résultats de la simulation	101

4.4	Commande floue T-S en fréquences finies.....	104
4.4.1	Synthèse de la stratégie de commande.....	106
4.4.2	Résultats de la simulation	111
4.5	Conclusion	116
	Conclusion générale et perspectives	118
	Bibliographie	120
	Annexe	132
	Annexe A	132
	Annexe B	134
	Résumé:	138
	Abstract:.....	139

Liste des publications

Revues Internationales

- 1- Y. Berrada, and I. Boumhidi, “Neural network sliding mode control with time-varying delay for a variable speed wind turbine,” *International Journal of Power and Energy Conversion*, 2017, Vol. 8, No. 4, pp. 343-356. DOI:10.1504/IJPEC.2017.10007976.
- 2- Y. Berrada, and I. Boumhidi, “Sliding mode control for a wind turbine in finite frequency,” *International Journal of Engineering Systems Modelling and Simulation*, 2018, Vol. 10, No. 1, pp. 39-48. DOI:10.1504/IJESMS.2018.10011295.
- 3- Y. Berrada, A. EL AMRANI and I. Boumhidi, “Feedback T-S fuzzy controller in finite frequency for wind turbine,” accepted for publication as a chapter in *Renewable Energies (Reference RE-410)*, Springer.
- 4- Y. Berrada, A. EL Bakri and I. Boumhidi, “Robust control of variable speed wind turbine in finite frequency based on H^∞ performance,” (Submitted).

Communications Internationales

- 1- Y. Berrada, A. El Bakri, and I. Boumhidi, “Feedback TS fuzzy controller in finite frequency for wind energy conversion systems based on neural network,” In *2017 Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)* (pp. 1-6) IEEE, Fez, Morocco, 17-19 April 2017. DOI:10.1109/ISACV.2017.8054952.

- 2- Y. Berrada, A. El-Amrani, and I. Boumhidi, "Finite frequency T-S fuzzy control for a variable speed wind turbine," In *14th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)* (pp. 505-510) IEEE, Marrakech-Morocco, 28-31 March, 2017. DOI:10.1109/SSD.2017.8166951.
- 3- Y. Berrada, E. M. Boufounas, and I. Boumhidi, "Optimal neural network sliding mode control without reaching phase using genetic algorithm for a wind turbine," In *10th IEEE International Conference on Intelligent Systems: Theories and Applications (SITA)* (pp. 1-6), IEEE, Rabat-Morocco, 20-21 Oct. 2015. DOI:10.1109/SITA.2015.7358405.
- 4- Y. Berrada, E-M. Boufounas, R. Laina and I. Boumhidi, "Optimal sliding mode control of a variable speed wind turbine based on neural network and genetic algorithm", *The first IEEE International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV'15)*, Fez-Morocco, 25-26 March 2015.
- 5- 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", *The first IEEE International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV'15)*, (pp. 1-6), IEE, Fez-Morocco, 25-26 March 2015. DOI:10.1109/ISACV.2015.7106174.
- 6- A. El Bakri, Y. Berrada, and I. Boumhidi, "Bayesian regularized artificial neural network for fault detection and isolation in wind turbine," In *2017 Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*, (pp. 1-6) IEEE, Fez-Morocco, 17-19 April 2017. DOI:10.1109/ISACV.2017.8054977.
- 7- A. El-Amrani, Y. Berrada, A. Hmamed, A. El Hajjaji and I. Boumhidi, "Finite frequency H_∞ filtering for discrete-time uncertain systems," In *14th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)* (pp. 580-585) IEEE, Marrakech-Morocco, 28-31 March, 2017. DOI:10.1109/SSD.2017.8166950.

Communications Nationales

- 1- Y. Berrada and I. Boumhidi, "Neural network sliding mode control for variable speed wind turbine," *Workshop Journée de Recherche Inter-Laboratoire*, Fès-Maroc, 13 mai 2017.

Liste des symboles et abréviations

Symboles

R	Rayon de rotor
V, v	Vitesse du vent
V_0	Vitesse moyenne du vent
ρ	Masse volumique de l'air
J_r	Inertie de mass du côté du rotor
J_g	Inertie de mass du côté du générateur
K_{ls}	Coefficient de frottements sur l'arbre lent
K_r	Coefficient de frottements externes du rotor
K_g	Coefficient de frottements externes du générateur
B_{ls}	Coefficient de torsion sur l'arbre lent
T_a	Couple aérodynamique
T_{ls}	Couple de l'arbre lent
T_{hs}	Couple de l'arbre rapide
T_g	Couple électromagnétique du générateur

P_a	Puissance aérodynamique
P_e	Puissance électrique
C_p	Coefficient de puissance
C_q	Coefficient de couple
$C_{p,max}$	Coefficient de puissance maximale, limite de Betz
$C_{p,opt}$	Coefficient de puissance optimal
λ	Vitesse spécifique
λ_{opt}	Vitesse spécifique optimale
Ω_r	Vitesse du rotor
$\Omega_{ropt}, \gamma_{opt}$	Vitesse du rotor optimale
Ω_{ls}	Vitesse de l'arbre lent
Ω_g	Vitesse du générateur
Ω_{gopt}	Vitesse du générateur optimale
θ_r	Angle de position du rotor aérodynamique
θ_{ls}	Angle de position de l'arbre lent
θ_g	Angle de position de l'arbre rapide
n_g	Rapport de transmission du multiplicateur,
f	Fréquence de rotation du rotor aérodynamique
T_{av}	Dérivée partielle de T_a par rapport à la vitesse de vent
$T_{a\beta}$	Dérivée partielle de T_a par rapport à l'angle de calage
$T_{a\Omega}$	Dérivée partielle de T_a par rapport à la vitesse de rotor
d, q	L'axe d et l'axe q du repère biphasé tournant (repère de Park)
P_d	Puissance active statorique sur l'axe d
P_q	Puissance active rotorique sur l'axe q
Q_d	Puissance réactive statorique sur l'axe d
Q_q	Puissances réactive rotorique sur l'axe q

v_{sd}	Tension statorique sur l'axe d
v_{sq}	Tension statorique sur l'axe q
v_{rd}	Tension rotorique sur l'axe d
v_{rq}	Tension rotorique sur l'axe q
i_{sd}	Courant statorique sur l'axe d
i_{sq}	Courant statorique sur l'axe q
i_{rd}	Courant rotorique sur l'axe d
i_{rq}	Courant rotorique sur l'axe q
φ_{sd}	Flux statorique sur l'axe d
φ_{sq}	Flux statorique sur l'axe q
φ_{rd}	Flux rotorique sur l'axe d
φ_{rq}	Flux rotorique sur l'axe q
R_s	Résistance statorique
R_r	Résistance rotorique
L_s	Inductance statorique
L_r	Inductance rotorique
L_m	Inductance mutuelle
p	Nombre de paires de pôles
g	Glissement

Abréviations

CMG	Commande par modes glissants
CMGI	Commande par modes glissants intégrales
CMGT	Commande par modes glissants terminales
CMGRN	Commande par modes glissants et réseaux de neurones
CMGFF	Commande par modes glissants en fréquences finies
DSP	Densité spectrale de puissance

FF	Fréquences finies
FDI	Frequency domain inequality
AG	Algorithme génétique
GKYP	Generalized Kalman-Yakubovich-Popov
KYP	Kalman-Yakubovich-Popov
LMI	Linear Matrix Inequality
MADA	Machine asynchrone à double alimentation
MPC	Multivariable predictive control
RP	Rétropropagation
RNA	Réseau de neurones artificiel
T-S	Takagi–Sugeno
TSFF	Commande floue T-S en fréquences finies

Liste des figures et tableaux

Figures

Figure I.1. Capacité éolienne mondiale cumulative installée 2001-2016.

Figure I.2. Capacité éolienne mondiale annuelle installée 2001-2016.

Figure I.3. Capacité éolienne annuelle installée au Maroc 2001-2016.

Figure I.4. Stratégie énergétique au Maroc à l'horizon 2020.

Figure 1.1. Modèle de base d'un neurone artificiel

Figure 1.2. Représentation graphique d'un réseau de neurones non bouclé

Figure 1.3. Représentation graphique d'un réseau de neurones bouclé

Figure 1.4. Les niveaux d'organisation d'un algorithme génétique

Figure 1.5. Opération de croisement: (a) simple enjambement, (b) double enjambement

Figure 1.6. Opération de mutation: (a) d'un bit, (b) de trois bits

Figure 1.7. Les étapes d'évolution d'un algorithme génétique

Figure 1.8. Exemple d'ensembles considérés en logique floue

Figure 1.9. Exemple d'opérations sur des ensembles flous

Figure 2.1. Eolienne à axe horizontal

Figure 2.2. Schéma de la nacelle

Figure 2.3. Débit d'air à une éolienne

Figure 2.4. Vitesse spécifique du rotor

Figure 2.5. Coefficient de puissance C_p en fonction de vitesse spécifique λ pour plusieurs angles de pales β avec la trajectoire de fonctionnement en régime permanent de l'éolienne (ligne épaisse)

Figure 2.6. Schéma du modèle à deux masses

Figure 2.7. Schéma du modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent

Figure 2.8. Schéma du modèle à une masse ramenée sur l'arbre rapide

Figure 2.9. (a) Générateur asynchrone connecté au réseau par une interface de convertisseur, (b) Générateur asynchrone à cage auto-excité par des condensateurs

Figure 2.10. Structure d'une machine asynchrone à double alimentation connecté au réseau

Figure 2.11. Rotor (à gauche) et stator (à droite)

Figure 2.12 Représentation de la MADA dans l'espace abc

Figure 2.13. Représentation de la MADA dans le repère de Park

Figure 2.14. profil de vent avec : $V_0=10$, $v_1=0.2$, $v_2=2$, $v_3=1$, $v_4=0.2$, $w_1=0.1047$, $w_2=0.2665$, $w_3=1.2930$ et $w_4=3.6645$

Figure 2.15. profil de vent avec : $V_0=20$, $v_1=2.5$, $v_2=4$, $v_3=1$, $v_4=0.52$, $w_1=0.1047$, $w_2=0.2665$, $w_3=1.2930$ et $w_4=3.6645$

Figure 2.16. profil de vent avec : $V_0=15$, $v_1=2$, $v_2=2$, $v_3=1.5$, $v_4=4$, $w_1=0.5047$, $w_2=0.01395$, $w_3=2.2170$ et $w_4=15.6645$

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

Figure 3.2. La structure de commande en cascade du système éolien

Figure 3.3. L'architecture de commande par modes glissants standard

Figure 3.4. L'architecture du réseau de neurones PMC

Figure 3.5. Schéma bloc du système de commande par CMGRNAG

Figure 3.6. Profil de vitesse du vent variable avec une vitesse moyenne de 10m/s

Figure 3.7. Vitesse de rotation du rotor

Figure 3.8. Couple électromagnétique (a) & (b)

Figure 3.9. Variation du gain de commutation par GA

Figure 3.10. Variation du taux d'apprentissage par GA

Figure 3.11. Schéma bloc de la démarche de commande à effet de retard

Figure 3.12. Vitesse de rotation du rotor en tr/min, avec $\alpha = 2$

Figure 3.13. Couple électromagnétique en KN.m, avec $\alpha = 2$

Figure 3.14. Puissance aérodynamique captée du vent en KW, avec $\alpha = 2$

Figure 3.15. Retard variable dans le temps en seconde, avec $\alpha = 2$

Figure 3.16. Vitesse de rotation du rotor en tr/min, avec $\alpha = 0.5$

Figure 3.17. Couple électromagnétique en KN.m, avec $\alpha = 0.5$

Figure 3.18. Puissance aérodynamique captée du vent en KW, avec $\alpha = 0.5$

Figure 3.19. Retard variable dans le temps en seconde, avec $\alpha = 0.5$

Figure 4.1. (a) Profil de vitesse du vent, (b) Vitesse du rotor, (c) Couple électromagnétique et (d) Erreur de poursuite

Figure 4.2. (a) Profil de vitesse du vent, (b) Vitesse du rotor, (c) Couple électromagnétique et (d) Erreur de suivi

Figure 4.3. Réponse temporelle de la vitesse du générateur (a) & (b)

Figure 4.4. Variation de l'angle de calage désiré β_d

Figure 4.5. Réponse temporelle de la couple électromagnétique

Figure 4.6. Fonctions d'appartenance h_i

Figure B.1. Coefficient de puissance $C_p(\lambda, \beta)$

Figure B.2. Coefficient de couple $C_q(\lambda, \beta)$

Tableaux

Tableau 1.1. Ξ pour différentes gammes de fréquence Θ

Tableau 2.1. Coefficient $\alpha_{i,j}$

Tableau 3.1. Les paramètres des algorithmes génétiques

Tableau B.1. Caractéristiques de l'éolienne

Tableau B.2. Paramètres du modèle à deux masses

Tableau B.3. Paramètres du modèle à une masse

Tableau B.4. Constantes de coefficient de puissance $\alpha_{i,j}$

Tableau B.5. Constantes de coefficient de puissance c_i

Introduction générale

Motivation de la thèse

L'idée d'exploiter la puissance du vent n'est pas nouvelle. Les machines éoliennes ont été utilisées par les humains pendant des milliers d'années. Jusqu'au 20^{ème} siècle, l'énergie éolienne était utilisée pour fournir de l'énergie mécanique pour pomper l'eau ou broyer le grain [ACK 2000]. Dans les années 1970, avec le premier choc des prix du pétrole, l'ère moderne des générateurs éoliens a commencé, se concentrant sur la production d'électricité au lieu de l'énergie mécanique. Les méthodes conventionnelles pour produire de l'électricité brûlent le carburant pour fournir l'énergie nécessaire pour conduire un générateur, créant de la pollution, des pluies acides et contribuant au réchauffement climatique. Les systèmes de conversion d'énergie éolienne ont suscité un intérêt croissant en raison des avantages environnementaux et des avantages économiques [KAI 2016] [SEN 2006]. Ces dernières années, la technologie de l'énergie éolienne se développe rapidement; les turbines deviennent moins chères et plus puissantes, ce qui réduit le coût de l'électricité générée de façon renouvelable; le coût de la production d'électricité à partir du vent a chuté de près de 90% depuis les années 1980 jusqu'à 2005 [KAR 2005].

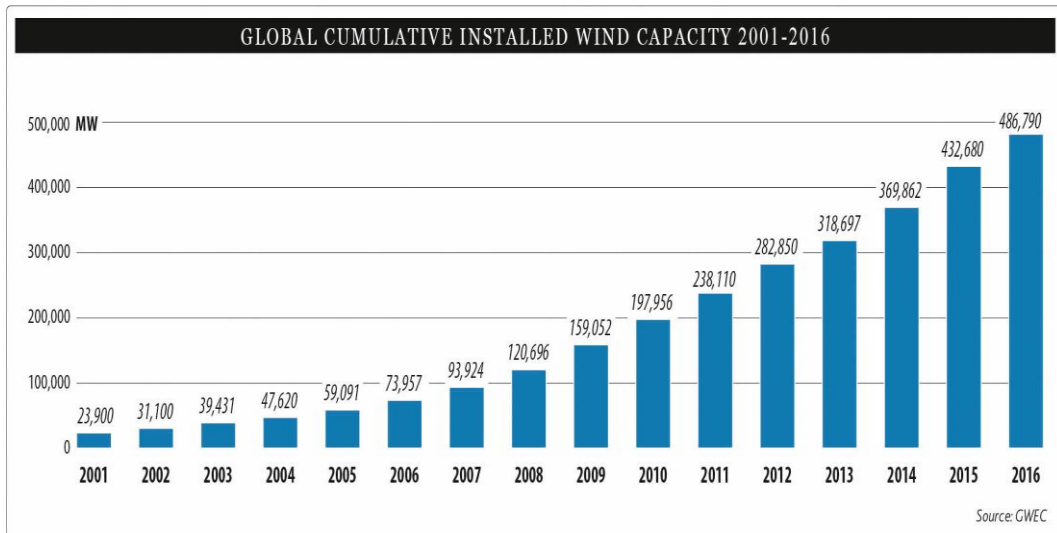


Figure I.1. Capacité éolienne mondiale cumulative installée 2001-2016 [GWEC 2017].

Aujourd'hui, l'énergie éolienne est l'une des ressources énergétiques durables les plus importantes, et est devenue une alternative acceptable pour la production d'énergie électrique, elle ne produit aucun sous-produit nocif pour l'environnement. D'après les statistiques de l'Association mondiale de l'énergie éolienne [WWEA 2017] et du Conseil mondial de l'énergie éolienne [GWEC 2017], la capacité mondiale d'énergie éolienne a atteint plus de 486 GW à la fin 2016 (figure I.1), dont 54 GW ont été ajoutés en 2016 (figure I.2), soit un taux de croissance de 11,8% (17,2% en 2015). Toutes les éoliennes installées dans le monde, à la fin de 2016, peuvent générer environ 5% de la demande mondiale d'électricité.

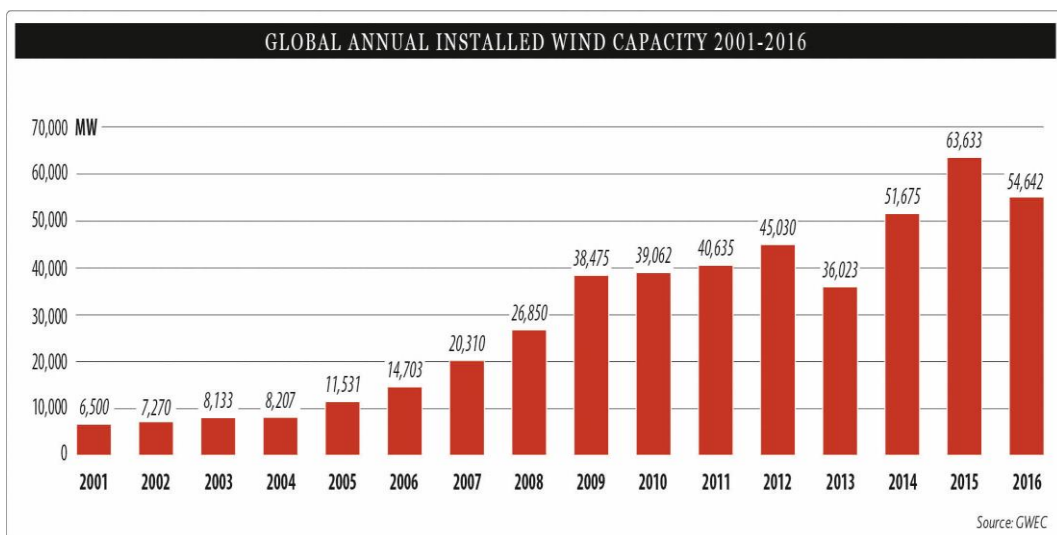


Figure I.2. Capacité éolienne mondiale annuelle installée 2001-2016 [GWEC 2017].

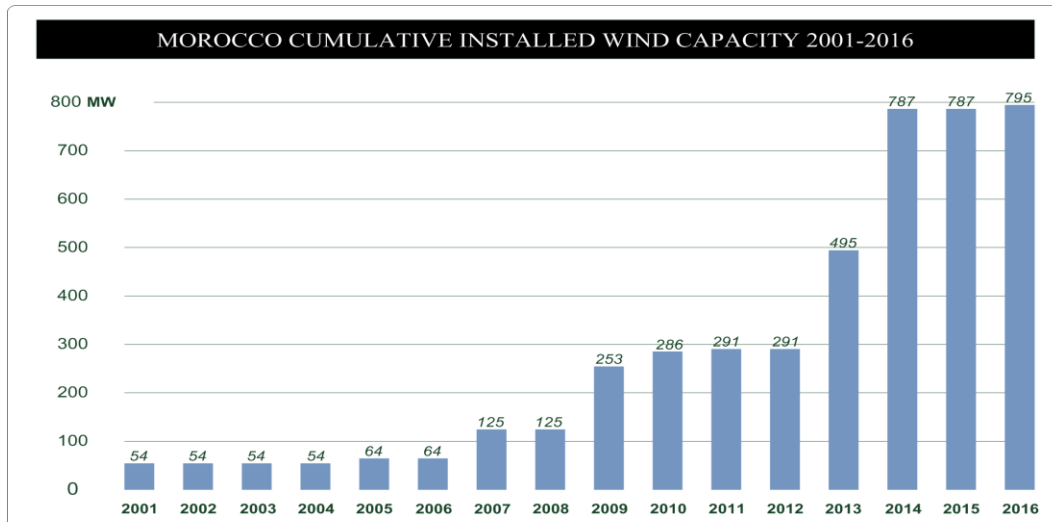


Figure I.3. Capacité éolienne annuelle installée au Maroc 2001-2016 [WWEA 2017].

En particulier au Maroc la production annuelle d'électricité à partir de l'énergie éolienne s'élève actuellement à 18.75 GW (450 GWh), soit une hausse de 4,1% par rapport à l'année 2015, sachant que plus de 795 MW déjà opérationnels (figure I.3), 550 MW en cours de construction et 850 MW en cours d'adjudication. De plus, une capacité additionnelle de 1000 MW est programmée entre 2021 et 2025 [ONE 2017] [WWEA 2017] [KOU 2015]. Et à l'horizon 2020 l'énergie éolienne représentera 14 % (20 % à l'horizon 2030) de la puissance totale installée [ONE 2017].

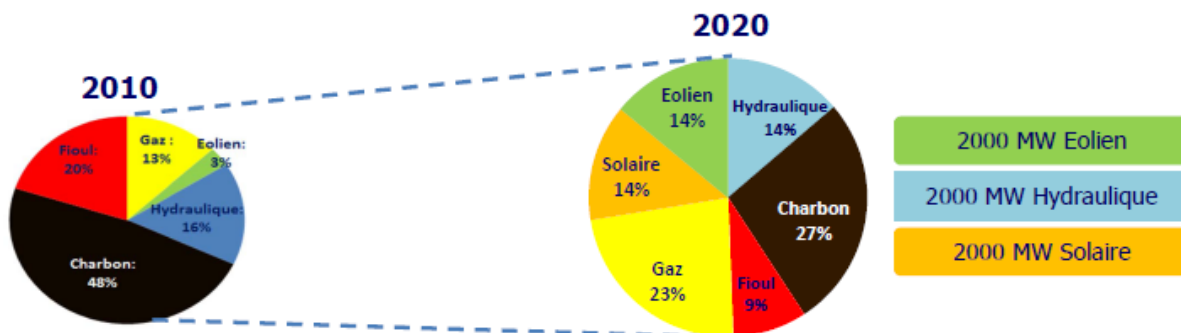


Figure I.4. Stratégie énergétique au Maroc à l'horizon 2020 [ONE 2017].

Contexte de la thèse

Cet intérêt mondial de l'augmentation de la production de l'énergie éolienne, nécessite alors le développement de méthodes et d'outils de production efficaces. La modélisation est l'outil de base pour l'analyse, la conception, le contrôle et l'optimisation. Les systèmes de

conversion de l'énergie éolienne sont de nature très différente de ceux des générateurs traditionnels ou sources classiques. Dans le cas des systèmes des générateurs traditionnels, la modélisation est relativement simple car les modèles d'objets et de contrôleurs sont bien connus et même standardisés; les données sont disponibles. Mais dans le cas de la modélisation d'éoliennes, les chercheurs rencontrent des problèmes liés au manque de données et au manque de structures de systèmes de contrôle en raison de la forte concurrence entre les fabricants d'éoliennes [MAN 2016] [GOS 2014] [LUB 2003] [SWI 2001]. Cela conduit à la situation dans laquelle de nombreux chercheurs modélisent les systèmes de conversion de l'énergie éolienne sous une forme relativement simple, négligeant presque les systèmes de contrôle, ce qui influence considérablement la fiabilité des résultats analytiques.

De plus, les techniques de commande généralement utilisées dans l'industrie pour les systèmes de conversion d'énergie éolienne restent les régulateurs proportionnels intégraux et dérivés P-PI-PID [MEN 2018] [HAN 2000]. Ce sont des techniques de commande linéaires et présentent l'intérêt de la simplicité de mise en œuvre et la facilité de la synthèse des gains des régulations. Au cours du temps, ces applications sont devenues moins efficaces, notamment si les processus à commander ont des structures complexes et non linéaires. Mais en supposant que l'éolienne fonctionne en régime permanent, la plupart des travaux antérieurs sur la commande des éoliennes ne prennent pas en compte les aspects dynamiques du vent et de la turbine, qui ont de fortes caractéristiques non linéaires [MEN 2018] [JOH 2006]. Une caractéristique intéressante des machines éoliennes est que la vitesse du vent détermine le point de fonctionnement; il définit simplement la quantité d'énergie disponible qui peut être convertie en électricité. Le vent ne peut pas être contrôlé; en d'autres termes, le système est entraîné par le bruit, ce qui rend les systèmes éoliens essentiellement différents de la plupart des autres systèmes. D'un autre côté, théoriquement, la production électrique d'une éolienne devrait être régulière et non fluctuante [MUL 2001]. Mais l'électricité produite par les parcs éoliens peut être très variable à différentes échelles de temps: d'heure en heure, quotidiennement et saisonnièrement. Cela représente un défi considérable lorsqu'on incorpore l'énergie éolienne dans un système de réseau, car pour maintenir la stabilité du réseau, l'offre et la demande d'énergie doivent rester équilibrées. Ceci explique la nécessité d'une conception des contrôleurs plus puissants, pour améliorer le comportement des turbines éoliennes et les rendre plus rentables et plus fiables [EBR 2016] [BOU 2011] [BOU 2005].

Dans ce contexte, des études dynamiques doivent donc être menées pour développer ces systèmes afin de les rendre plus rentables et plus efficaces. Les travaux de recherche que nous

exposons dans cette thèse s'inscrivent dans ce cadre en visant à améliorer les performances des systèmes de conversion de l'énergie éolienne pour tirer le meilleur profit.

Objectif de la thèse

L'objectif principal de ce travail est de contribuer à la modélisation et à la commande des systèmes d'énergie éolienne en développant des modèles précis pour une éolienne et, sur la base de ces modèles, d'envisager des issues de commande. Cette commande se décompose en deux parties, soit la commande côté générateur et la commande côté réseau. Pour les deux parties, le but est de tirer le maximum de puissance selon le vent disponible en tout temps, tout en minimisant les efforts de commande ainsi que les charges aérodynamiques subies par l'éolienne.

La décomposition préliminaire de ces objectifs peut être comme suit :

- Modélisation et étude de comportement dynamique des parties aérodynamiques, mécaniques et électriques d'une éolienne à vitesse variable.
- Génération et optimisation de la puissance produite en dessous de la puissance nominale, en d'autres termes à vents faibles.
- Maintenir une qualité de puissance satisfaisante au dessus de la puissance nominale, en d'autres termes à vents forts.
- Minimiser les charges subis notamment par le rotor, le dispositif d'entraînement et les systèmes de commande.

Aperçu de la thèse

De nombreuses études de recherches se proposent de contrôler les systèmes éoliens que ce soit en site isolé ou en réseau, afin de maximiser l'énergie produite [BEL 2010] [JOH 2006] [BIA 2005] [LEI 2000] [MA 1997]. Cependant, l'élaboration de ces approches de commande est principalement basée sur des modèles linéaires invariants dans le temps, mais cela ça marche seulement avec un profil de vent fixe. Dans le cas d'un profil de vent réel [BOU 2006] [MUT 2005], l'efficacité du système peut dégrader, dû à l'aspect dynamique

fortement non linéaire du couple aérodynamique de système éolien. Pour tenir compte de l'aspect dynamique non linéaire, un certain nombre de stratégies de contrôleurs ont été développées [NAR 2017] [ZOU 2015] [BOU 2011]. La technique des modes glissants est une commande non linéaire, largement utilisée dans ce domaine, cela est dû à sa grande robustesse en termes de stabilité et de performance, et sa simplicité de mise en œuvre [QIA 2016] [RAJ 2015] [MER 2014]. Toutefois, cette technique nécessite un gain de commutation élevée en présence de grandes incertitudes, et par conséquent génère un phénomène oscillatoire au niveau de la commande. Sur le plan expérimental, ce phénomène appelé *réticence*. En plus, l'oscillation brusque de la commande, notamment dans le régime transitoire, donne naissance à un deuxième phénomène connu expérimentalement sous le nom de *reaching phase*. Ces phénomènes consistent en des variations brusques et rapides du signal de commande ce qui peut exciter les hautes fréquences du processus et peut l'endommager [AYM 2011] [YIL 2000]. Pour résoudre le problème de *reaching phase*, nous avons modifié l'expression de l'erreur de poursuite en utilisant une fonction exponentielle [BOU 2015a] [MEL 2013] [AYM 2011]. Et afin de surmonter le problème de *réticence*, nous avons utilisé les réseaux de neurones pour l'estimation des incertitudes du système et des dynamiques non modélisées [MAS 2015] [ZOU 2015] [BOU 2013] [BAR 2005], et permet donc d'utiliser un gain de commutation assez petite. Cependant, le choix manuel et fixe d'un gain peut-être ne donne pas les meilleures performances du système qui varient tous le temps, même pour le réseau de neurones en terme de taux d'apprentissage qui est une influence significative sur la vitesse de convergence du réseau. Pour cela nous avons proposé un optimisateur de type algorithme génétique afin d'optimiser ces paramètres. Cependant, nous ne pouvons pas mettre en œuvre ces types d'algorithmes de commande en temps réel à cause du temps de retard généré par l'apprentissage en ligne des réseaux de neurones et l'évolution des algorithmes génétiques, si ce retard n'est pas pris en compte dans la conception du contrôleur, peut entraîner une instabilité ou une détérioration grave des performances du système de commande. Afin de garder l'avantage de l'apprentissage en ligne, et d'assurer la commande en temps réel, nous avons converti le système d'origine en un système à retard variable dans l'entrée qui représente pratiquement le temps d'apprentissage en ligne. Pour gérer le système à retard, nous avons utilisé une méthode appelée *méthode de réduction* [LEC 2015] [NIH 1989] [ROH 1999].

D'un autre côté, comme nous avons déjà mentionné, le système éolien est entraîné par un bruit car le vent est une entrée incontrôlable de plus, il est variable et fluctue rapidement.

En outre, lorsque les perturbations d'un système se produisent dans une bande des fréquences finies, il n'est pas nécessaire de commander le système dans la bande complète des fréquences, car cela peut réduire les performances du système de commande. Ensuite, nous avons développé la stratégie de commande par mode glissant pour améliorer la robustesse du système dans une certaine gamme de fréquences finie où le système brusquement perturbé, en se basant sur l'approche des fréquences finies [XU 2016] [LI 2015] [WAN 2015] [ZHA 2014] [IWA 2005].

Ainsi, la technique de commande floue de type Takagi-Sugeno est une solution considérable pour gérer les systèmes hautement non linéaires [ALH 2015] [CHE 2014] [BOU 2012]. Dans ce travail, nous avons synthétisé un système de commande tout en se basant à la fois sur la modélisation floue Takagi-Sugeno du système éolien et sur l'approche des fréquences finies. Le modèle flou Takagi-Sugeno est proposé pour traiter le comportement non linéaire du couple aérodynamique du système, et l'approche des fréquences finies permet la conception d'une loi de commande floue.

Ce travail s'articulera sur quatre chapitres. *Le premier chapitre* est consacré à l'état de l'art sur les généralités et fondements théoriques, il décrit d'une part, les outils intelligents utilisés qui sont basés sur les réseaux de neurones, les algorithmes génétiques et la logique floue de type Takagi-Sugeno, et d'autre part, les stratégies de commande par mode de glissement traditionnel et l'approche des fréquences finies.

Le deuxième chapitre présente des modèles mathématiques détaillés qui décrivent le comportement dynamique d'un système éolien, y compris des pièces aérodynamiques, mécaniques et électriques. Après avoir décrit le mécanisme de fonctionnement de conversion d'énergie éolienne, le système éolien peut être représenté par deux modèles mathématiques: le modèle à une masse et le modèle à deux masses. Le modèle à une masse est généralement valable aux éoliennes de grande taille à axes rigides, il est en fait une simplification de celui à deux masses qui est plus général. Mais les lois de commande que nous avons élaborée à partir du modèle à deux masses sont plus générales et peuvent être appliquées à n'importe qu'elle éolienne. Le modèle de la machine asynchrone à double alimentation est également déduit, du fait que, les modernes générations des éoliennes reposent essentiellement sur l'utilisation de ce type des génératrices.

Dans *le troisième chapitre* deux lois de commande seront présentées, la première est une commande optimale par modes glissants et réseaux de neurones à base des algorithmes

génétiques. Les réseaux de neurones sont utilisés pour approximer les termes incertains du modèle et les algorithmes génétiques ont pour objectif d'optimiser les paramètres de contrôleur. La mise en ligne des réseaux de neurones exige beaucoup de temps pour l'apprentissage, et donc cette approche de commande ne peut pas s'appliquer en temps réel, la conception de la deuxième loi de commande a pour objectif de surmonter l'inconvénient rencontré du temps réel rencontré au niveau de la première proposition.

Dans *le quatrième chapitre* deux lois de commande robustes seront présentées à base de l'approche des fréquences finies. La première loi est une combinaison entre les modes glissants et l'intervalle des fréquences finies et la deuxième est une commande T-S floue en fréquences finies. Les fréquences finies visent à améliorer la robustesse du système de commande contre les perturbations et les changements brusques de la vitesse du vent.

Chapitre 1. Généralités : Outils/dispositifs de commande

1.1 Introduction

Ce chapitre permet de présenter les outils et les dispositifs de commande dans lesquels s'insère l'étude menée dans l'ensemble de ce document. La première partie rappelle quelques outils intelligents, tels que : les réseaux de neurones artificiels, les algorithmes génétiques et la logique floue. On pourrait dire que ces outils ne sont pas nouveaux, mais sont apparus à partir des années 80. Leur développement se fait à travers les méthodes par lesquelles l'homme essaye de copier la nature et de reproduire le raisonnement et le comportement qui lui sont propres. Bien que ces approches paraissent naturelles, et si elles se sont imposées dans des domaines allant du traitement de l'image à la gestion financière, elles commencent à être utilisées au cours de ces dernières années dans les domaines de l'électrotechnique et de l'industrie afin de résoudre les problèmes de modélisation, d'optimisation, d'estimation, de régulation processus ou de détection de défauts,... . Ces outils intelligents peuvent être intégrés dans cette thèse avec les dispositifs de commande par modes glissants et fréquences finies, qui sont également décrits dans la deuxième partie de ce chapitre.

1.2 Les réseaux de neurones

1.2.1 Principe et définition

L'origine des réseaux de neurones artificiels (RNA) vient de l'essai de modélisation du neurone biologique, au début des années 1940, par McCulloch, W.S., et Pitts, W., [JOD 1994]. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés.

1.2.2 Neurone artificiel (formel)

Un neurone artificiel est une fonction algébrique non linéaire et bornée dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie". Le premier modèle d'un neurone formel est proposé par McCulloch et Pitts en 1943 [MCC 1943]. La figure suivante représente graphiquement le modèle d'un neurone artificiel.

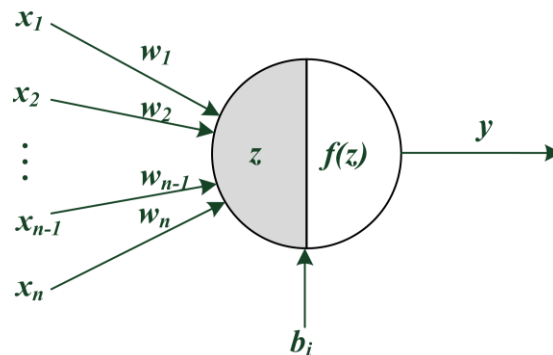


Figure 1.1. Modèle de base d'un neurone artificiel

Les entrées (ou variables) du neurone sont désignées par $\{x_i\}$, les poids $\{w_i\}$ reliant les entrées aux neurones sont des paramètres ajustables. f est une fonction appelée fonction d'activation, qui est non linéaire généralement croissante et bornée, les fonctions les plus connues sont *la fonction signe*, *la fonction sigmoïde* et *la fonction tangente hyperbolique*. La sortie du neurone y est donnée par :

$$y = f(z), \quad z = \sum w_i x_i - b_i \quad (1.1)$$

Où : b_i est appelé biais (Un biais est un neurone dans lequel la fonction d'activation est en permanence égale à 1).

Un neurone artificiel ne réalise donc rien d'autre qu'une somme pondérée suivie d'une non-linéarité. C'est l'association de tels éléments simples sous la forme de réseaux qui permet de réaliser des fonctions utiles pour les applications industrielles.

1.2.3 Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiel est un maillage de plusieurs neurones formels. Généralement, on peut distinguer deux grands types d'architectures des réseaux de neurones: les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés [BIS 1995] [BUR 2001].

1.2.3.1 Réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé est représenté par un ensemble des neurones qui sont arrangés par couches, où il n'y a pas des connexions entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couche suivante. Habituellement, chaque neurone d'une couche étant totalement connecté aux neurones de la couche suivante. L'information circulant donc des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

La figure 1.2 représente un réseau non bouclé qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée dans des tâches de classification, d'approximation de fonction non linéaire ou de modélisation de processus statiques non linéaires, il comprend une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Cette structure est appelée "*Perceptron multicouche*".

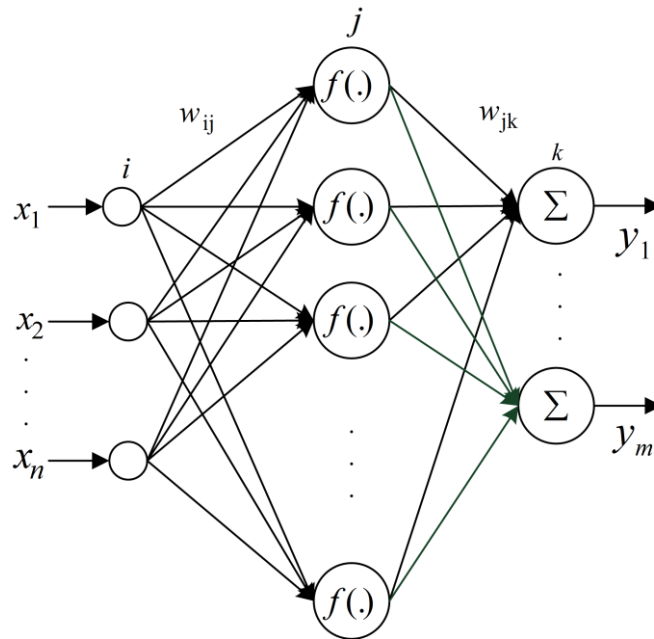


Figure 1.2. Représentation graphique d'un réseau de neurones non bouclé

1.2.3.2 Réseaux de neurones bouclés

Un réseau bouclé (ou récurrent) est un réseau entièrement connecté, appelé aussi *réseau dynamique*, contrairement aux réseaux non bouclés, les réseaux de neurones bouclés peuvent avoir une topologie des connexions cycliques. Dans un réseau à temps discret, un retard est associé à chaque connexion, pour qu'un tel système soit causal, il faut évidemment qu'à tout cycle du graphe des connexions doit être tel que la somme des retards associés à chacune des connexions du cycle soit non nulle. Un réseau bouclé à temps discret est régi par des équations différentielles, il constitue un filtre transverse non linéaire.

La figure 1.3 représente un réseau bouclé qui a une structure d'interconnexion la plus générale. Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau, les nombres dans les carrés sont les retards (exprimés en nombre de périodes d'échantillonnage) associés à chaque connexion. Ces types de réseaux sont utilisés généralement pour effectuer des tâches de filtrage, de modélisation de systèmes dynamiques ou de commande de processus.

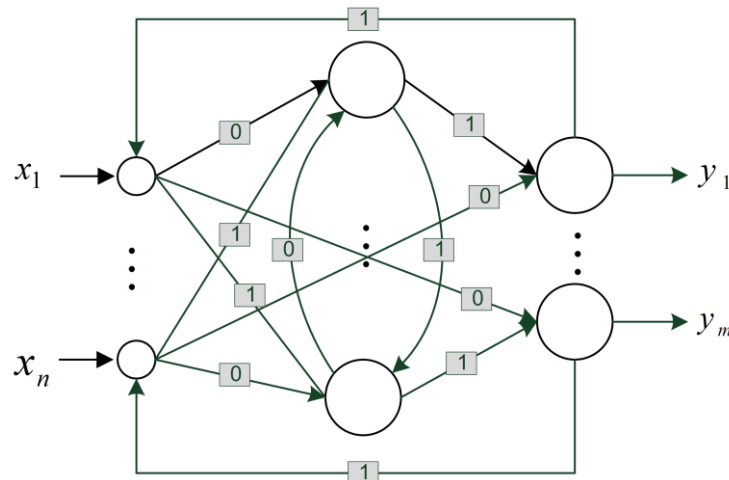


Figure 1.3. Représentation graphique d'un réseau de neurones bouclé

1.2.4 L'apprentissage des réseaux de neurones

Une fois que nous avons choisi l'architecture du réseau de neurones (type de réseau, fonctions d'activation, etc.), nous devons déterminer les autres paramètres ajustables du modèle qui sont les poids qui permettent de connecter les entrées aux neurones cachés et les neurones cachés aux neurones de sortie. Le processus d'ajustement de ces paramètres est connu sous le nom *d'apprentissage*. Généralement, il existe deux types d'apprentissage : l'apprentissage *supervisé* et l'apprentissage *non supervisé* [HEB 2005] [RUM 1987].

1.2.4.1 Algorithme d'apprentissage

La plupart des algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels sont des algorithmes d'optimisation : ils cherchent à minimiser une fonction de coût qui constitue une mesure de l'écart entre les réponses réelles du réseau et ses réponses désirées, par des méthodes d'optimisation non linéaire. Cette optimisation se fait de manière itérative, et a pour objectif de trouver les poids des connexions minimisant l'erreur quadratique en fonction du gradient de la fonction coût : le gradient est estimé par une méthode spécifique aux réseaux de neurones, dite méthode de *rétropropagation*, c'est une méthode d'apprentissage supervisée la plus utilisée dans les réseaux de neurones [RUM 1987] [LIP 1987].

Le principe de la rétropropagation du gradient consiste à présenter au réseau un vecteur d'entrées, de procéder au calcul de la sortie y_{RN} par propagation à travers les couches, en allant de la couche d'entrée vers la couche de sortie et en passant par les couches cachées. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée y_d , une erreur est alors obtenue E_r . A partir de cette erreur, on calcule le gradient de E_r qui se propage de la couche de sortie vers la couche d'entrée en passant par les couches cachées, d'où le terme de rétropropagation. Cela permet la

modification des poids du réseau et donc l'apprentissage du réseau. L'opération est réitérée pour chaque vecteur d'entrée, jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit vérifié.

L'objectif principal de cet algorithme est de modifier les poids du réseau de façon à minimiser l'erreur quadratique globale $E(t)$ donnée par :

$$E = \frac{1}{2} \sum (E_r)^2 = \frac{1}{2} \sum (y_d - y_{RN})^2 \quad (1.2)$$

Où y_d , y_{RN} et E_r sont respectivement, le vecteur de la sortie désirée, le vecteur de la sortie du réseau de neurones et l'erreur d'apprentissage.

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

$$w_{ij}^l(new) = w_{ij}^l(old) + \Delta w_{ij}^l \quad (1.3)$$

$$\Delta w_{ij}^l = \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^l} \quad (1.4)$$

Avec $l = 1, \dots, L$ où L est le nombre de couches du réseau. η est une constante positive inférieure à 1, appelée taux d'apprentissage.

Pour minimiser E , on calcule son gradient par rapport à chaque poids $\left(\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^l} \right)$, puis on modifie les poids dans le sens inverse du gradient.

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

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^l} = \frac{\partial E}{\partial Y_j^l} \times \frac{\partial Y_j^l}{\partial w_{ij}^l} \quad (1.5)$$

De l'équation (1.1) on déduit que :

$$\frac{\partial Y_j^l}{\partial w_{ij}^l} = y_j^{l-1} \quad (1.6)$$

En posant :

$$\delta_j^l = \frac{\partial E}{\partial Y_j^l} \quad (1.7)$$

On obtient :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^l} = \delta_j^l \times y_j^{l-1} \quad (1.8)$$

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

$$\delta_j^L = \frac{\partial E}{\partial y_{RN}} \quad (1.9)$$

$$\delta_j^L = \frac{\partial E}{\partial y_j^L} \times \frac{\partial y_j^L}{\partial y_{RN}} \quad (1.10)$$

$$\delta_j^L = -E \times \dot{f}^L(y_{RN}(k)) \quad (1.11)$$

Avec :

$$\dot{f}^L(y_{RN}) = \frac{\partial f^L(y_{RN})}{\partial y_{RN}} \quad (1.12)$$

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

$$\delta_j^l = \frac{\partial E}{\partial Y_j^l} \quad (1.13)$$

$$\delta_j^l = \frac{\partial E}{\partial y_j^L} \times \frac{\partial y_j^L}{\partial y_{RN}} \times \frac{\partial y_{RN}}{\partial y_j^l} \times \frac{\partial y_j^l}{\partial Y_j^l} \quad (1.14)$$

$$\delta_j^l = -E_r \times \dot{f}^L(y_{RN}) \times w_{ij}^L \times \dot{f}^l(Y_j^l) \quad (1.15)$$

Avec f la fonction sigmoïde.

1.2.4.2 Algorithme de la méthode de rétropropagation

1. *début* : initialisation des poids
2. *faire* : propagation directe: pour chaque vecteur de donné
3. - Affecter $x_i (i = 1, \dots, n)$; envoyer les signaux aux neurones cachés
4. - Chaque neurone caché calcule son entrée : $z_in_j = b_j w_{0j} + \sum_{i=0}^n x_i w_{ij}$
5. - Appliquer sa fonction d'activation pour calculer sa sortie : $z_j = f(z_in_j)$
6. - Chaque neurone de sortie calcule son entrée : $y_in_k = b_k w_{0k} + \sum_{j=1}^N z_j w_{jk}$
7. - Appliquer sa fonction d'activation pour calculer sa sortie : $y_k = f(y_in_k)$
8. - rétropropagation: chaque neurone de sortie reçoit son étiquette t_k
9. - Calculer les gradients : $\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k)$
10. - Calculer les incréments : $\Delta w_{jk} = \eta_k z_j \delta_k$
11. - Rétropropager les gradients δ_k vers la couche cachée qui précède
12. - Chaque neurone caché calcule son δ_in_j correspondant selon :

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$$

13. - Chaque neurone caché calcule son gradient : $\delta_j = \delta_in_j f'(z_in_j)$
14. - Calculer les incréments : $\Delta w_{ij} = \eta_k x_i \delta_j$
15. - Mise à jour des poids et biais selon :

$$w_{ij}(new) \leftarrow \Delta w_{ij} + w_{ij}(old)$$

$$w_{jk}(new) \leftarrow \Delta w_{jk} + w_{jk}(old)$$

16. *jusqu'à* : critère d'arrêt satisfait

10. *retourner* les poids

11. *fin*.

Remarque 1.1. *Puisque la procédure d'apprentissage se fait de manière itérative, les poids sont initialisés aléatoirement avant l'apprentissage. Il est important donc d'initialiser ces poids avec de petites valeurs, car au début de l'apprentissage le réseau fonctionne en mode linéaire, puis il augmente les valeurs de ses poids afin d'ajuster les données avec suffisamment de précision.*

1.3 Algorithmes Génétiques

1.3.1 Principe et définition

Les algorithmes génétiques (AGs) sont des algorithmes de recherche s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle. Ils combinent une stratégie de "survie des plus forts". Les algorithmes génétiques, comme les réseaux de neurones, font partie des *Réseaux Adaptatifs Non-linéaires* [REN 1994]. Ils sont composés d'un ensemble d'unités élémentaires ou agents, qui sont des chromosomes (neurones dans le cas des RNAs). Ces agents échangent l'information aléatoirement mais structurés le plus souvent de façon parallèle et distribuée. Les variables à optimiser ou bien à déterminer sont alors regroupées dans des séquences de gènes qui seront combinées avec d'autres gènes pour former des chromosomes et par après des individus. Chaque individu est évalué et classifié selon sa ressemblance avec la solution désirée, en utilisant des opérations naturelles inspirées de *Darwin* [WRI 1991].

Un ensemble d'individus forment une population ou génération (Figure 1.4). Les meilleurs individus de la population sont ceux qui ont une meilleure chance de se reproduire et de transmettre une partie de leur héritage génétique à la prochaine génération. Une nouvelle génération est alors créée en combinant les gènes des parents. On s'attend à ce que certains individus de la nouvelle génération possèdent les meilleures caractéristiques de leurs parents. La nouvelle population est alors soumise aux mêmes opérateurs génétiques, et par après génère ses propres rejetons. Ce processus est répété plusieurs fois, jusqu'à ce que tous les individus possèdent le même héritage génétique (critère d'arrêt). Les membres de cette

dernière population, qui sont habituellement très différents de leurs ancêtres, possèdent de l'information génétique qui correspond à la meilleure solution au problème à résoudre.

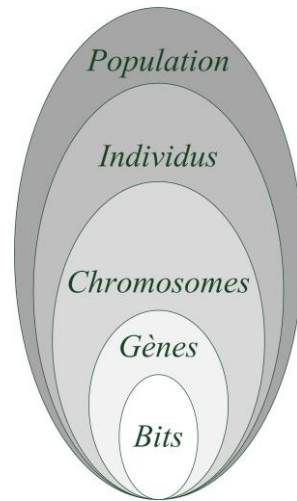


Figure 1.4. Les niveaux d'organisation d'un algorithme génétique

1.3.2 Opérateurs génétiques

Les algorithmes génétiques comportent généralement trois opérateurs : *Sélection*, *Croisement* et *Mutation* [WRI 1991].

1.3.2.1 Opérateur de sélection

Ce processus consiste à choisir les individus les mieux adaptés selon la valeur de leur fonction objective "*fitness*" afin d'avoir une génération de solution la plus proche de converger vers la qualité que l'on cherche à optimiser. Si on choisie des individus selon leur fonction fitness, ceci implique que les individus ayant des valeurs plus élevées (meilleur fitness) ont une plus grande probabilité de contribuer au rejetons de la prochaine population. Ceci correspond au principe de Darwin « *la survie du plus fort* ».

L'implantation de cet opérateur peut se faire par plusieurs méthodes. Les plus connues sont : *la méthode de la loterie biaisée (roulette wheel)*, *la méthode élitiste*, *la sélection par tournois* et *la sélection universelle stochastique* [BÄC 2000].

1.3.2.2 Opérateur de croisement

Cet opérateur appelé aussi *crossover*, représente la transposition informatique du mécanisme qui permet la production de chromosomes qui héritent partiellement des caractéristiques des parents. Ceci correspond au principe *d'hérédité* de la théorie de Darwin. Généralement, on distingue deux types de croisement : *simple* ou *multiple enjambements*.

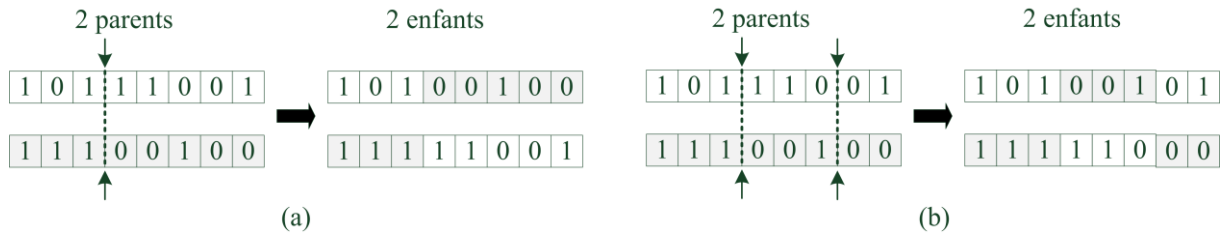


Figure 1.5. Opération de croisement: (a) simple enjambement, (b) double enjambements

1.3.2.3 Opérateurs de mutation

Cet opérateur consiste à inverser un bit (ou plusieurs bits) d'un gène avec une probabilité très faible, généralement comprise entre 0.01 et 0.001. Cet opérateur est l'application du *principe de variation* de la théorie de Darwin.



Figure 1.6. Opération de mutation: (a) d'un bit, (b) de trois bits

1.3.3 Algorithme d'évolution

La figure suivante représente graphiquement le processus d'évolution d'un algorithme génétique :

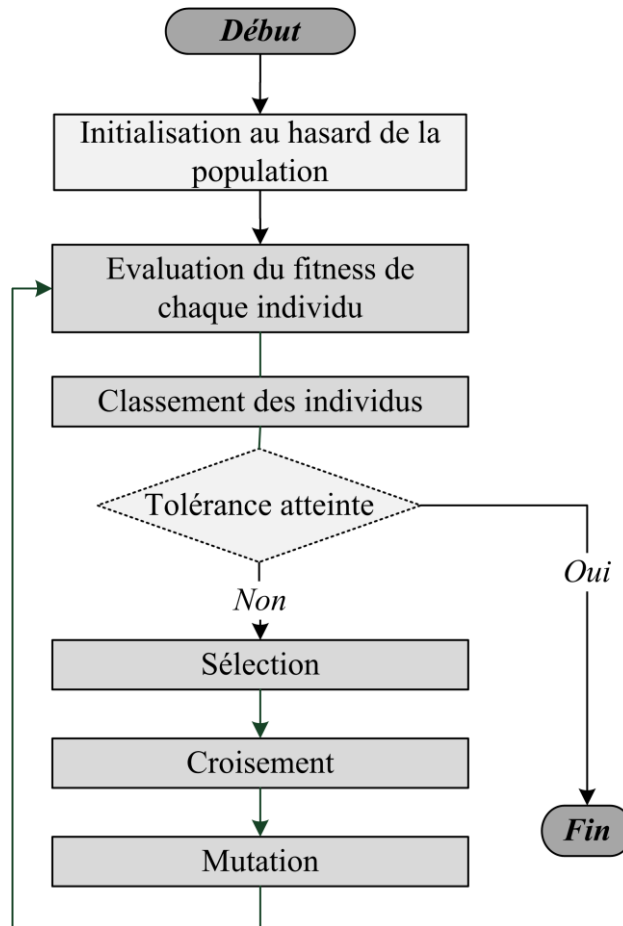


Figure 1.7. Les étapes d'évolution d'un AG

1.4 Logique floue

1.4.1 Principe et définition

La logique floue est une extension de la logique booléenne classique proposée par Lotfi Zadeh en 1965 [ROS 1998] qui permet de modéliser les incertitudes des données et, dans une certaine mesure, d'approcher la flexibilité du raisonnement humain.

Généralement, les systèmes flous s'appuient sur une représentation sous forme des règles « **Si-Alors** » qui permettent de représenter les relations entre les variables d'entrée et de sortie.

1.4.2 Ensembles flous

La théorie des ensembles flous est également fondée sur l'idée de définir des sous-ensembles pouvant contenir des éléments de façon partielle (Figure 1.8). Les sous-ensembles flous sont concernés par un degré de vérité dit *degré d'appartenance*. Un ensemble flou est

donc définit comme suit : soit S un ensemble et x un élément de cet ensemble, un sous-ensemble flou F de S est défini par une fonction d'appartenance $\mu_F(x)$ qui mesure le degré auquel x appartient à F . Plus précisément, soit F une séquence des valeurs logiques 0 et 1, la fonction d'appartenance est utilisée pour mesurer l'élément x dans l'intervalle des nombres réels $[0, 1]$.

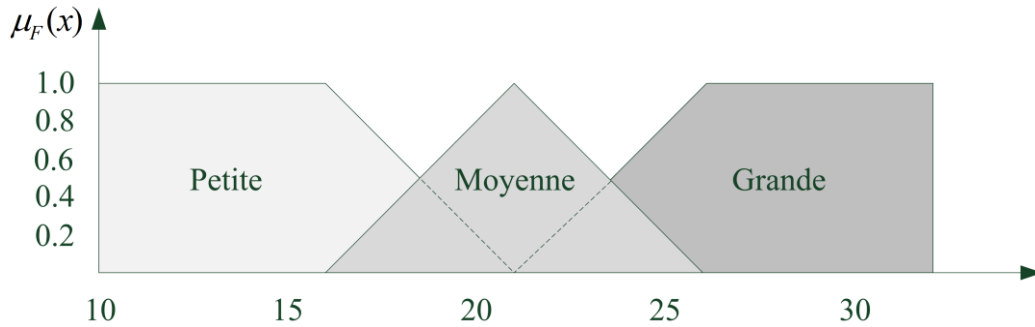


Figure 1.8. Exemple d'ensembles considérés en logique floue

1.4.2.1 Opérateurs flous

Les opérateurs flous peuvent être définis de diverses manières, généralement, ils décrivent comment des ensembles flous interagissent entre eux. Voici quelques opérations les plus populaires: le complément (*NON*), l'intersection (*ET*) et l'union (*OU*). La figure 1.9 représente ces trois opérations, de façon graphique.

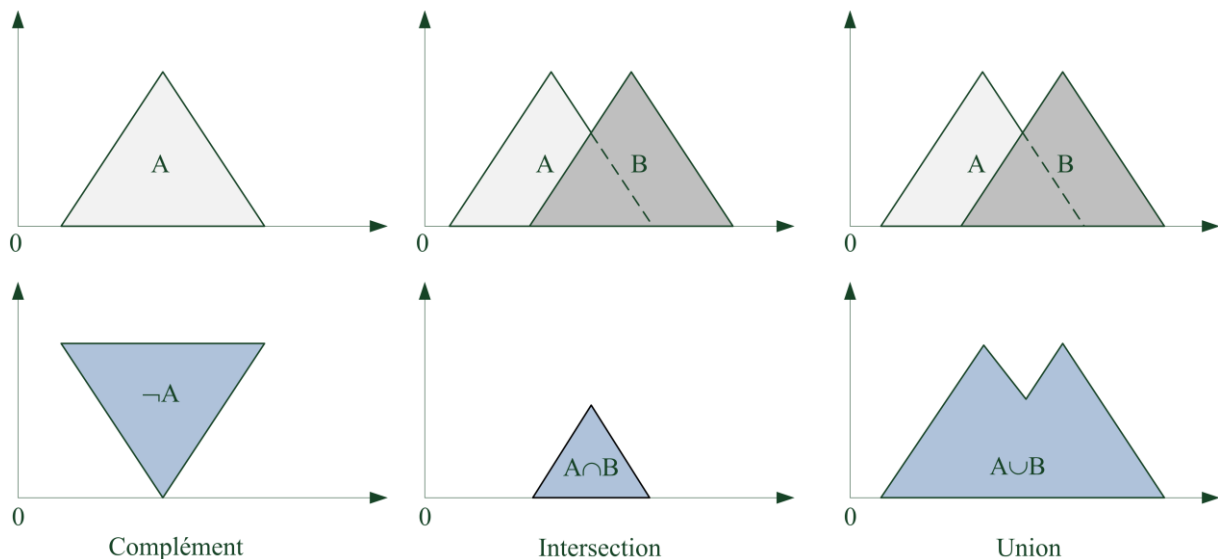


Figure 1.9. Exemple d'opérations sur des ensembles flous

1.4.2.2 Variables linguistiques

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

La variable linguistique *Vitesse* peut être évaluée par six valeurs linguistiques (cinq sous-ensembles flous): *Très lente, Lente, Moyenne, Rapide, Très rapide*.

La variable linguistique *Taille* peut être évaluée par trois valeurs linguistiques (trois sous-ensembles flous): *Petite, Moyenne et Grande*.

1.4.2.3 Règles floues

Une règle floue est une déclaration de la forme suivante :

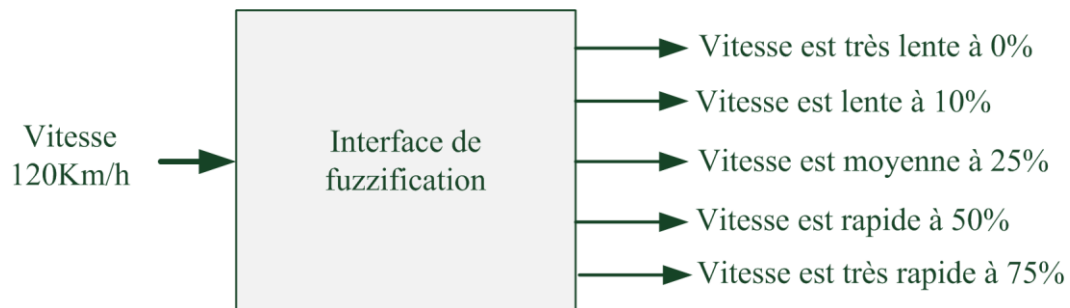
SI x est A **ALORS** y est B

Où x et y sont des variables linguistiques, A et B sont des sous-ensembles flous.
Exemple:

SI *vitesse* est *lente* **ALORS** *arrêt* est *court*.

1.4.2.4 Fuzzification

L'étape de fuzzification permet de transformer les variables physiques réelles (représentation classique) en ensembles flous (représentation floue) caractérisant les valeurs linguistiques prises par ces variables. Exemple :



1.4.2.5 Défuzzification

La défuzzification est l'opération inverse de la fuzzification, cette étape consiste à transformer les ensembles flous de la variable de sortie en sortie réelle. Là aussi il existe plusieurs méthodes : *méthode des hauteurs pondérées, méthode par valeur maximale, méthode du centre de gravité*.

Parmi ces méthodes, la plus couramment utilisée est celle du centre de gravité. Il s'agit de calculer la position du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante, l'abscisse de ce centre de gravité devient la sortie réelle [GAL 2001].

1.4.3 Modèles flous

Un modèle de raisonnement flou est généralement constitué d'un ensemble de règles «Si Alors» qui permettent de représenter les relations entre les variables d'entrée et de sortie. Généralement, on peut distinguer trois types de modèles flous: *Modèle flou Mamdani* [MAM 1977], *Modèle flou relationnel* [PED 1984], *Modèle flou Takagi-Sugeno* [TAK 1985]. Dans cette thèse, nous nous intéressons au dernier modèle.

1.4.3.1 Modèle flou de Takagi-Sugeno

La technique de Sugeno permet de simplifier le calcul de l'agrégation des règles floues (modèles locaux linéaires), afin d'obtenir plus rapidement une solution précise. Cette technique est souvent utilisée pour les applications à temps réel, où le temps de calcul est important. Les modèles flous de Takagi–Sugeno (T-S) sont construits à partir d'une base de règles « **Si ... Alors ...** ». Les prémisses sont toujours exprimées linguistiquement alors que les conclusions sont de nature numérique, et donc similaires à celles utilisées dans un modèle flou Mamdani.

Un système flou de type T-S est basé sur une collection des règles R_i du type :

$$R_i : \text{SI } x \text{ est } A_i \text{ et } y \text{ est } B_i \text{ ALORS } z_i = f_i(x, y), \quad i = 1, \dots, N$$

Où f représente une fonction réelle. R_i dénote la $i^{\text{ème}}$ règle du modèle. N est le nombre de règles. x et y sont les variables d'entrées et z est la variable de sortie. A_i et B_i sont les sous-ensembles flous de la $i^{\text{ème}}$ règle.

La particularité d'un système T-S est que la logique floue est seulement utilisée dans la partie prémisses des règles, par contre la partie conclusion est décrite par des valeurs numériques.

Pour les valeurs d'entrée précises x_0 et y_0 , l'agrégation des règles est évaluée selon le mécanisme suivant :

$$z = \frac{\sum_i^n \mu_i f_i(x_0, y_0)}{\sum_i^n \mu_i} \quad \text{où } \mu_i = \mu_i(x_0) \cdot \mu_i(y_0) \quad (1.16)$$

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

1.5 La commande par modes glissants

1.5.1 Principe et définition

La commande par modes glissants (CMG) est une technique de commande à structure variable non linéaire, consiste à amener la trajectoire d'état d'un système vers la surface de glissement et de la faire commuter, à l'aide des fonctions discontinues, la structure du système de manière que le vecteur d'état suive une trajectoire dans l'espace d'état (hypersurface) [UTK 2013] [SLO 1984] [UTK 1977].

Cependant, ces fonctions discontinues engendrent des oscillations, connues sous le nom de *réticences* (*chattering*), une fois le système atteint le régime glissant. Ces phénomènes demeurent donc le problème principal des commandes par modes glissants. L'une des solutions permettant de réduire ce phénomène est la méthode de la couche limite qui consiste à approximer les discontinuités dans la commande par des fonctions à variation plus douce telles que : *la tangente hyperbolique, la fonction de saturation* [SLO 1991]. Il existe d'autres méthodes pour réduire ce phénomène telles que : *modes glissants d'ordre supérieur, modes glissants intégraux* [UTK 2006] [UTK 1996]. Pourtant, ces méthodes permettant d'avoir une solution au phénomène de réticence ont un prix : elles réduisent la robustesse de système.

1.5.2 Conception de la commande par modes glissants

En général, la conception de la commande par modes glissants est effectuée en trois étapes :

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

Avant de discuter de ces étapes, on considère un système non linéaire incertain, exprimé sous la forme suivante :

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= x_2 \\
 \dot{x}_2 &= x_3 \\
 &\vdots \\
 \dot{x}_n &= f(x,t) + g(x,t)u + \mathcal{G}(t) \\
 y &= h(x,t)
 \end{aligned} \tag{1.17}$$

Où $x = [x_1 \dots x_n] \in \mathfrak{R}^n$ représente le vecteur d'état du système. $u \in \mathfrak{R}$ et $y \in \mathfrak{R}$ sont respectivement l'entrée et la sortie du système. $f(x,t) \in \mathfrak{R}$ et $g(t,x) \in \{\mathfrak{R} / g(x,t) \neq 0\}$ représentent les dynamiques nominales du système. $\mathcal{G}(t)$ est un terme additif inconnu borné qui représente le terme incertain regroupant les défauts de modélisation, les dynamiques négligées et les perturbations externes.

1.5.2.1 Choix de la surface de glissement

Supposons que l'objectif de commande est d'assurer la poursuite de la consigne y_r par la sortie du système (1.17). La surface de glissement est synthétisée à partir de l'erreur de poursuite et du degré relatif du système.

Définition 1.1 [BEN 2012]

Le degré relatif est le nombre « r » de la première dérivée totale où le contrôle apparaît explicitement avec un coefficient non nul

$$s^{(r)} = f(x,t) + g(x,t)u, \frac{\partial s^{(r)}}{\partial u} = g \neq 0 \quad (1.18)$$

Où r est défini par les conditions

$$L_f h(x,t) = L_f^2 h(x,t) = \dots = L_f^{r-2} h(x,t) = 0, L_g L_f^{r-1} h(x,t) \neq 0 \quad (1.19)$$

Pour le système (1.17), la fonction de glissement peut être choisie comme un opérateur différentiel linéaire d'ordre $(r-1)$, agissant sur l'erreur de poursuite $e = y - y_r$, en tant que :

$$\sigma(x,t) = e^{(r-1)} + a_{r-2}e^{(r-2)} + \dots + a_1\dot{e} + a_0e \quad (1.20)$$

Où $a_i, \{i=0, \dots, r-2\}$ sont les paramètres décrivant la dynamique de la surface de glissement, choisis tels que le polynôme $\sigma(x,t)$ soit un polynôme d'Hurwitz.

Une fois la fonction de glissement est établie le problème de la poursuite nécessite la conception d'une loi de commande tel que le vecteur d'état reste sur la surface de glissement, $\sigma(x,t) = 0$ pour tout $t \geq 0$.

1.5.2.2 Détermination des conditions d'existence

La condition d'attractivité ou de convergence permet aux dynamiques du système, malgré l'existence d'incertitudes, de converger vers la surface de glissement et ensuite de rester sur cette surface. Il s'agit donc de construire une fonction $V(x)$ appelée fonction de Lyapunov dont la dérivée temporelle $\dot{V}(x)$ assure la stabilité du système. Si $V(x) > 0 \forall x \neq 0$ et $\dot{V}(x) < 0$ le système est asymptotiquement stable. Ainsi, la loi de commande doit être calculée en vérifiant une condition assurant la stabilité de $\sigma(x, t) = 0$.

Pour la détermination de la condition de convergence, une classe de fonctions de Lyapunov du type quadratiques est défini par [UTK 2013] [UTK 1993]

$$V(\sigma) = \frac{1}{2} \sigma^2 \quad (1.21)$$

Il est évident que cette fonction est définie positive. Une condition nécessaire et suffisante pour que la fonction de glissement $\sigma(x, t)$ tende vers 0, est que la dérivée de la fonction de Lyapunov (1.21) soit définie négative

$$\dot{V}(\sigma) = \sigma \dot{\sigma} < 0 \quad (1.22)$$

Cette condition d'attractivité n'assure pas la convergence en temps fini vers la surface de glissement. Pour garantir la convergence en temps fini, une condition non-linéaire appelée condition de η -attractivité [UTK 2013] doit être respectée

$$\dot{V}(\sigma) = \sigma \dot{\sigma} < -\eta |\sigma|, \quad \eta > 0 \quad (1.23)$$

Où pour $\sigma \neq 0$, l'inégalité (1.23) devient :

$$\dot{\sigma} < -\eta \cdot \text{sign}(\sigma), \quad \eta > 0 \quad (1.24)$$

L'intégration de cette inégalité sur l'intervalle de temps $[0 \quad t]$:

$$\int_0^t \dot{\sigma} dt < \int_0^t (-\eta \cdot \text{sign}(\sigma)) dt, \quad \eta > 0 \quad (1.25)$$

D'où, si $\sigma(0) > 0$, $\sigma(t) \leq \sigma(0) - \eta t$, et si $\sigma(0) < 0$, $\sigma(t) \geq \sigma(0) + \eta t$. Donc $\sigma(t)$ atteint 0 dans un temps $t \leq \frac{|\sigma(0)|}{\eta}$ dans tous les cas.

1.5.2.3 Etablissement de la loi de commande

La structure d'une commande par modes glissants comporte deux parties : la première partie appelée *commande équivalente* concerne la linéarisation et la deuxième appelée *commande discontinue* concerne la stabilisation [UTK 2013] [UTK 1993]

$$u = u_{eq} + U_s \quad (1.26)$$

Le terme équivalent u_{eq} décrit un mouvement idéal de glissement. Il est obtenu grâce aux conditions d'invariance de la surface de glissement

$$\dot{\sigma} = \sigma = 0 \quad (1.27)$$

D'où :

$$u_{eq} = \frac{-1}{g(t, x)} \left(f(x, t) - y_r^{(r)} + \sum_{i=0}^{r-2} a_i e^{(i+1)} \right) \quad (1.28)$$

Le terme de robustesse permet de compenser l'écart dynamique entre le système réel et sa référence, et d'éliminer les perturbations externes. Il est obtenu afin de satisfaire la condition d'existence

$$U_s = -\alpha \cdot \text{sign}(\sigma), \quad (1.29)$$

Avec l'amplitude α est une constante positive qui représente le gain de la commande, appelée gain de commutation, choisi de manière à être suffisamment grand pour compenser les perturbations et les incertitudes du système. Le symbole *sign* désigne la *fonction signe* :

$$\text{sign}(\sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sigma > 0 \\ -1 & \text{si } \sigma < 0 \\ 0 & \text{si } \sigma = 0 \end{cases} \quad (1.30)$$

A partir de (1.23) et (1.24), on peut noter que le terme discontinu de la loi de commande permet d'assurer la convergence en temps fini, ainsi que la robustesse du système vis-à-vis des perturbations externes.

1.6 Conception de la commande en fréquences finies

1.6.1 Principe et définition

Dans l'analyse de systèmes et la conception de contrôles, les propriétés dynamiques sont souvent caractérisées par des réponses en fréquences. La forme d'une réponse en fréquences, telle que le diagramme de *Bode* ou de *Nyquist*, est étroitement liée à diverses mesures de performance, y compris l'erreur en régime permanent, transitoire rapide et lisse, et la robustesse vis-à-vis des incertitudes. Par conséquent, les propriétés souhaitées peuvent être formalisées en termes d'un ensemble d'inégalités dans le domaine fréquentiel (FDIs). Les problèmes d'analyse et de conception se réduisent ensuite à la vérification et la satisfaction de ces FDIs.

Le lemme *de Kalman-Yakubovich-Popov* (KYP) [RAN 1996] [AND 1967] [KAL 1963], établit l'équivalence entre un FDI et une inégalité matricielle linéaire (LMI). LMI est définie par des matrices d'espace d'état de la fonction de transfert dans la FDI, de sorte que la FDI reste vraie si et seulement si LMI admet une solution. La caractérisation de LMI d'un FDI est utile puisqu'elle remplace le processus de vérification du FDI par la recherche d'une matrice symétrique satisfaisant une contrainte convexe de dimension finie définie par la LMI. De plus, les conditions de la LMI comprennent la compréhension analytique de contrôles robustes et optimaux à travers les factorisations spectrales et les fonctions de Lyapunov.

Le lemme KYP standard traite des FDIs requis pour toutes les fréquences. Pour permettre plus de flexibilité dans la conception des systèmes pratiques, ce lemme a été généralisé par Iwasaki et al. [IWA 2015] [IWA 2005] [IWA 2003] pour traiter les FDIs dans des gammes de fréquences finies ou semi-finies.

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

1.6.2 Lemme de GKYP

Considérons un système linéaire stable :

$$\dot{x} = Ax + Bu, \quad G(s) = (sI - A)^{-1}B \quad (1.31)$$

Où $x \in \mathfrak{R}^n$ et $u \in \mathfrak{R}^m$ sont respectivement l'état et l'entrée de système. $G(s)$ est la fonction de transfert de u à x .

Soit ω un scalaire positif donné, et Φ est une matrice Hermitienne, les deux instructions suivantes sont équivalentes:

(i) L'inégalité de fréquences finies :

$$\begin{bmatrix} G(s) \\ I \end{bmatrix}^* \Phi \begin{bmatrix} G(s) \\ I \end{bmatrix} < 0 \quad (1.32)$$

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

$$\begin{bmatrix} A & B \\ I & 0 \end{bmatrix}^* \Xi \begin{bmatrix} A & B \\ I & 0 \end{bmatrix} + \Phi < 0 \quad (1.33)$$

Où Ξ est défini dans le tableau suivant.

Tableau 1.1. Ξ pour différentes gammes de fréquences Θ

	BF	MF	HF
Θ	$\omega \leq \omega_l$	$\omega_1 \leq \omega \leq \omega_2$	$\omega \geq \omega_h$
Ξ	$\begin{bmatrix} -Q & P \\ P & \omega_l^2 Q \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -Q & P + j\omega_c Q \\ P - j\omega_c Q & -\omega_1 \omega_2 Q \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} Q & P \\ & -\omega_h^2 Q \end{bmatrix}$

Où BF, HF et MF représentent respectivement, basses, hautes et moyennes fréquences, avec $\omega_c = (\omega_1 + \omega_2)/2$.

1.6.3 Applications

Le lemme KYP généralisé est utile pour une variété de conceptions de systèmes dynamiques, permettant aux concepteurs d'imposer des exigences de performance sur des bandes de fréquences déterminées.

La conception d'un contrôle par retour d'état classique, par la mise en forme d'une fonction de transfert scalaire en boucle ouverte dans le domaine fréquentiel. L'objectif est donc de concevoir un contrôleur pour un système donné de sorte que le système en boucle fermée soit stable et possède de bonnes performances dictées par la poursuite de référence,

l'atténuation des perturbations, la sensibilité au bruit et la robustesse contre les incertitudes, dans des gammes de fréquences finies [XU 2017] [ZHA 2014] [SUN 2011].

D'autre part, le problème du filtrage a reçu une attention considérable en raison de sa large applicabilité lorsque la robustesse est imposée. Notons que, dans la pratique, parfois les plages de fréquences des bruits ou des perturbations sont connues. Pour traiter ces cas, il est plus raisonnable de concevoir des filtres en fréquences finies. Ces filtrages sont à l'origine de nombreuses applications pratiques dans les systèmes de contrôle et de traitement du signal au cours des dernières années [DUN 2017] [LON 2016] [ELA 2016].

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu général sur les notions de base des outils intelligents suivants: les réseaux de neurones, les algorithmes génétiques et la logique floue. Les réseaux de neurones seront utilisés pour l'estimation des parties incertaines et les dynamiques non modélisées du système réel, les algorithmes génétiques seront utilisés pour l'optimisation des paramètres qui sont sélectionnés manuellement alors que la logique floue, elle a pour but de gérer les systèmes non linéaires. Enfin, nous avons présenté la synthèse d'un contrôle par modes glissants standard, puis nous avons discuté le concept de commande en fréquences finies.

Les outils et les approches présentés ici, seront développés afin de concevoir des lois des commandes robustes pour des chaînes de conversions d'énergies éoliennes, qui seront modélisés dans le prochain chapitre.

Chapitre 2 : Modélisation de la chaîne de conversion de l'énergie éolienne

2.1 Introduction

Ce chapitre concerne le principe de fonctionnement d'une éolienne et les modèles mathématiques associés. Ces modèles sont issus des lois de physique pour la partie mécanique et de la mécanique des fluides pour le comportement aérodynamique.

Généralement il existe deux grandes familles d'éoliennes: les éoliennes à axes horizontal et les éoliennes à axes vertical. Les générateurs éoliens modernes sont principalement constitués d'axe de rotation horizontal, d'une roue ou bien rotor composée de trois pales, d'une boîte de vitesses et d'un générateur asynchrone à grande vitesse (également appelé générateur à induction). Les générateurs asynchrones sont utilisés en raison de leurs avantages, tels que la simplicité de construction, les possibilités de fonctionnement dans diverses conditions de fonctionnement et les faibles coûts d'investissement et d'exploitation. L'éolienne étudiée dans cette thèse est également équipée d'un système de commande qui permet d'améliorer les performances de la chaîne de conversion d'énergie éolienne.

2.2 Structure d'une éolienne

Une éolienne est un générateur d'électricité fonctionnant grâce à la vitesse du vent. Elle se compose d'un rotor qui se met en mouvement grâce à la force du vent; c'est la première conversion qu'effectue : transformer l'énergie cinétique du vent en énergie de rotation (mécanique), cette rotation est ensuite convertie en électricité par une génératrice. Les principaux composants d'une éolienne à axe horizontal moderne sont (figure 2.1)

- Une tour qui supporte la nacelle.
- Le rotor (hélice), qui extraient l'énergie cinétique présente dans le vent et la transforment en puissance mécanique.
- La nacelle renferme tous les instruments qui permettent à l'éolienne de fonctionner automatiquement.

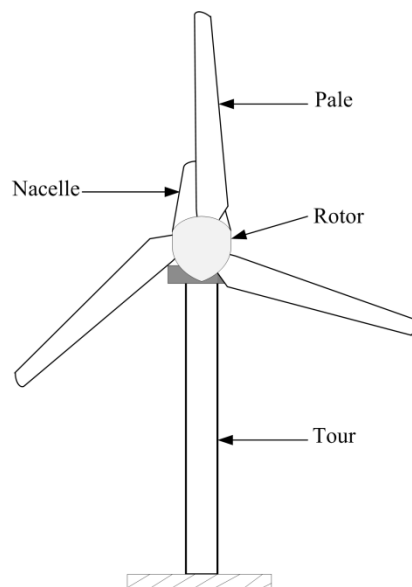


Figure 2.1. Eolienne à axe horizontal

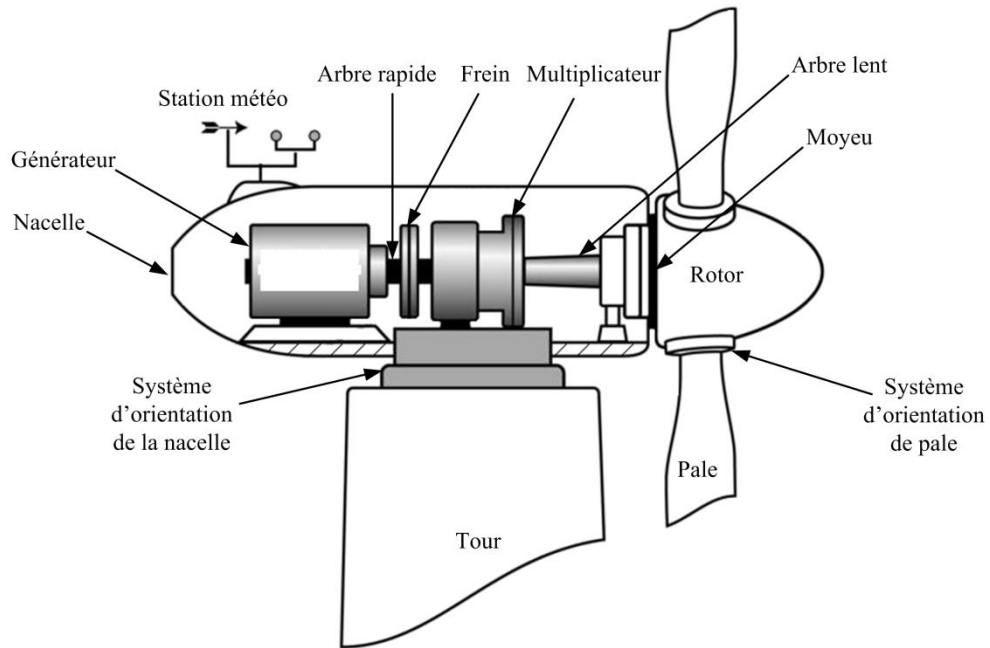


Figure 2.2. Schéma de la nacelle

Malgré la simplicité apparente de la nacelle (figure 2.2), le mécanisme de fonctionnement de cette machine est très complexe. Une éolienne ne fonctionne que lorsque le vent souffle. Elle est constituée par les éléments suivants :

- Rotor : Il est constitué généralement de trois, deux ou seulement une pale fixée sur un moyeu.
- Frein : Il est déclenché à un seuil prédéterminé par un détecteur de vitesse de vent et relâché lorsque le vent baisse d'intensité. Ce dispositif permet d'immobiliser le rotor au cours des opérations de maintenance et d'éviter l'emballement de la machine, ce qui assure la sécurité.
- Arbre lent : C'est l'arbre à la rotation la plus lente car il se situe avant le multiplicateur de vitesse et après le rotor. Il transmet le mouvement du rotor au multiplicateur de vitesse.
- Multiplicateur: Il fait tourner l'arbre rapide à une vitesse supérieure à celle de l'arbre lent, par un système équivalent à celui des engrenages. Le multiplicateur est un convertisseur de puissance : il multiplie la vitesse d'entrée pour atteindre la vitesse de sortie exigée par la génératrice.

- Arbre rapide : Plus rapide que l'arbre primaire car sa vitesse a été multipliée par le multiplicateur de vitesse. Il transmet donc le mouvement de rotation adapté au générateur.
- Génératrice : C'est la partie qui transforme le mouvement en énergie électrique. C'est un alternateur. La rotation de l'arbre entraîne un aimant dans une bobine produisant ainsi le courant. Le problème qui se pose est la vitesse de ces moteurs asynchrones qui ne cesse de varier en fonction du vent. Il existe une solution qui consiste à installer des Machines asynchrones à double alimentation. L'intérêt de la vitesse variable pour une éolienne est de pouvoir fonctionner sur une large plage de vitesses de vent, ce qui permet de tirer le maximum de puissance possible.
- Station météo : Une girouette et anémomètre surveillent le vent et orientent la nacelle.
- Système d'orientation de la nacelle : Il permet de pivoter la nacelle de sorte que les pales soient situées face au vent. Le dispositif d'orientation est contrôlé par un automate qui enregistre la direction du vent grâce aux signaux émis par la girouette.
- Système d'orientation de pale : Il permet d'ajuster la portance des pales à la vitesse du vent pour maintenir une puissance sensiblement constante dans la zone où la vitesse du vent est forte.

2.3 Aérodynamique

2.3.1 Puissance aérodynamique

La production d'énergie éolienne dépend de l'interaction entre le rotor et le vent. Les premières analyses aérodynamiques des éoliennes ont été effectués par Betz [BET 1926] et Glauert [GLA 1935] à la fin des années 1920 et au début des années 1930. L'énergie cinétique du vent E_v et la puissance P_v résultante sont définies par :

$$E_v = \frac{1}{2} m_v V^2 \quad (2.1)$$

$$P_v = \frac{1}{2} \dot{m}_v V^2 = \frac{1}{2} \rho A V^3 \quad (2.2)$$

Où $\dot{m}_v = \rho A V$ est le débit massique à travers une surface donnée A , avec ρ est la masse volumique de l'air et V la vitesse du vent. En supposant un tube homogène, avec la vitesse du vent V_1 à l'entrée et la vitesse du vent V_3 à la sortie, et une vitesse du vent V_2 entre les deux (figure 2.3).

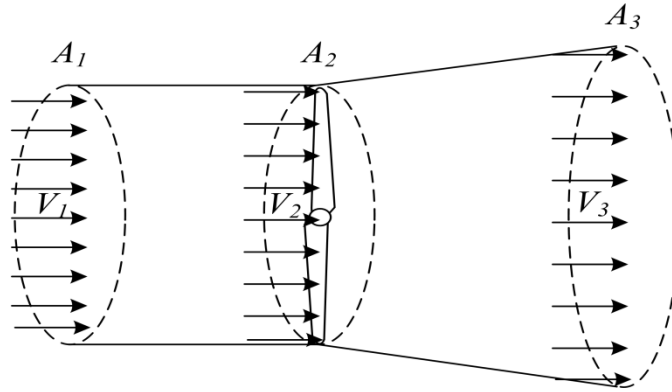


Figure 2.3. Débit d'air à une éolienne

Si on suppose que la masse volumique de l'air ρ est constante avant et après le tube (figure 2.3). Alors, l'équation suivante (2.3) est vraie.

$$\rho A_1 V_1^2 = \rho A_2 V_2^2 = \rho A_3 V_3^2 \quad (2.3)$$

L'énergie et la puissance qui peuvent être extraites du vent sont :

$$E_v = \frac{1}{2} m_v (V_1^2 - V_3^2) \quad (2.4)$$

$$P_v = \frac{1}{2} \dot{m}_v (V_1^2 - V_3^2) \quad (2.5)$$

Avec l'écoulement dans le plan du rotor est :

$$\dot{m}_v = \rho A_2 V_2 \quad (2.6)$$

Selon le théorème de *Froude-Rankine* [GAS 2005], nous pouvons prouver que la vitesse du vent dans le plan du rotor est la moyenne de la vitesse du vent à l'avant et derrière le plan du rotor, ce qui signifie

$$V_2 = \frac{V_1 + V_3}{2} \quad (2.7)$$

En introduisant (2.6) avec V_2 selon (2.7) en (2.5), l'énergie extraite par le vent pour un plan de rotor d'éolienne $A_r = A_2$ donné (figure 2.3) peut alors être décrite comme :

$$P_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 V_1^3 C_p(x) \quad (2.8)$$

$$C_p(x) = \frac{1}{2} (1+x)(1-x^2) \quad (2.9)$$

Avec R est le rayon du rotor, et $x = V_3/V_1$. En mettant la première dérivée par rapport à x de la fonction résultante à zéro, on trouve un maximum pour $x = 1/3$.

D'après (2.7), on voit que l'extraction de la puissance maximale peut être obtenue par une vitesse du vent dans le plan du rotor de $V_2 = 2/3 V_1$. En insérant ce résultat dans (2.9), le coefficient de puissance maximum C_p selon Betz est :

$$C_{p,\max} = \frac{16}{27} \approx 0.593 \quad (2.10)$$

Cette constante décrit l'énergie maximale qui peut être extraite du vent. Le facteur de puissance décrit une limite théorique qui est indépendante de la conception ou le nombre des pales.

2.3.2 Vitesse spécifique

La relation entre la vitesse du vent et la vitesse de rotation du rotor est caractérisée par un facteur non dimensionnel, connu sous le nom de vitesse spécifique (tip speed ratio en anglais), notée par λ .

$$\lambda = \frac{\Omega_r R}{V} = \frac{2\pi f R}{V} \quad (2.11)$$

Où: Ω_r , R , f et V sont respectivement, vitesse angulaire, rayon de rotor, fréquence de rotation et vitesse du vent.

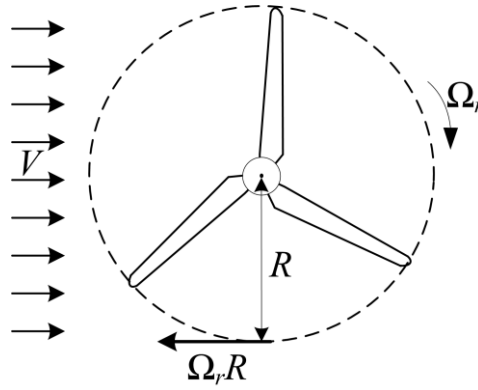


Figure 2.4. Vitesse spécifique du rotor

2.3.3 Coefficient de puissance

Le coefficient de puissance (C_p) d'une éolienne est une mesure de l'efficacité avec laquelle l'éolienne convertit l'énergie du vent en électricité. Comme le montre l'expression ci-dessous, elle est généralement définie comme le rapport de la puissance extraite par l'éolienne par rapport à la puissance disponible dans le vent.

$$C_p = \frac{\text{Puissance extraite}}{\text{Puissance disponible}} = \frac{P_a}{P_v} \quad (2.12)$$

En pratique, le frottement et la force d'entraînement réduisent la valeur du coefficient de puissance maximum (2.10) à environ 0.5 pour les grandes éoliennes. Cela dépend du nombre de pales du rotor et de leurs formes géométriques et aérodynamiques. On peut calculer une expression analytique de C_p pour différentes valeurs de vitesse spécifique λ et d'angle de calage β de pales, il se présente sous la forme d'une fonction non linéaire, décrite par une famille de polynômes ou splines [MIL 2003].

$$C_p(\lambda, \beta) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \alpha_{i,j} \beta^i \lambda^j \quad (2.13)$$

Avec les coefficients $\alpha_{i,j}$ et l'ordre du polynôme donné par n et m .

On peut montrer qu'un nombre pair de paramètres conduit à une représentation améliorée aux limites de la fonction. Une bonne représentation dans une plage limitée allant de $\lambda = [2 ; 13]$ et $\beta = [0 \text{ deg} ; 25 \text{ deg}]$ peut être atteinte avec une représentation 4×4 en utilisant 16 coefficients (Annexe B) [FOR 2014].

Une autre expression plus complexe suggérée par Heier [HEI 1998], donnée par l'équation suivante :

$$C_p(\lambda, \beta) = c_1 \left(\frac{c_2}{\lambda_i} - c_3 \beta - c_4 \right) \exp\left(\frac{-c_5}{\lambda_i} \right) + c_6 \lambda \quad (2.14)$$

Où :

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{c_7}{\lambda + c_8 \beta} - \frac{c_9}{\beta^3 + c_{10}}$$

Avec les constantes c_1 à c_{10} dépendent de la caractéristique de l'éolienne (Annexe B). Alors que la variation de coefficient de puissance C_p en fonction de la vitesse spécifique λ et de l'angle de calage β est représentée dans la figure 2.5 et la figure B.1 (Annexe B).

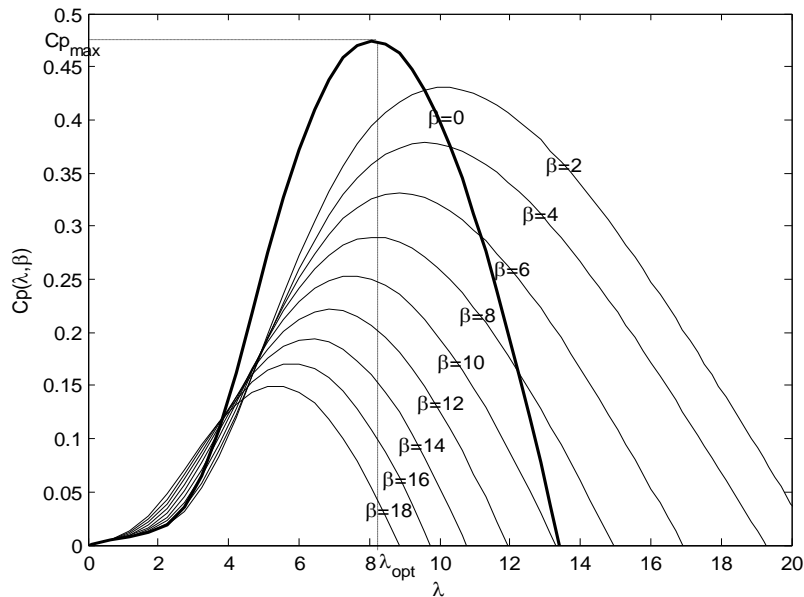


Figure 2.5. Coefficient de puissance C_p en fonction de vitesse spécifique λ pour plusieurs angles de pales β avec la trajectoire de fonctionnement en régime permanent de l'éolienne (ligne épaisse)

2.3.4 Couple aérodynamique

L'énergie cinétique du vent capturée par l'aéroturbine se transforme en mécanique qui se traduit par un couple moteur T_a qui fait tourner le rotor à une vitesse Ω_r . Le couple aérodynamique (en Nm) peut alors être calculé comme :

$$T_a = \frac{P_a}{\Omega_r} \quad (2.15)$$

En remplaçant l'expression de puissance P_a (2.8) pour une vitesse de vent v dans (2.15) et en tenant compte de (2.11), on peut réécrire l'expression du couple aérodynamique sous la forme :

$$T_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 v^2 C_q(\lambda, \beta) \quad (2.16)$$

Où le coefficient de couple C_q définit par :

$$C_q(\lambda, \beta) = \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda} \quad (2.17)$$

Comme nous l'avons vu précédemment le coefficient de puissance C_p dépend de l'angle de calage β et de la vitesse spécifique λ qu'est aussi dépend de la vitesse du vent v et de la vitesse angulaire du rotor Ω_r . Alors, Le coefficient du couple C_q est exprimé en fonction de λ et β . La courbe du coefficient du couple aérodynamique de l'éolienne considérée dans ce travail est représentée dans la figure B.2 (Annexe B).

2.4 Dispositif d'entraînement

Le dispositif d'entraînement de l'éolienne est la partie qui transfère l'énergie du rotor vers le générateur, se compose principalement d'un rotor à vent, d'un arbre du rotor (arbre lent), d'un multiplicateur (boîte de vitesses), d'un arbre du générateur (arbre rapide) et d'un système de génératrice comme le montre la figure 2.2. Les arbres et le multiplicateur sont modélisés à l'aide d'une représentation d'inertie à deux masses ou seulement à une mass.

2.4.1 Modèle à deux masses

Le modèle à deux masses est souvent utilisé lors de l'analyse de l'interaction de l'éolienne avec la grille, parce que, du fait de ses vibrations de torsion, le dispositif d'entraînement a une influence significative sur les fluctuations de puissance [LUB 2003] [HAN 2002]. Ce modèle est très employé dans la littérature [BOU 2015b] [BOU 2006] [BON 1994]. La structure du modèle est présentée sur la figure 2.6.

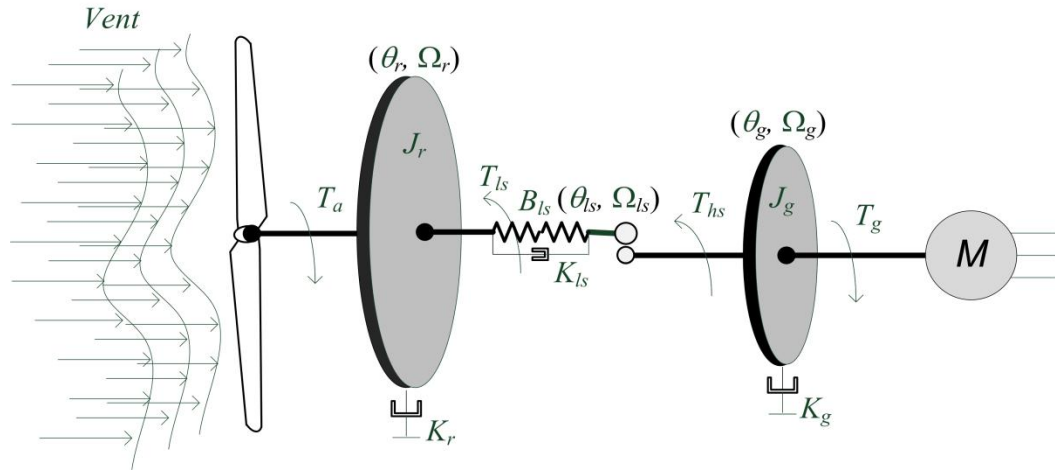


Figure 2.6. Schéma du modèle à deux masses

Avec :

J_r	inertie de mass du côté du rotor,	$[kg.m^2]$
J_g	inertie de mass du côté du générateur,	$[kg.m^2]$
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 du générateur,	$[Nm/rad/s]$
B_{ls}	coefficient de torsion sur l'arbre lent,	$[Nm/rad]$
T_a	couple aérodynamique,	$[Nm]$
T_{ls}	couple de l'arbre lent,	$[Nm]$
T_{hs}	couple de l'arbre rapide,	$[Nm]$
T_g	couple électromagnétique du générateur,	$[Nm]$
Ω_r	vitesse du rotor,	$[rad/s]$
Ω_{ls}	vitesse de l'arbre lent,	$[rad/s]$
Ω_g	vitesse du générateur,	$[rad/s]$
θ_r	angle de position du rotor,	$[rad]$
θ_{ls}	angle de position de l'arbre lent,	$[rad]$
θ_g	angle de position de l'arbre rapide,	$[rad/s]$
n_g	rapport de transmission du multiplicateur,	$[Sans\ unité]$

Le modèle de dispositif d'entraînement à deux masses présenté dans cette thèse comprend l'inertie de la turbine et du générateur. Le moment d'inertie du rotor de turbine (moyeu avec pales, arbre lent et multiplicateur) est d'environ 90% du moment total du

dispositif d'entraînement, alors que le moment d'inertie du rotor du générateur est égal à environ 10%. Dans le même temps, le générateur représente la plus grande raideur de torsion.

A cause de sa taille immense, le rotor peut être modélisé par une seule masse, en effet, les inerties du multiplicateur et de l'arbre lent sont intégrées à celle du rotor, qui est sensiblement égale à celle des pales. L'inertie de l'arbre rapide est intégrée à celle de la génératrice. Les torsions des pales, moyeu et de multiplicateur sont associées à celle de l'arbre lent. Alors que l'arbre rapide est supposé infiniment rigide. Les frottements externes visqueux sur le dispositif d'entraînement sont regroupés dans deux coefficients K_r et K_g pour le rotor et la génératrice, respectivement. Les frottements internes sont regroupés avec celles de l'arbre lent K_{ls} .

En appliquant la deuxième loi de Newton, la dynamique de la vitesse du rotor Ω_r avec l'inertie J_r entraînée par le couple aérodynamique T_a et freiné par le couple T_{ls} de l'arbre lent et la force des frottements associés K_r , est représentée par une équation différentielle de premier ordre.

$$J_r \dot{\Omega}_r = T_a - T_{ls} - K_r \Omega_r \quad (2.18)$$

Le couple de freinage agissant sur le rotor est un couple d'arbre lent T_{ls} qui peut être obtenu en utilisant la rigidité et le facteur d'amortissement de cet arbre, prise en compte les frottements associés K_{ls} .

$$T_{ls} = B_{ls}(\theta_r - \theta_{ls}) + K_{ls}(\Omega_r - \Omega_{ls}) \quad (2.19)$$

Le multiplicateur est pour objectif d'adapter la vitesse de rotation entre le rotor et le générateur. Pour un multiplicateur idéal, le rapport de transmission n_g est défini comme suit

$$n_g = \frac{T_{ls}}{T_{hs}} = \frac{\Omega_g}{\Omega_{ls}} = \frac{\theta_g}{\theta_{ls}} \quad (2.20)$$

Par la même procédure de la dynamique du rotor, la dynamique de la vitesse du générateur Ω_g avec l'inertie de la génératrice J_g entraînée par le couple de l'arbre rapide T_{hs} et freiné par le couple électromagnétique T_g et la force des frottements associés K_g , est représentée aussi par une équation différentielle de premier ordre.

$$J_g \dot{\Omega}_g = T_{hs} - K_g \Omega_g - T_g \quad (2.21)$$

En remplaçant la dérivée temporelle de T_{ls} dans l'équation (2.19) et en utilisant les équations (2.18), (2.20) et (2.21), le modèle mathématique sera

$$\begin{cases} \dot{\Omega}_r = -\frac{K_r}{J_r}\Omega_r - \frac{1}{J_r}T_{ls} + \frac{1}{J_r}T_a \\ \dot{\Omega}_g = -\frac{K_g}{J_g}\Omega_g + \frac{1}{n_g J_g}T_{ls} - \frac{1}{J_g}T_g \\ \dot{T}_{ls} = \left(B_{ls} - \frac{K_{ls}K_r}{J_r}\right)\Omega_r + \frac{1}{n_g}\left(\frac{K_{ls}K_g}{J_g} - B_{ls}\right)\Omega_g - K_{ls}\left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r}\right)T_{ls} + \frac{K_{ls}}{J_r}T_a + \frac{K_{ls}}{n_g J_g}T_g \end{cases} \quad (2.22)$$

2.4.2 Modèle à une masse

Dans le modèle à une masse, tous les types de composants du dispositif d'entraînement sont regroupés et fonctionnent comme une seule masse tournante, la masse peut être ramenée sur l'arbre lent comme le montre la figure 2.7 ou sur l'arbre rapide figure 2.8. Les arbres de transmission sont parfaitement rigides et liés par un multiplicateur idéal [BOU 2006] [VIH 2002] [EKE 1997] [CAR 1996]. Ce modèle est souvent utilisé pour les éoliennes de grande taille.

2.4.2.1 Modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent

Le modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent est généralement utilisé sur la commande de l'aéroturbine. Dans ce modèle l'inertie du rotor est ramenée sur l'arbre lent, tandis que les inerties du multiplicateur et du générateur peuvent être négligées devant celle de la turbine [EKE 1997] [CAR 1996].

L'arbre lent est supposé infiniment rigide, i.e. $\theta_r = \theta_{ls}$, $\Omega_r = \Omega_{ls}$, et alors, le rapport de transmission n_g sera

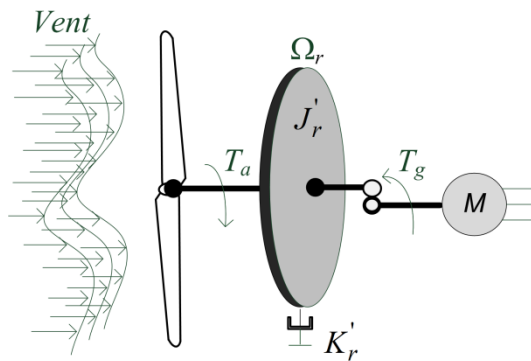


Figure 2.7. Schéma du modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent

$$n_g = \frac{T_{ls}}{T_{hs}} = \frac{\Omega_g}{\Omega_r} = \frac{\theta_g}{\theta_r} \quad (2.23)$$

La dynamique du rotor (2.18) et celle de la génératrice (2.21) deviennent

$$J_r \dot{\Omega}_r = T_a - n_g T_{hs} - K_r \Omega_r \quad (2.24)$$

$$J_g n_g \dot{\Omega}_r = T_{hs} - K_g n_g \Omega_r - T_g \quad (2.25)$$

En remplaçant T_{hs} dans (2.24) par celle de (2.25), on obtient le modèle du système dynamique suivant :

$$J'_r \dot{\Omega}_r = T_a - K'_r \Omega_r - T_{em} \quad (2.26)$$

Où :

$$\begin{aligned} J'_r &= J_r + n_g^2 J_g \\ K'_r &= K_r + n_g^2 K_g \\ T_{em} &= n_g T_g \end{aligned}$$

Avec J'_r , K'_r and T_{em} sont respectivement l'inertie, le coefficient de frottements du rotor, et le couple électromagnétique du générateur ramenés de la côte de l'arbre lent.

2.4.2.2 Modèle à une masse ramenée sur l'arbre rapide

Le modèle à une masse ramenée sur l'arbre rapide est généralement utilisé sur la commande de la génératrice. L'inertie globale constituée de l'inertie de la génératrice et de celle de la turbine, la grande inertie de turbine correspond aux pales et au moyeu, et la petite inertie représente le générateur d'induction [ELA 2004]. En utilisant les mêmes hypothèses que précédemment, et par la même procédure, on obtient le modèle du système dynamique suivant :

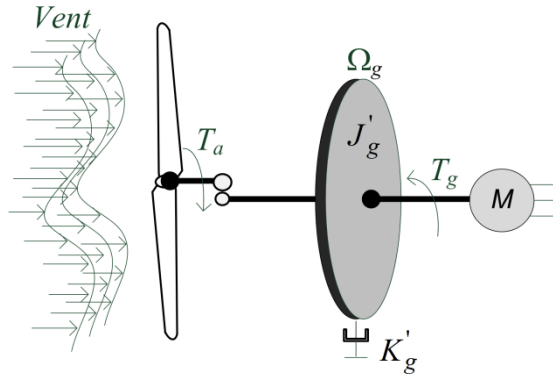


Figure 2.8. Schéma du modèle à une masse ramenée sur l'arbre rapide

$$J'_g \dot{\Omega}_g = T_r - K'_g \Omega_g - T_g \quad (2.27)$$

Où :

$$\begin{aligned} J'_g &= J_g + \frac{J_r}{n_g} \\ K'_g &= K_g + \frac{K_r}{n_g} \\ T_r &= \frac{T_a}{n_g} \end{aligned}$$

Avec J'_g , K'_g and T_r sont respectivement l'inertie, le coefficient de frottements du rotor, et le couple aérodynamique ramenés de la côte de l'arbre rapide.

2.5 Dispositif génératrice

Le générateur d'une éolienne est un dispositif de conversion d'énergie mécanique en énergie électrique: l'énergie mécanique transmise par l'arbre rapide fait tourner le rotor du générateur à grande vitesse. La rotation du rotor crée un champ magnétique tournant dans le stator. Ce champ magnétique tournant va permettre la création d'électricité. Il existe deux grands types des génératrices: les générateurs asynchrones et synchrones, en général, une distinction est faite entre les deux types. Les générateurs asynchrones permettent la synchronisation avec le réseau et sont très robustes et de faible maintenance. Cependant, les générateurs synchrones sont également utilisés parce qu'ils sont plus efficaces. Les générateurs synchrones peuvent être directement connectés au réseau, ou un onduleur peut

être utilisé. Mais ils ont besoin d'équipement supplémentaire pour la synchronisation avec le réseau.

Les générateurs asynchrones, connectés au réseau (figure 2.9a) ou fonctionnant en sites isolés (figure 2.9b) sont les plus utilisés pour les systèmes de conversion de l'énergie éolienne. On y trouve la machine asynchrone à double alimentation (MADA), et la machine à cage (GAAE).

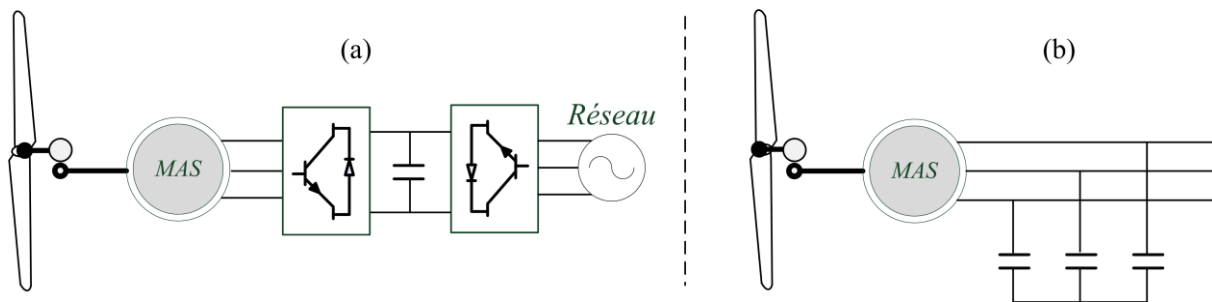


Figure 2.9. (a) Générateur asynchrone connecté au réseau par une interface de convertisseur. (b) Générateur asynchrone à cage auto-excité par des condensateurs.

Pour les éoliennes de moyenne et forte puissance, les générateurs asynchrones à double alimentation sont les plus fréquemment utilisés. Ici, la vitesse de rotation de fonctionnement peut être légèrement modifiée, contrairement à l'utilisation de générateurs asynchrones classiques. Dans cette thèse, nous nous intéressons à la machine asynchrone à double alimentation (MADA).

2.5.1 Machine asynchrone à double alimentation (MADA)

2.5.1.1 Structure de générateur MADA:

La figure 2.10 représente une éolienne à base de la MADA pilotée au rotor. Dans cette conception le stator de la machine asynchrone est connecté directement au réseau et le rotor est alimenté par un convertisseur bidirectionnel qui est également connecté au réseau. Le redresseur alimente les enroulements rotorique par les tensions et la fréquence de consigne qu'il reçoit de la procédure de commande. L'onduleur est contrôlé d'une manière à garder constante la tension du bus continu. Cette configuration a l'avantage de réaliser des

économies sur les convertisseurs de puissance car la puissance transitée par le circuit rotorique est faible par rapport à la puissance statorique [RUD 2015] [ELA 2004].

Les principales caractéristiques peuvent être résumées comme suit :

- Plage de vitesse de fonctionnement limitée $\pm 30\%$.
- Convertisseur électronique de puissance à petite échelle (perte de puissance réduite).
- Contrôle complet de la puissance active et de la puissance réactive échangée avec la grille.
- Besoin d'un système de bagues (pour la connexion d'un convertisseur statique, dans le cas d'un pilotage de la machine par le rotor).
- Besoin d'une boîte de vitesses.

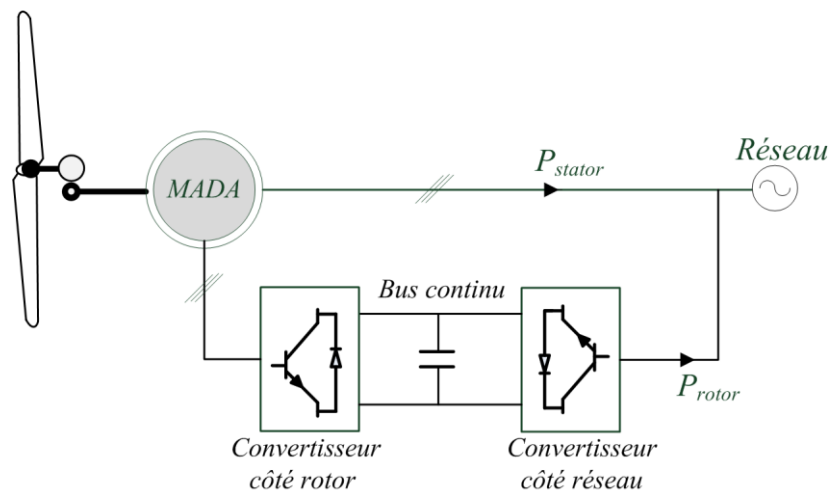


Figure 2.10. Structure d'une machine asynchrone à double alimentation connecté au réseau

L'introduction du convertisseur de puissance entre le rotor et le réseau donne lieu à un découplage entre la fréquence du réseau électrique et la vitesse de rotation de la machine, ce qui permet de fonctionner à vitesse variable. Avec l'utilisation des machines asynchrones à double alimentation pilotées par le rotor, la plus grande partie de la puissance est directement distribuée au réseau par le stator et une partie de cette puissance (moins de 30% généralement) passe par les convertisseurs de puissance à travers le rotor. La présence de ce convertisseur permet de contrôler la puissance à la sortie du générateur et de faire varier la vitesse. L'inconvénient de ce système est la présence de balais au rotor, ce qui demande un travail de maintenance plus important.

La partie convertisseur de puissance est principalement constituée par :

- Convertisseur côté rotor : redresseur en mode hypersynchrone et onduleur en mode hyposynchrone.
- Bus continu.
- Convertisseur côté réseau : onduleur en mode hypersynchrone et redresseur en mode hyposynchrone.

2.5.1.2 Modélisation de générateur MADA

La machine asynchrone à double alimentation se compose principalement de deux parties, stator fixe et rotor cylindrique mobile (Figure 2.11), le stator à trois enroulements couplés en étoile ou en triangle alimenté par un système triphasé de tension, Le rotor de la machine supporte un bobinage triphasé avec un même nombre de pair de pôles que celui du stator couplé. Les deux parties sont séparées par un entrefer.



Figure 2.11. Rotor (à gauche) et stator (à droite) [ZUR 2008]

Les enroulements du stator sont reliés à la grille qui impose la fréquence du courant statorique f_s . Les courants de stator créent un champ magnétique tournant dans l'entrefer. La vitesse angulaire de rotation de ce champ ω_s est proportionnelle à f_s

$$\omega_s = 2\pi.f_s \quad (2.28)$$

Si le rotor tourne à une vitesse différente de celle du champ de rotation, on voit une variation du flux magnétique. Par conséquent, par la loi d'induction de *Faraday*, les courants sont induits dans les enroulements du rotor. Définissons Ω la vitesse mécanique du rotor, d'où la vitesse électrique du rotor ω_m est :

$$\omega_m = p.\Omega \quad (2.29)$$

Le flux lié par les enroulements du rotor change dans le temps si $\omega_m \neq \omega_s$. La machine fonctionne habituellement en tant que générateur si $\omega_m > \omega_s$ et en tant que moteur autrement. Cependant, dans le cas du MADA, il peut fonctionner en mode hypersynchrone en tant que générateur. Le glissement s définit la vitesse relative du rotor par rapport à celle de rotation du champ statorique

$$s = \frac{\omega_s - \omega_m}{\omega_s} \quad (2.30)$$

Le glissement s est généralement négatif pour un générateur et positif pour un moteur. Les courants induits dans les enroulements du rotor sont pulsés à une vitesse angulaire définie par la différence entre la vitesse synchrone et la vitesse du rotor. Cela signifie que la fréquence des courants rotoriques f_r est :

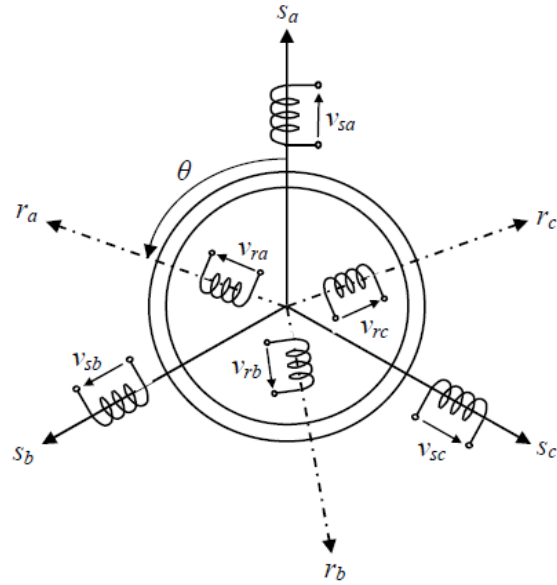
$$f_r = s \cdot f_s \quad (2.31)$$

Si le rotor tourne à la vitesse synchrone, on ne voit pas de changement dans les flux magnétiques, aucun courant ne serait induit dans ses enroulements. Par conséquent, la machine fonctionne toujours à des vitesses différentes de la vitesse synchrone. Le convertisseur côté rotor commande les courants rotoriques. A partir de (2.31), on peut noter que la régulation des courants rotoriques permet de contrôler le glissement et donc la vitesse de la machine.

Dans ce qui suit, la modélisation mathématique du MADA est présentée, afin de fournir les évaluations nécessaires sur le réglage du dispositif de commande. Toutes les équations du système équivalent sont transformées à une image de d - q (*Park*). En outre, les équations de puissance découplées actives et réactives sont exposées aussi dans les axes d et q pour le stator et le rotor.

2.5.1.2.1 Modèle dans le repère naturel (a - b - c)

Les circuits électriques statorique et rotorique sont constitués de trois enroulements identiques décalés de 120 degrés l'un par rapport à l'autre. Les trois enroulements du stator a , b et c sont parallèles aux enroulements du rotor, la seule différence est que les enroulements du rotor sont reliés aux bagues sur lesquelles les balais glissent (Figure 2.12).


 Figure 2.12 Représentation de la MADA dans l'espace abc

Les équations électriques des enroulements illustrés par la figure précédente peuvent être obtenues par la loi de *Kirchhoff* et *Faraday* [ELA 2004] [HOP 2000] [PEN 1996] [KUN 1994] sous les formes matricielles suivantes :

$$\begin{bmatrix} v_{sa} \\ v_{sb} \\ v_{sc} \end{bmatrix} = R_s \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{sa} \\ \varphi_{sb} \\ \varphi_{sc} \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

$$\begin{bmatrix} v_{ra} \\ v_{rb} \\ v_{rc} \end{bmatrix} = R_r \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

Les indices r et s désignent respectivement les quantités rotorique et de statorique. Les indices a , b et c sont utilisés respectivement pour les phases a , b et c . Les symboles $v_{s,r}$ et $i_{s,r}$ sont pour les tensions et les courants, et $\varphi_{s,r}$ représentent les flux. Les résistances de bobinage du stator et du rotor sont R_s et R_r . Ils sont supposés être égaux pour tous les enroulements de phase.

Les expressions des flux sont couplées aux courants par des inductances

$$\begin{bmatrix} \varphi_{sa} \\ \varphi_{sb} \\ \varphi_{sc} \end{bmatrix} = L_s \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} + L_M \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} \quad (2.34)$$

$$\begin{bmatrix} \varphi_{ra} \\ \varphi_{rb} \\ \varphi_{rc} \end{bmatrix} = L_r \begin{bmatrix} i_{ra} \\ i_{rb} \\ i_{rc} \end{bmatrix} + L_M^T \begin{bmatrix} i_{sa} \\ i_{sb} \\ i_{sc} \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

Les matrices d'inductance d'un enroulement sont définies par :

$$L_s = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_m & -\frac{1}{2}L_m & -\frac{1}{2}L_m \\ -\frac{1}{2}L_m & L_{ls} + L_m & -\frac{1}{2}L_m \\ -\frac{1}{2}L_m & -\frac{1}{2}L_m & L_{ls} + L_m \end{bmatrix} \quad (2.36)$$

$$L_r = \begin{bmatrix} L_{lr} + L_m & -\frac{1}{2}L_m & -\frac{1}{2}L_m \\ -\frac{1}{2}L_m & L_{lr} + L_m & -\frac{1}{2}L_m \\ -\frac{1}{2}L_m & -\frac{1}{2}L_m & L_{lr} + L_m \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

Les indices l et m désignent respectivement les quantités d'inductance de fuite et de magnétisation. L'amplitude maximale de l'inductance mutuelle entre le stator et le rotor est L_m . La matrice des inductances mutuelles entre les phases du stator et du rotor est :

$$L_M = L_m \begin{bmatrix} \cos(\theta_{rt}) & \cos\left(\theta_{rt} + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_{rt} - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_{rt} - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_{rt}) & \cos\left(\theta_{rt} + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_{rt} + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta_{rt} - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos(\theta_{rt}) \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

Il faut également noter que l'équation (2.38) dépend du déplacement angulaire du rotor θ_{rt} qui dépend de la vitesse angulaire du rotor ω_r . L'angle θ_{rt} est calculé par :

$$\theta_{rt} = \int \omega_r dt \quad (2.39)$$

Après l'établissement du modèle électromagnétique de la machine dans le repère triphasé (a - b - c), on peut alors noter sa complexité, ce qui nous oblige à faire appel à des modèles plus simples dans des repères à nombre d'axes réduits permettant facilement la traduction mathématique de la machine. Parmi ces modèles, on cite celui le plus utilisé dit

modèle de *Park* qui s'impose alors comme alternative dans le but d'obtenir un modèle équivalent plus simple à manipuler.

2.5.1.2.2 Modèle dans le repère de Park (*o-d-q*)

La transformation de *Park* est constituée d'une transformation triphasée - diphasée suivie d'une rotation. Elle permet de passer du repère triphasé *a-b-c* vers le repère diphasé mobile *o-d-q*. Pour réaliser cette transformation algébrique on utilise les matrices de Park directe (2.40) et inverse (2.41) [DJE 2015] [ELA 2004].

$$[T_{park}] = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\psi) & \cos\left(\psi - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\psi + \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\sin(\psi) & -\sin\left(\psi - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\psi + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

$$[T_{park}]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 1 \\ \cos\left(\psi - \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\psi - \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \\ \cos\left(\psi + \frac{2\pi}{3}\right) & -\sin\left(\psi + \frac{2\pi}{3}\right) & 1 \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

L'angle ψ est au choix de l'utilisateur et peut dépendre du temps.

Les grandeurs statoriques et rotoriques sont alors exprimées dans un même repère comme le montre la figure 2.13.

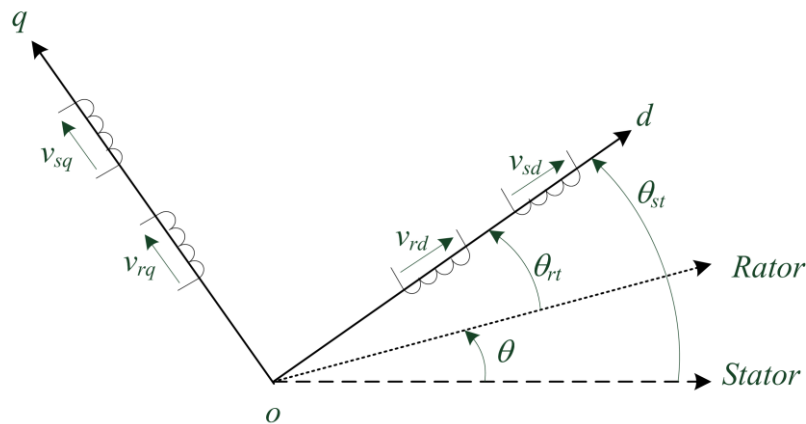


Figure 2.13. Représentation de la MADA dans le repère de Park

Dans la figure ci-dessus, on ne peut pas distinguer la composante homopolaire (o) car nous considérons que le système est équilibré dont l'axe peut être choisi orthogonal au plan (od, oq). La projection de grandeurs naturelles ($a-b-c$) sur le repère de *Park* ($d-q$) se fait en utilisant la matrice (2.40). Ainsi, les tensions, les courants et les flux de la génératrice MADA peuvent être écrits comme suit :

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix}_{s,r} = [T_{Park}] \begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix}_{s,r} \quad (2.42)$$

$$\begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix}_{s,r} = [T_{Park}] \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix}_{s,r} \quad (2.43)$$

$$\begin{bmatrix} \varphi_d \\ \varphi_q \end{bmatrix}_{s,r} = [T_{Park}] \begin{bmatrix} \varphi_a \\ \varphi_b \\ \varphi_c \end{bmatrix}_{s,r} \quad (2.44)$$

D'où la MADA est représentée par son modèle de Park dont les équations sont établies dans un référentiel lié au champ tournant où les puissances sont conservées par l'utilisation de la transformation de *Clarke* ($a-b-c/\alpha-\beta/d-q$). Les grandeurs dynamiques du stator dans un repère tournant à la vitesse électrique ω_s et pour un rotor tournant à la vitesse électrique ω_r sont données comme suit [YAZ 2006] :

Les tensions statoriques et rotoriques

$$\begin{cases} v_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d}{dt} \varphi_{sd} - \omega_s \varphi_{sq} \\ v_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d}{dt} \varphi_{sq} + \omega_s \varphi_{sd} \end{cases} \quad (2.45)$$

$$\begin{cases} v_{rd} = R_r i_{rd} + \frac{d}{dt} \varphi_{rd} - \omega_r \varphi_{rq} \\ v_{rq} = R_r i_{rq} + \frac{d}{dt} \varphi_{rq} + \omega_r \varphi_{rd} \end{cases} \quad (2.46)$$

Les flux statoriques et rotoriques

$$\begin{cases} \varphi_s = \varphi_{sd} + j \varphi_{sq} \\ \varphi_r = \varphi_{rd} + j \varphi_{rq} \end{cases} \quad (2.47)$$

$$\begin{cases} \varphi_{sd} = L_s i_{sd} + L_m i_{rd} \\ \varphi_{sq} = L_s i_{sq} + L_m i_{rq} \end{cases} \quad (2.48)$$

$$\begin{cases} \varphi_{rd} = L_r i_{rd} + L_m i_{sd} \\ \varphi_{rq} = L_r i_{rq} + L_m i_{sq} \end{cases} \quad (2.49)$$

Où :

$$L_s = L_{ls} + L_m \quad (2.50)$$

$$L_r = L_{lr} + L_m \quad (2.51)$$

Où $v_{sd}, v_{sq}, v_{rd}, v_{rq}; i_{sd}, i_{sq}, i_{rd}, i_{rq}; \varphi_{sd}, \varphi_{sq}, \varphi_{rd}, \varphi_{rq}$; sont respectivement les tensions; les courants et les flux du stator et du rotor dans les axes d et q . R_s, R_r, L_s et L_r sont les résistances et les inductances du stator et du rotor, respectivement. L_m est l'inductance mutuelle.

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

$$T_g = \frac{3}{2} p (\varphi_{rd} i_{sq} - \varphi_{rq} i_{sd}) = p L_M (i_{rd} i_{sq} - i_{rq} i_{sd}) \quad (2.52)$$

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

La puissance active et la puissance réactive du stator et du rotor pour le MADA est donné par :

$$\begin{cases} P_s = \frac{3}{2} (v_{sd} i_{sd} - v_{qs} i_{qs}) \\ Q_s = \frac{3}{2} (v_{sq} i_{sd} - v_{ds} i_{qs}) \end{cases} \quad (2.53)$$

$$\begin{cases} P_r = \frac{3}{2} (v_{rd} i_{rd} - v_{qr} i_{qr}) \\ Q_r = \frac{3}{2} (v_{rq} i_{rd} - v_{dr} i_{qr}) \end{cases} \quad (2.54)$$

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

2.6 Modèle de la vitesse du vent

Notre objectif étant de contrôler le fonctionnement d'une éolienne, la représentation du vent n'a pas besoin de s'accompagner d'une haute précision. Le vent peut être présent comme une suite de variations fortuites autour d'une valeur moyenne donnée. La valeur moyenne correspond à la vitesse du vent désirée, et les variations modélisent le caractère stochastique du vent. Le modèle le plus utilisé dans la littérature pour la simulation du fonctionnement d'un générateur entraîné par une turbine éolienne, est celui représenté par une somme de plusieurs harmoniques [BOU 2015b] [HON 2014] [MIR 2007], à cause de sa simplicité et fort variation

$$v(t) = V_0 + v_1 \sin(w_1.t) + v_2 \sin(w_2.t) + v_3 \sin(w_3.t) + v_4 \sin(w_4.t) \quad (2.55)$$

V_0 est la valeur moyenne, v_i et w_i sont des paramètres où lesquels on peut choisir la vitesse de variation et de fluctuation du vent. Les figures suivantes montrent quelque profil de vent avec différents valeurs de V_0 , v_i et w_i .

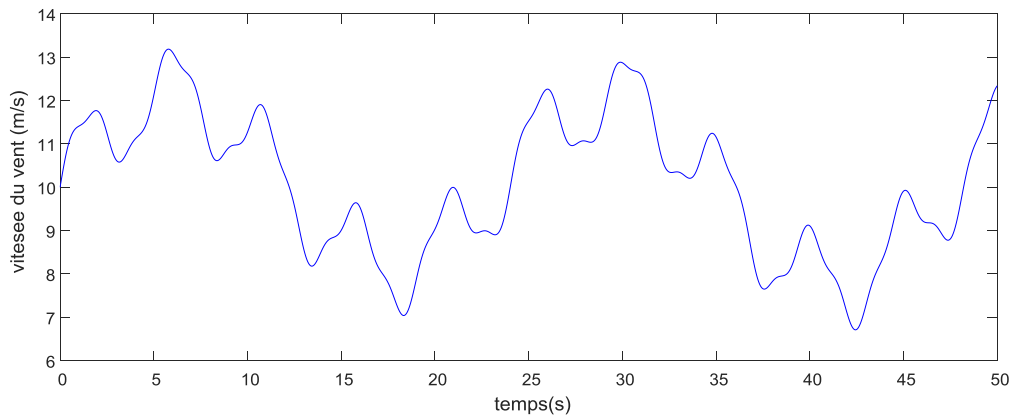


Figure 2.14 profil de vent avec : $V_0=10$, $v_1=0.2$, $v_2=2$, $v_3=1$, $v_4=0.2$, $w_1=0.1047$, $w_2=0.2665$,
 $w_3=1.2930$ et $w_4=3.6645$

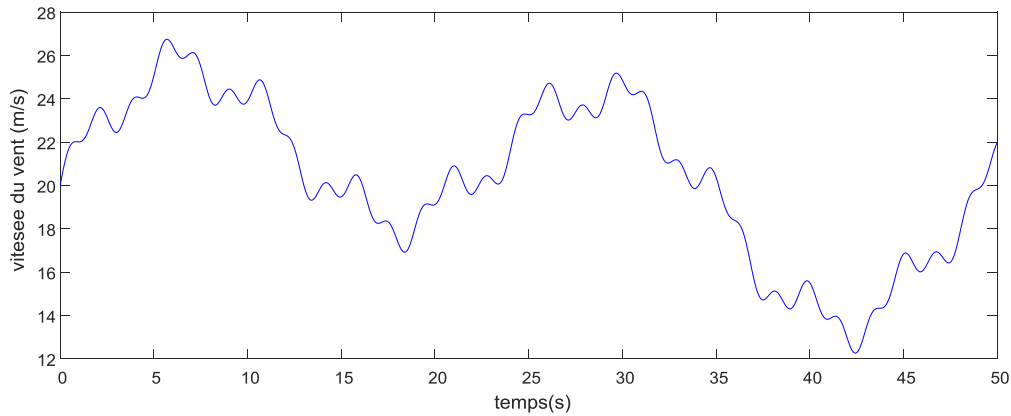


Figure 2.15 profil de vent avec : $V_0=20$, $v_1=2.5$, $v_2=4$, $v_3=1$, $v_4=0.52$, $w_1=0.1047$, $w_2=0.2665$,
 $w_3=1.2930$ et $w_4=3.6645$

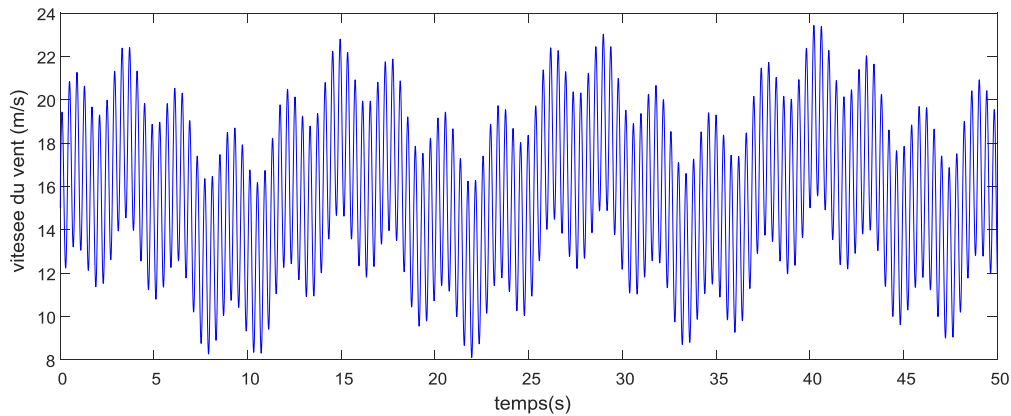


Figure 2.16 profil de vent avec : $V_0=15$, $v_1=2$, $v_2=2$, $v_3=1.5$, $v_4=4$, $w_1=0.5047$, $w_2=0.01395$,
 $w_3=2.2170$ et $w_4=15.6645$

2.7 Conclusion

Ce chapitre a traité le fonctionnement et la modélisation d'un système éolien basé sur une machine asynchrone à double alimentation. La première partie était consacrée à la description du fonctionnement de différentes composantes du système de conversion de l'énergie éolienne. Ensuite, la modélisation des différents constituants du dispositif d'entraînement, En effet, des modèles mathématiques ont été établis et seront utilisés pour la synthèse des lois de commande qui font l'objet des chapitres suivants.

Chapitre 3 : Commande optimale robuste par modes glissants

3.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à l'élaboration des lois de commande, permettant d'extraire le maximum d'énergie à partir du vent disponible et atténuer les charges aérodynamiques qui fatiguent la turbine ce qui consiste à maximiser l'énergie produite par l'éolienne et à prolonger la durée de vie de la machine.

La commande par modes glissants (CMG) est un bon outil pour la synthèse des systèmes de commande de processus non linéaires, cette approche est largement utilisée dans le domaine de la commande des systèmes éoliens [SAR 2015] [MER 2014] [UTK 1993]. Cependant, il présente certains inconvénients liés aux réticences (*chattering*), comme mentionné dans le premier chapitre, à cause de l'exigence du gain de commutation assez élevé en présence des fortes incertitudes. L'une des solutions existante dans la littérature, afin de réduire ces phénomènes, consiste à approximer les discontinuités dans la commande par des fonctions à variation plus douce telle que la fonction de saturation, la fonction tangente hyperbolique, etc. Cependant, Ces méthodes ne peuvent résoudre ce type de problème qu'en

présence d'incertitudes de petite taille. Dans le cas contraire, il est nécessaire d'utiliser un gain plus élevé, ce qui peut ramener le système de commande à un système sans modes glissants.

Dans ce travail, nous avons utilisé les réseaux de neurones artificiels (RNAs) pour approximer les dynamiques non modélisées du modèle non linéaire ce qui permet l'obtention d'une meilleure description du système réel, permettant de réduire les incertitudes du système, et d'utiliser donc un gain de commutation assez petite même en présence des perturbations extérieures. D'un autre côté, le choix arbitraire et fixe d'un gain peut ne pas donner les meilleures performances du système, car un gain constant ou mal choisi n'est pas favorable pour une commande qui varie au cours du temps, même pour les performances du réseau de neurones en terme de taux d'apprentissage qui a une influence significative sur la vitesse de convergence de réseau. Par conséquent, les algorithmes génétiques (AGs) représentent la meilleure solution afin d'optimiser ces paramètres, à cause de l'auto-évolution, et le traitement des espaces de recherche important, cela permet de présenter plusieurs solutions classées selon le degré de la précision demandée. En plus, un autre problème lié au *reaching phase* apparaît à cause des oscillations brusques et rapides du signal de commande, notamment dans le régime transitoire, ce qui peut exciter les hautes fréquences du processus et peut même l'endommager. Pour résoudre ce problème, nous avons modifié l'expression de l'erreur de poursuite en utilisant une fonction exponentielle.

Toutefois, nous ne pouvons pas mettre en œuvre cette loi de commande en temps réel à cause du temps de retard généré par l'apprentissage en ligne de RNA et/ou l'évolution d'AG. Dans la suite de ce chapitre, nous proposons de convertir le système d'origine en un système à retard variable dans l'entrée qui représente pratiquement le temps d'apprentissage en ligne, et donc de compenser ce retard afin d'assurer une commande en temps réel et de maintenir l'avantage de l'apprentissage en ligne.

3.2 Formulation du problème de la commande d'une éolienne

3.2.1 Objectifs de la commande

Le domaine de fonctionnement d'une éolienne à vitesse variable, peut-être divisé en deux régions (figure 3.1):

- Zone II, En dessous de la vitesse nominale du vent où l'éolienne fonctionne en charge partielle : $V_1 < V < V_2$.

- Zone III, Au-dessus de la vitesse nominale du vent où l'éolienne fonctionne en pleine charge : $V_2 < V < V_3$.

V est la vitesse moyenne du vent. L'éolienne est arrêtée pour : $V < V_1$ (Zone I) car le vent n'est pas assez fort pour faire tourner la turbine, et $V > V_3$ (Zone IV) par un système de freinage pour des raisons de sécurité.

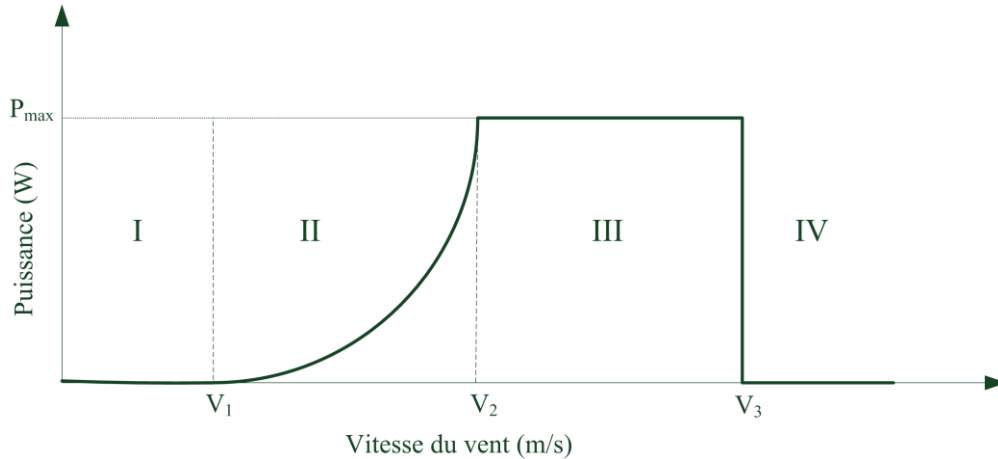


Figure 3.1. Courbe typique de la puissance extraite par une éolienne en fonction de la vitesse du vent

Lorsque la puissance produite est inférieure à la puissance nominale de la machine (Zone II), i.e. le régime de fonctionnement en dessous de la puissance nominale, la turbine fonctionne à une vitesse de rotor variable pour capter la quantité maximale d'énergie disponible dans le vent. Le couple du générateur fournit donc l'entrée de commande pour faire varier la vitesse du rotor, et l'angle de calage des pales est maintenu constant. De plus, d'après la figure 2.5 (chapitre 2), le coefficient de puissance $C_p(\lambda, \beta)$ possède un seul maximum $C_{p_{max}} = C_p(\lambda_{opt}, \beta_{opt})$. Le rotor fournit donc une puissance aérodynamique maximale uniquement à la vitesse spécifique λ_{opt} . Pour maximiser l'énergie capturée du vent, ces deux variables doivent être maintenues à leurs valeurs optimales afin d'assurer la valeur maximale de $C_{p_{max}}$. L'angle de calage est donc fixé à sa valeur optimale $\beta = \beta_{opt} = 0$, alors que la vitesse spécifique définie par $\lambda = \Omega_r R_r / v$ dépendant à la fois de la vitesse du vent v et de la vitesse de rotation du rotor Ω_r . Comme la vitesse du vent est une entrée non commandable, la vitesse de rotor doit varier constamment pour suivre les fluctuations du vent afin de maintenir la vitesse spécifique à sa valeur optimale λ_{opt} . Par conséquent, la vitesse de rotation du rotor doit être ajustée par le couple de la génératrice pour suivre la vitesse optimale donnée par :

$$\Omega_{r_{opt}} = \frac{\lambda_{opt} v}{R} \quad (3.1)$$

On peut évidemment observer que cette référence a la même forme que la vitesse du vent. Le but du contrôleur est donc de suivre cette vitesse optimale, tout en essayant de réduire les oscillations subies par la loi de commande, et les charges dynamiques subies par le rotor, les pales et le dispositif d'entraînement.

Pour les vitesses de vent élevées (Zone III), i.e. le régime de fonctionnement au-dessus de la puissance nominale, l'objectif principal est de maintenir constante la puissance de sortie à sa valeur nominale. Ceci est généralement obtenu en maintenant le couple du générateur constant et en faisant varier l'angle de calage. Dans les deux zones de contrôle, la réponse de la turbine aux charges transitoires doit être minimisée.

3.2.2 Configuration de la commande

Les réponses temporelles du système électrique sont beaucoup plus rapides que celles des autres composants d'une éolienne. Ceci permet de dissocier les conceptions des contrôleurs du générateur et de l'aéro-turbine (pièces mécaniques et aérodynamiques), et ainsi de définir une structure de contrôle en cascade à travers deux boucles de contrôle (figure 3.2).

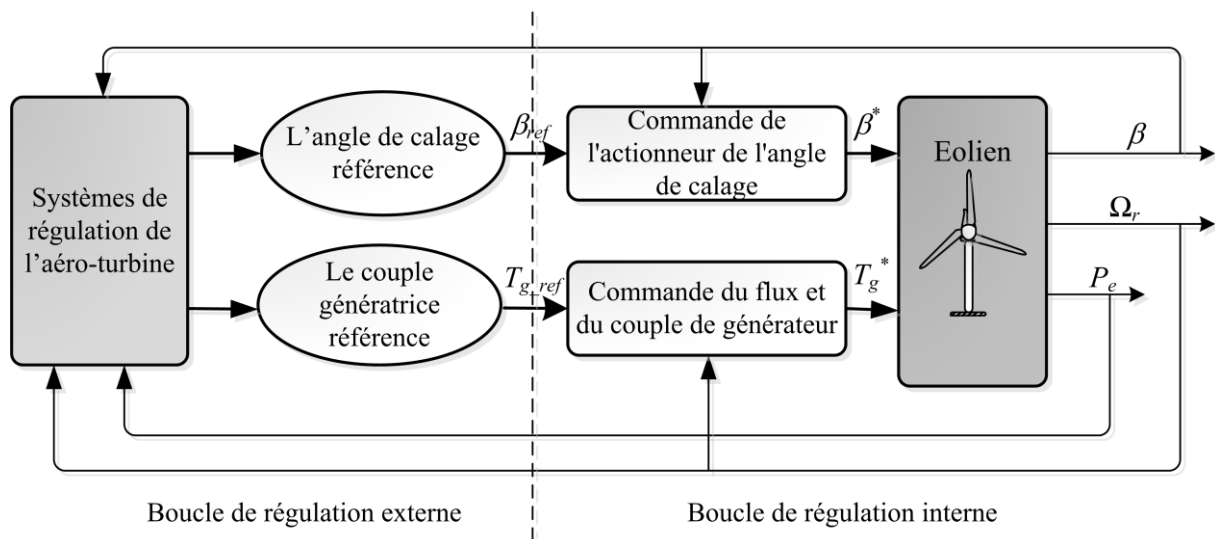


Figure 3.2. La structure de commande en cascade du système éolien

- i) La boucle de régulation interne concerne le générateur électrique via les convertisseurs de puissance.
- ii) La boucle de régulation externe concerne l'aéro-turbine qui fournit l'entrée de référence de la boucle interne.

Par la suite, ces deux boucles de contrôle seront considérées séparément. Comme on peut le voir sur la figure 3.2, le contrôleur du générateur est considéré comme un contrôleur de la boucle interne. Par conséquent, de nombreux travaux dans la littérature portent sur le contrôle des pièces électriques sans tenir compte du contrôle de l'aérodynamique [AZZ 2017] [MOR 2017] [EKA 2003]. D'abord, en faisant l'hypothèse que la boucle interne est bien contrôlée, ce travail se concentre donc sur la boucle de régulation externe.

3.3 Commande optimale par modes glissants et réseau de neurones à base d'algorithme génétique sans reaching phase.

3.3.1 Commande par modes glissants standard

D'après les équations dynamiques du système représentées au chapitre précédent, le modèle mathématique à deux masses du système éolien est donné par :

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + f(x(t), t) + \zeta(x, t) \\ y(t) &= Cx(t)\end{aligned}\quad (3.2)$$

Où $x = [\Omega_r \quad \Omega_g \quad T_{ls}]^T \in \mathfrak{R}^3$, $u = T_g \in \mathfrak{R}$ et $y = \Omega_r \in \mathfrak{R}$ sont respectivement le vecteur d'état, l'entrée et la sortie du système. Avec les matrices d'état du système données par :

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} \\ \left(B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r}\right) & \frac{1}{n_g} \left(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls}\right) & -K_{ls} \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r}\right) \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J_g} \\ \frac{K_{ls}}{n_g J_g} \end{bmatrix}, \quad f(x, t) = \begin{bmatrix} \frac{1}{J_r} \\ 0 \\ \frac{K_{ls}}{J_r} \end{bmatrix} T_a(t)$$

Notre objectif consiste à développer par l'approche des modes glissants une loi de commande au système (3.2), capable d'assurer la stabilité en boucle fermée et la robustesse contre les incertitudes et les perturbations externes. La loi de commande ainsi développée

devra forcer la sortie du système y à suivre le signal de référence (3.1), de sorte à minimiser l'erreur de poursuite définie par :

$$e = y - y_{opt} \quad (3.3)$$

Ensuite, la première dérivée totale de l'erreur (3.3) est calculée par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} h_1 &= e \\ \frac{dh_1}{dt} &= h_2 \\ \frac{dh_2}{dt} &= f_n(x,t) + \zeta(x,t) + gu \end{aligned} \quad (3.4)$$

Où $\zeta(x,t)$ est une partie de modèle inconnue qui représente les dynamiques non modélisées du système réel, $g = -\frac{K_{ls}}{n_g J_g J_r}$ est une constante connue non nulle, et $f_n(x,t)$ est la fonction nominale du système

$$\begin{aligned} f_n(x,t) &= \frac{1}{J_r} \left((1 + K_{ls}) \frac{K_r}{J_r} + B_{ls} \right) x_1 - \frac{1}{n_g J_r} \left(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls} \right) x_2 + \frac{1}{J_r} \left(K_{ls} (K_r + 1) \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r} \right) \right) x_3 + \\ &\quad \frac{1}{J_r} \left(\frac{K_r + K_{ls}}{J_r} \right) T_a + \frac{1}{J_r} \dot{T}_a - \ddot{y}_{opt} \end{aligned}$$

D'après la définition 1.1 (chapitre 1), et à partir de l'équation (3.4), le système (3.2) est de degré relatif $r = 2$, l'équation de la surface de glissement est donnée alors par :

$$\sigma = \dot{e} + a_0 e \quad (3.5)$$

Où a_0 est une constante positive non-nulle. La dérivée de la surface de glissement par rapport au temps s'écrit:

$$\dot{\sigma} = F_n(x,t) + \zeta(x,t) + gu \quad (3.6)$$

$$\text{Où } F_n(x,t) = f_n(x,t) + a_0 \dot{e}$$

Pour s'assurer qu'un mode de glissement existe sur la surface (3.5) et que cette surface peut être atteinte en temps fini, la condition (3.7) doit être satisfaite :

$$\sigma\dot{\sigma} < -\eta|\sigma| \quad (3.7)$$

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

$$u = g^{-1}[-F_n(x,t) - \alpha \cdot \text{sat}(\sigma)] \quad (3.8)$$

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

$$\text{sat}(\sigma) = \begin{cases} \frac{\sigma}{L} & \text{si } |\sigma| < L \\ \text{sign}(\sigma) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.9)$$

Avec L est l'épaisseur de la couche limite, α est le gain de commutation. La figure 3.3 représente l'architecture d'un CMG.

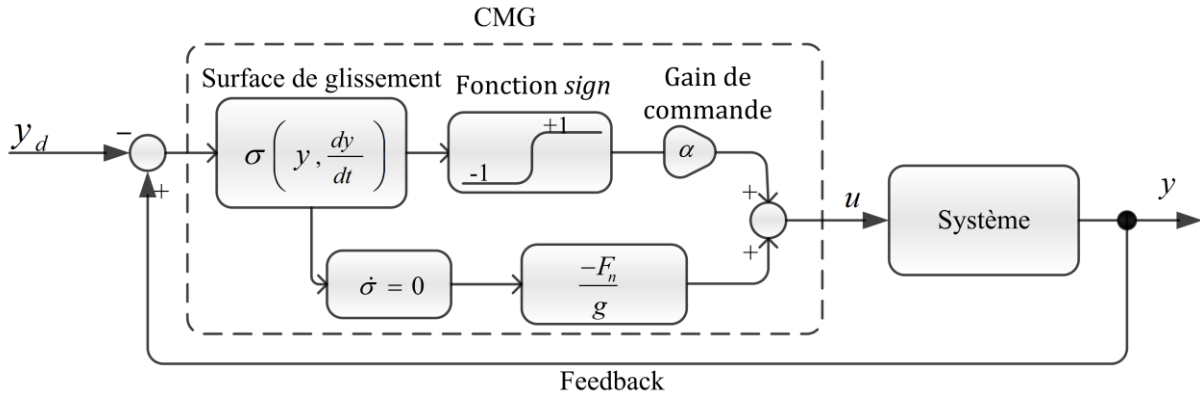


Figure 3.3. L'architecture de commande par modes glissants standard

Cette approche de contrôle a une bonne performance pour les systèmes non linéaires, mais les systèmes avec de grandes incertitudes doivent utiliser un gain de commutation plus élevé, produisant ainsi une plus grande plage de réticence.

3.3.2 Commande par modes glissants et réseau de neurones CMGRN

Pour résoudre le problème d'amplitude de réticence produite par CMG standard, l'approche RNA est utilisée pour estimer le terme inconnu $\zeta(x,t)$ du système, de sorte que les incertitudes du système peuvent être maintenues faibles, et donc un petit gain de commutation peut être utilisé.

La loi de commande donnée dans l'équation (3.8) devient :

$$\hat{u} = g^{-1}[-F_n(x,t) + \hat{\zeta}(x,w) - \alpha \cdot \text{sat}(\sigma)] \quad (3.10)$$

Avec $\hat{\zeta}(x, w) = \zeta(x, t)$ est le terme estimé par le RNA. L'erreur de prédiction par réseau de neurones est définie par :

$$e_{RN} = F(x, t) - \hat{F}(x, t) \quad (3.11)$$

Où $F(x, t)$ est la fonction réelle (voir figure 3.5, section suivante), et $\hat{F}(x, t) = F_n(x, t) + \hat{\zeta}(x, w)$.

Le type de RNA utilisé est un réseau perceptron multi-couches (PMC), qui est un type de réseau prédictif. La figure 3.4 montre l'architecture de RNA proposée avec la variable de sortie calculée par l'équation suivante :

$$\hat{\zeta}(x, w) = \sum_{k=1}^N \left(w_k \sigma_c \left(\sum_{j=1}^n w_j x_j \right) \right) \quad (3.12)$$

Où $\sigma_c(.)$ est la fonction d'activation, considérée comme une fonction tangente hyperbolique ($\tanh(.)$). N et n sont respectivement le nombre de nœuds en couche cachée et le nombre d'entrées du réseau. w_k et w_j sont les poids d'interconnexions qui sont ajustés lors de la mise en œuvre en ligne, en utilisant la méthode de la descente de gradient. L'intérêt de la descente de gradient consiste à ajuster itérativement les poids dans la direction opposée au gradient de E , de façon à réduire l'écart de RNA selon :

$$\frac{dw}{dt} = -\eta_k \frac{\partial E}{\partial w} = -\eta_k \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial w} (e_{RN}^2) \quad (3.13)$$

Où η_k est le taux d'apprentissage. Les termes de gradient $\frac{\partial E}{\partial w}$ peuvent être dérivés en utilisant l'algorithme de rétropropagation (voir chapitre 1).

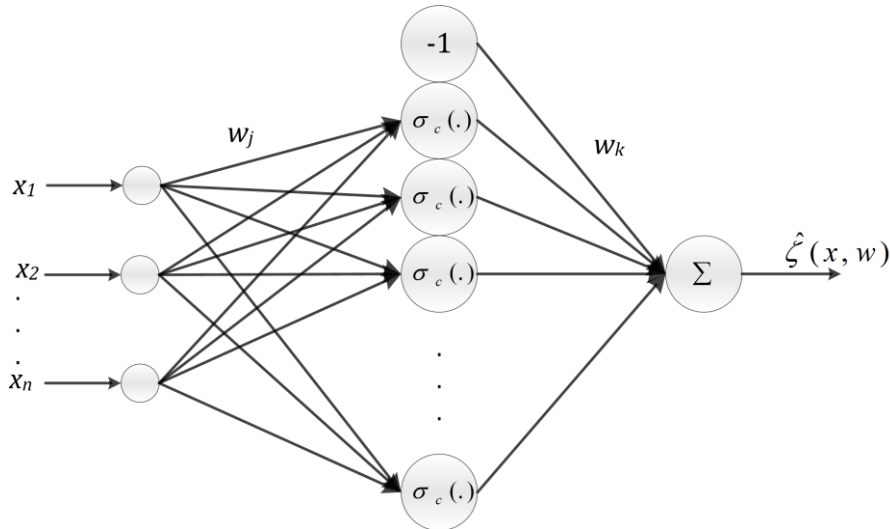


Figure 3.4. L'architecture du réseau de neurones PMC

Remarque 3.1. Le choix du nombre de couches cachées, et le nombre de nœuds dans chaque couche cachée a été effectué par essais et erreurs, qui est la méthode la plus couramment utilisée pour la conception d'une architecture RNA.

3.3.3 Commande par CMGRN basée sur AGs sans reaching phase

Le taux d'apprentissage est l'un des paramètres de l'algorithme de rétropropagation (RP) qui a une influence significative sur les résultats; un taux d'apprentissage trop petit ou trop élevé peut ne pas être favorable à la convergence. De même, le gain de commutation a également une influence significative; un gain qui est trop petit peut ne pas être favorable à la poursuite de consigne, et un gain trop important peut ne pas être favorable à la loi de commande en raison des réticences produites.

Afin d'optimiser et d'éviter le choix arbitraire de ces paramètres, nous avons utilisé l'algorithme génétique (figure 3.5). D'autre part, le système peut être sensible aux perturbations et incertitudes pendant la zone transitoire, pour améliorer la robustesse du système dans cette zone, nous redéfinissons l'erreur de système comme suit :

$$\hat{e}(t) = e(t) - \mu(t) \quad (3.14)$$

Où $\mu(t)$ sera sélectionné pour placer l'état du système sur la surface de glissement au début du mouvement ($t = t_0$).

Puisque nous cherchons à préserver la dynamique de glissement du système original, les composantes de la fonction $\mu(t)$ devraient disparaître rapidement à mesure que le mouvement

du système évolue dans le temps ($t > t_0$). En conséquence, pour répondre à cette exigence, nous proposons la formulation exponentielle suivante :

$$\mu(t) = \gamma_r(t) \exp(-c.t) \quad (3.15)$$

Où $\gamma_r(t) = \sum_{i=0}^{n-1} \frac{1}{i!} \gamma_r^{(i)}(t_0)(t-t_0)^i$ et c est une constante positive. Avec

$\gamma_r^{(i)}(t_0) = \frac{d^i \gamma_r}{dt^i}(t=t_0)$ sont déterminés de telle sorte que l'état initial du système est placé sur

le domaine de glissement, dans ce but, nous définissons une nouvelle surface de glissement par :

$$\hat{\sigma} = \dot{\hat{e}}_r(t) + a_0 \hat{e}(t) \quad (3.16)$$

La dérivée de la surface $\hat{\sigma}$, par rapport au temps, est:

$$\dot{\hat{\sigma}} = \hat{F}_n(x,t) + \zeta(x,t) + gu \quad (3.17)$$

Où $\hat{F}_n(x,t) = F_n(x,t) - \ddot{\mu} + a_0 \dot{\hat{e}}$

La structure de loi de commande (3.10) est redéfinie comme suite:

$$\hat{u} = g^{-1} \left[-\hat{F}_n(x,t) + \hat{\zeta}(x,w) - \alpha^* .sat(\hat{\sigma}) \right] \quad (3.18)$$

Où $\hat{\zeta}(x,w)$ est le terme estimé par le RNA, et α^* est le gain de commutation, qui sera optimisé à l'aide d'un AG.

La nouvelle erreur de prédiction de RNA est désignée par :

$$E_{RN} = F(x,t) - \hat{F}(x,t) \quad (3.19)$$

Avec $|E_{RN}| < E_{RN}^*$ et E_{RN}^* est la borne supérieure de l'erreur de prédiction.

Théorème 3.1. [BER 2015]

Considérons le système décrit par (3.2) en présence de grandes incertitudes avec $E_{RN}^* + \eta < \alpha^*$. Si la loi de commande du système est conçue selon (3.18), l'erreur de

poursuite converge vers zéro en un temps fini. Où le gain de commande α^* et le taux d'apprentissage η_k^* sont optimisés par les AGs.

Démonstration 3.1. Considérons la fonction de Lyapunov suivante :

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

D'où

$$\dot{V} = \hat{\sigma} \dot{\hat{\sigma}} \quad (3.21)$$

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \hat{\sigma} (F(x,t) + gu) = \hat{\sigma} \left(F(x,t) - \hat{F}(x,t) - \alpha^* \text{sat}(\hat{\sigma}) \right) \\ &= \hat{\sigma} E_{RN} - \alpha^* \hat{\sigma} \text{sat}(\hat{\sigma}) \leq |\hat{\sigma}| |E_{RN}| - \alpha^* \hat{\sigma} \text{sat}(\hat{\sigma}) \end{aligned} \quad (3.22)$$

$$\dot{V} < |\hat{\sigma}| E_{RN}^* - \alpha^* \hat{\sigma} \text{sat}(\hat{\sigma}) \quad (3.23)$$

Nous avons $E_{RN}^* + \eta < \alpha^*$, d'où pour tout $L > 0$, si $|\hat{\sigma}| > L$ on a $\text{sat}(\hat{\sigma}) = \text{sign}(\hat{\sigma})$ et alors $\dot{V} < -\eta |\hat{\sigma}|$. Cependant, pour $|\hat{\sigma}| < L$ on a $\text{sat}(\hat{\sigma}) = \frac{\hat{\sigma}}{L}$ est continue, et les trajectoires du système restent à l'intérieur d'une zone d'épaisseur $2L$ (très petite) autour de la surface de glissement $\hat{\sigma} = 0$ appelée couche limite. \square

Les AGs utilisés sont des algorithmes d'optimisations (voir chapitre 1), basés sur des fonctions appelées fitness. La fonction fitness est une fonction conçue pour mesurer la qualité d'une solution proposée par un AG. Elle devrait être conçue de manière à ce que les meilleures solutions aient une valeur de fonction plus élevée que les solutions les plus mauvaises. Cette fonction joue un rôle majeur dans le processus de sélection, elle est choisie en fonction du problème à résoudre. Par conséquent, comme nous l'avons déjà mentionné, les AGs sont utilisés afin d'optimiser le gain de commutation α du terme additif de la commande et le taux d'apprentissage du réseau de neurones. L'objectif est de minimiser l'erreur de poursuite et l'erreur de prédiction de réseau de neuronaux, donc les fonctions fitness sont choisies comme suit :

$$\text{fitness}_{\alpha} = \text{inv}(|\hat{e}|) \quad (3.24)$$

$$\text{fitness}_{\eta_k} = \text{inv}(|E_{RN}|) \quad (3.25)$$

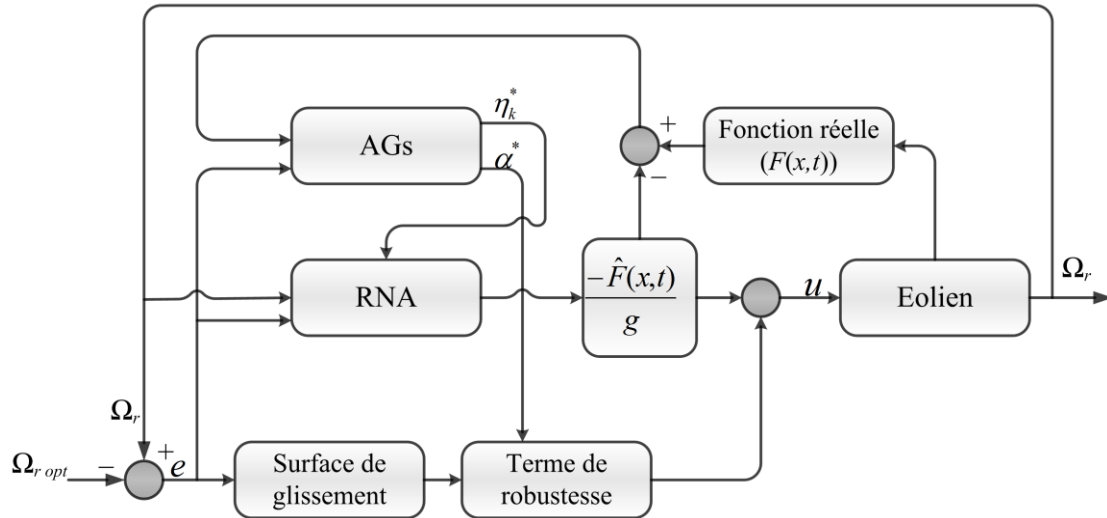


Figure 3.5. Schéma bloc du système de commande par CMGRNAG

3.3.4 Résultats de la simulation

Afin de faire une comparaison de performance entre les stratégies de contrôle proposées en présence d'une perturbation additive de $10kN.m$ sur la commande. Les simulations sont effectuées sur le modèle d'éolienne (3.2) avec les valeurs numériques listées dans le tableau B.2 (Annexe B), sous une vitesse du vent variable (figure 3.6).

Le structure du réseau de neurones utilisé est un réseau à trois couches, avec deux neurones dans la couche d'entrée quatre neurones dans la couche cachée et un neurone dans la couche de sortie. Les entrées du réseau sont: l'erreur de poursuite et la vitesse de rotation du rotor. La fonction d'activation est choisie tangente hyperbolique. Les paramètres des AGs utilisés sont cités dans le tableau 3.1.

Tableau 3.1. Les paramètres des algorithmes génétiques

Propriétés des AGs	Valeur / méthode de:	
	Gain de commutation	Taux d'apprentissage
Nombre de générations	20	20
Nombre de chromosomes dans chaque génération	4	4
Longueur du chromosome	7 bits	12 bits
Méthode de sélection	Loterie biaisée (<i>roulette wheel</i>)	
Méthode de croisement	Multi-points	
Méthode de codage	Binaire $\{0,1\}$	

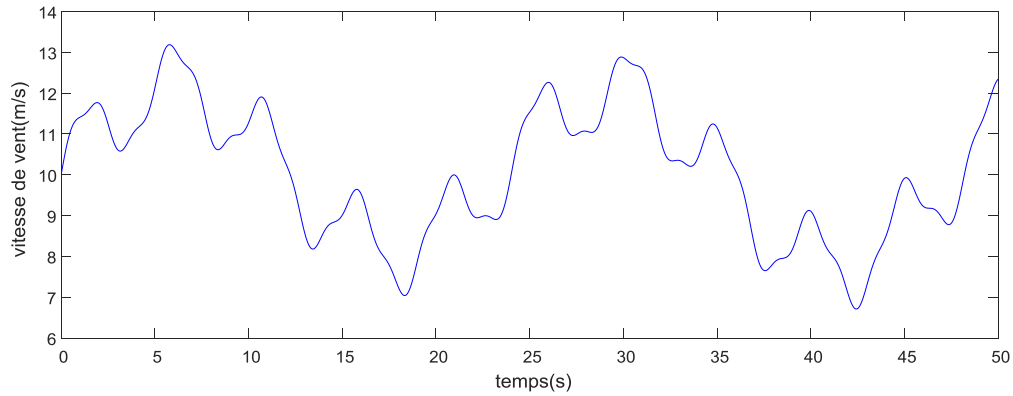


Figure 3.6. Profil de vitesse du vent variable avec une vitesse moyenne de 10m/s

A titre de comparaison, nous avons considéré une valeur de gain de commutation $\alpha=0,3$ pour la loi de commande CMG standard et pour la loi de commande proposée CMGRNAG cette valeur est donnée par la sortie de l'algorithme AG. Les figures suivantes montrent les trajectoires réelles et optimales de la vitesse du rotor (figure 3.7) ainsi que leurs commandes en couple via l'approche proposée et celle des modes glissants traditionnelle (figure 3.8), et les variations par AGs du gain de commutation (figure 3.9) et du taux d'apprentissage de réseau de neurones (figure 3.10).

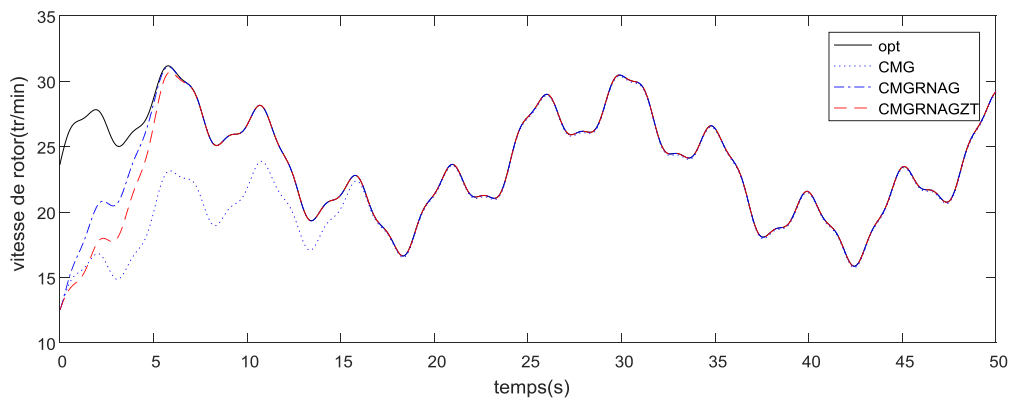
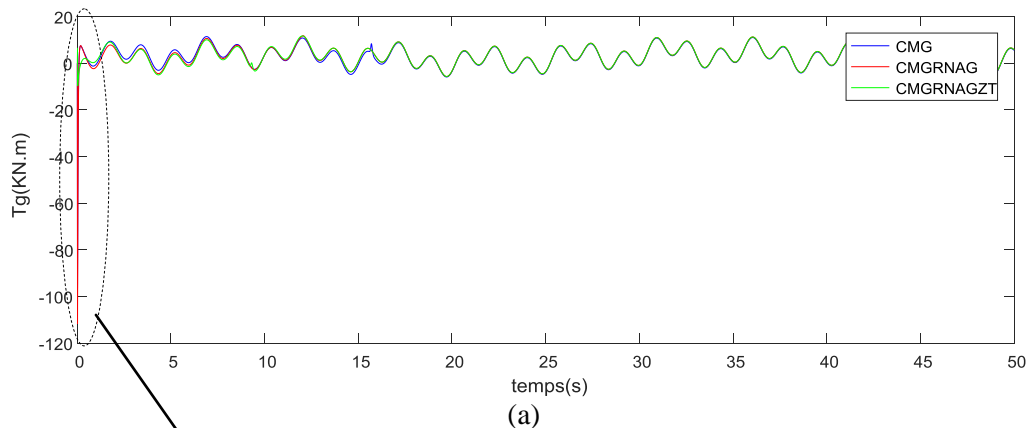


Figure 3.7. Vitesse de rotation du rotor



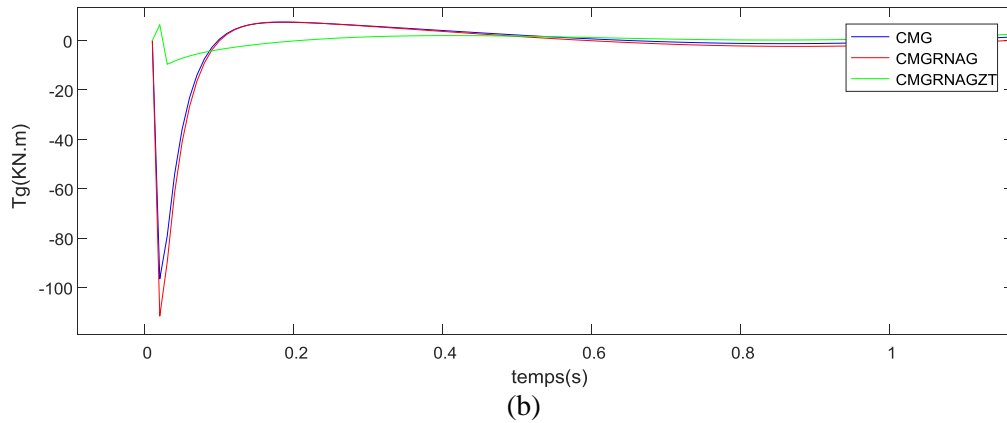


Figure 3.8. Couple électromagnétique (a) et (b)

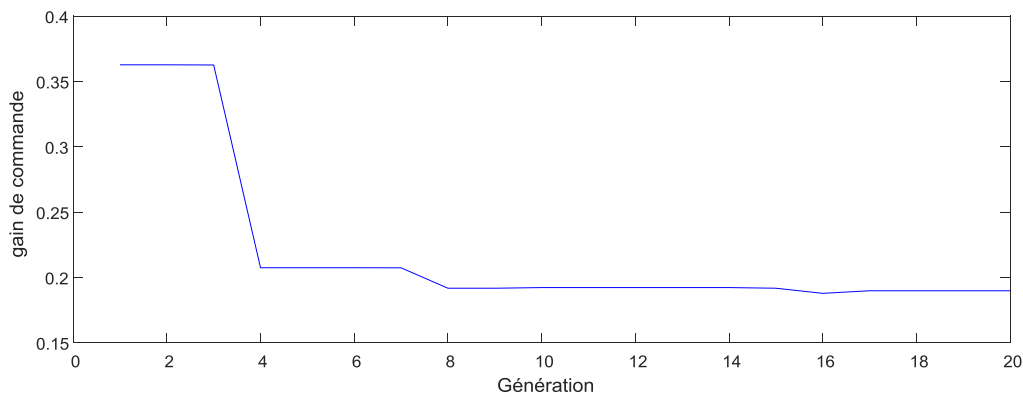


Figure 3.9. Variation du gain de commutation par AG

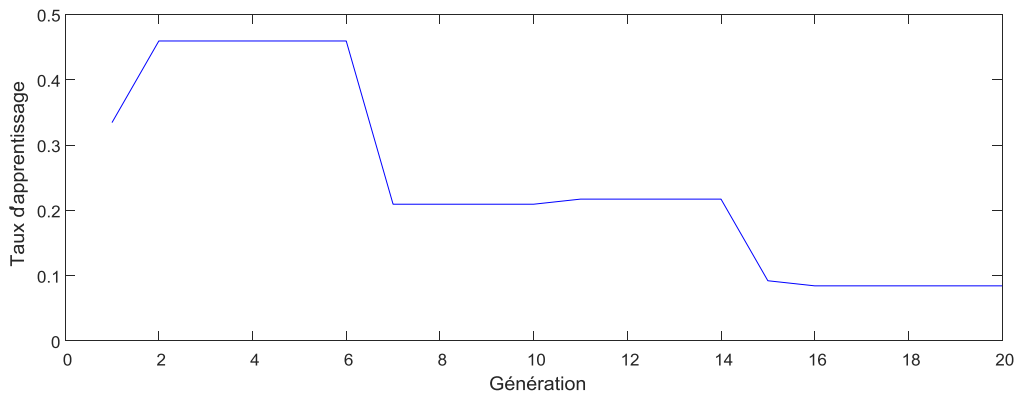


Figure 3.10. Variation du taux d'apprentissage par AG

À partir de ces résultats, la figure 3.7 montre que la vitesse du rotor Ω_r converge plus vite par l'approche de commande CMGRNAG comparée à celle de CMG traditionnelle, ce qui permet une meilleure capture de l'énergie du vent. Et à partir de la figure 3.8, l'approche proposée a ensuite montrée, une bonne performance de ce type de commande par rapport à la commande traditionnelle en termes de stabilité et de poursuite, en plus, l'effort appliqué au début du régime transitoire est trop réduite (figure 3.8b) malgré la présence des incertitudes

assez larges et les fortes variations de la vitesse du vent. La variation du gain de commutation présentée par AG converge vers un point optimal inférieur à la valeur utilisée dans le CMG traditionnelle (figure 3.9), le même pour le taux d'apprentissage (figure 3.10).

3.4 Commande par mode glissant et réseau de neurones en temps réel

3.4.1 Formulation du problème

Le problème principal est que nous ne pouvons pas implémenter l'équation de la stratégie de commande (3.10) en temps réel parce que l'implémentation de l'apprentissage en ligne du RNA produit un retard variable dépend du temps d'apprentissage du réseau. Ainsi, le terme d'estimation est intégré dans la loi de contrôle avec ce retard. La figure 3.11 montre le schéma de la stratégie de commande par CMGRN avec l'effet de retard.

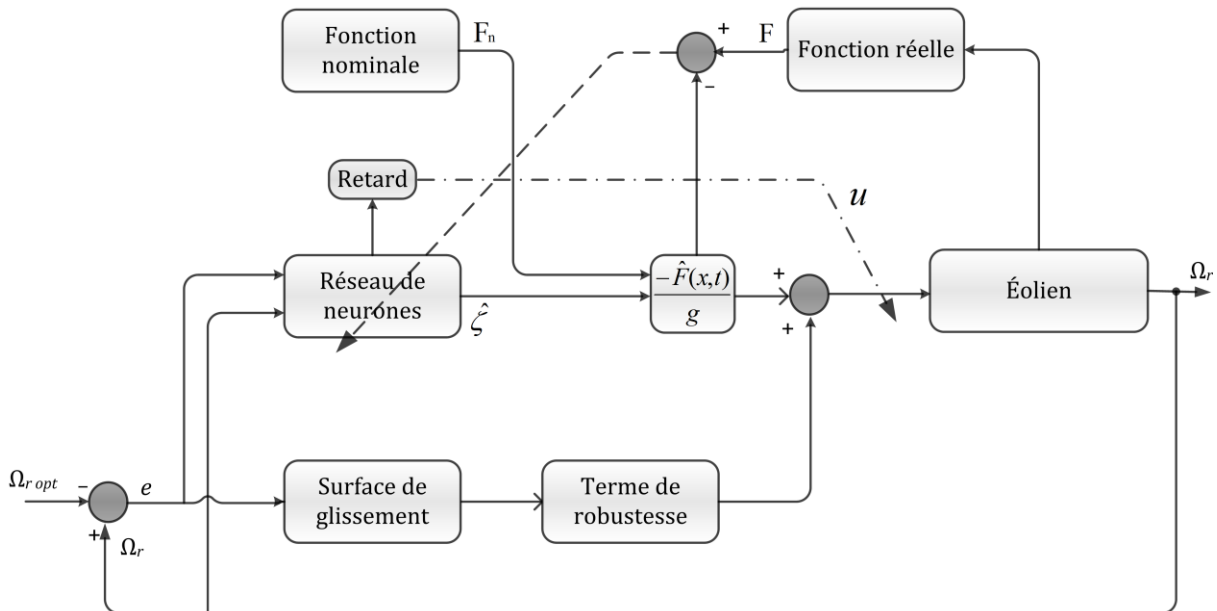


Figure 3.11. Schéma bloc de la démarche de commande à effet de retard

3.4.2 La commande CMGRN en temps réel

Pour surmonter l'inconvénient du CMGRN en utilisant l'apprentissage en ligne du réseau de neurones en termes de comportement en temps réel et de maintenir l'avantage de l'apprentissage en ligne, nous proposons de convertir le système (3.2) à un système avec un retard d'entrée variant dans le temps qui représentera pratiquement le temps d'apprentissage en ligne de RNA.

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t - \tau(t)) + f(x(t), t) \\ y(t) &= Cx(t) \\ x(0) &= x_0, \quad u(\theta) = \phi(\theta), \quad \theta \in [-\tau \quad 0]\end{aligned}\tag{3.26}$$

Où $x_0 \in \mathfrak{R}^3$ et $\phi(\theta) \in C_0$ indique la fonction initiale. Et $0 \leq \tau(t) \leq \tau_0$ le retard variable.

Pour gérer le système ci-dessus, nous avons utilisé *la méthode de réduction* pour transformer ce système à un système à retard libre. D'après Nihtilä [NIH 1989], Feng et al. [FEN 2006], Léchappé et al. [LEC 2015], l'équation du système (3.26) peut être réécrite comme suit :

$$\dot{x}(\xi(t)) = \bar{A}x(\xi(t)) + Bu(t) + \bar{f}(x(\xi(t)), t)\tag{3.27}$$

Avec :

$$\xi(t) = t - \tau(t)\tag{3.28}$$

Lemme 3.1 [NIH 1989] : La prédiction $x(\xi(t))$ est donnée par les équations :

$$z(t) = x(t) + \int_{t-\tau(t)}^t \Phi(t, \xi(s)) \dot{\xi}(s) u(s) ds\tag{3.29}$$

$$x(\xi(t)) = \Phi(\xi(s), t)x(t)\tag{3.30}$$

Où Φ est la fonction de transition de l'état, c'est-à-dire:

$$\Phi(t, \varsigma) = \exp(A(t - \varsigma))\tag{3.30}$$

Par l'utilisation de la transformation de coordonnées (3.30), l'équation de système (3.26) peut être transformée à l'équation (3.31).

$$\frac{d}{dt}(\Phi(\xi(t), t)z(t)) = A\Phi(\xi(t), t)z(t) + Bu(t) + f(z(t), t)\tag{3.31}$$

On obtient le système suivant :

$$\dot{z}(t) = A(2 - \dot{\xi}(t))z(t) + \Phi(t, \xi(t))Bu(t) + \Phi(t, \xi(t))f(z(t), t)\tag{3.32}$$

Soit $\bar{A} = A(2 - \dot{\xi}(t))$, $\bar{B} = \Phi(t, \xi(t))B$ et $\bar{f}(z(t), t) = \Phi(t, \xi(t))f(z(t), t)$.

Le système à retard d'entrée variable (3.26) peut être converti en système à retard variable libre suivant :

$$\begin{aligned}\dot{z}(t) &= \bar{A}z(t) + \bar{B}u(t) + \bar{f}(z(t), t) \\ \bar{y}(t) &= \bar{C}z(t)\end{aligned}\quad (3.33)$$

Où $z = [z_1 \quad z_2 \quad z_3]^T \in \mathfrak{R}^3$, $\bar{C} = \Phi(t, \xi(t))C$ et $\bar{f}(z(t), t) \in \mathfrak{R}^3$.

La surface de glissement (3.5) est redéfinie comme

$$\bar{\sigma}(t) = \dot{\bar{e}}(t) + a_0 \bar{e}(t) \quad (3.34)$$

Avec $\bar{e}(t) = \bar{y}(t) - y_d(t)$ est l'erreur de poursuite. La dérivation de $\dot{\bar{\sigma}}(t)$ devient

$$\begin{aligned}\dot{\bar{\sigma}}(t) &= \bar{F}_n(z(t), t) + \zeta(t) + g\bar{u}(t) \\ &= \hat{F}(z(t), t) + g\bar{u}(t)\end{aligned}\quad (3.35)$$

Où $\bar{F}(z(t), t)$ est la fonction réelle.

Soit $\hat{F}(z(t), t) = \bar{F}_n(z(t), t) + \hat{\zeta}(t)$, avec $\hat{\zeta}(t)$ représente le sorite de RNA. L'erreur de la prédiction de RNA est donnée par $\bar{F}(z(t), t) - \hat{F}(z(t), t) < \varepsilon^*$ avec ε^* est la borne supérieure de l'erreur de prédiction.

Théorème 3.2. [BER 2017a]

Si la loi de commande suivante est utilisée pour la dynamique du système à retard libre (3.33)

$$\hat{u}(t) = g^{-1} \left[-\hat{F}(z(t), t) - \alpha \operatorname{sgn}(\bar{\sigma}(t)) \right] \quad (3.36)$$

Le mode de glissement existe toujours, c'est-à-dire, l'équation dynamique (3.35) est asymptotiquement stable malgré l'existence des grandes incertitudes.

Démonstration 3.1. Considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V(\bar{\sigma}, t) = \frac{1}{2} \bar{\sigma}^2 \quad (3.37)$$

$$\dot{V}(\bar{\sigma}, t) = \bar{\sigma} \dot{\bar{\sigma}} \quad (3.38)$$

$$\dot{V}(\bar{\sigma}, t) = \bar{\sigma} (F(z(t), t) + gu(t)) \quad (3.39)$$

$$\dot{V}(\bar{\sigma}, t) = \bar{\sigma} \left(\bar{F}(z(t), t) + g \left(-\frac{\hat{F}(z(t), t)}{g} - \frac{\alpha}{g} \text{sgn}(\bar{\sigma}) \right) \right) \quad (3.40)$$

$$\dot{V}(\bar{\sigma}, t) = \bar{\sigma} \left(\bar{F}(z(t), t) - \hat{F}(z(t), t) \right) - \bar{\sigma} \alpha \text{sgn}(\bar{\sigma}) \quad (3.41)$$

$$\dot{V}(\bar{\sigma}, t) \leq |\bar{\sigma}| \left| \bar{F}(z(t), t) - \hat{F}(z(t), t) \right| - \alpha |\bar{\sigma}| \quad (3.42)$$

$$\dot{V}(\bar{\sigma}, t) < (\varepsilon^* - \alpha) |\bar{\sigma}| \quad (3.43)$$

Notez que $\dot{V}(\bar{\sigma}, t)$ est défini négatif si et seulement si $\varepsilon^* < \alpha$. \square

Remarque 3.2. Le retard de système est fourni par RNA, donc, nous n'avons pas une fonction précise de ce retard. Ensuite, la fonction dérivée du retard est calculée par un différenciateur non linéaire du premier ordre [WAN 2014] [LEV 2003].

3.4.3 Résultats de la simulation

La performance de la stratégie de contrôleur CMGRN proposée en temps réel a été testée et comparée avec la commande par mode glissant intégrale (CMGI) [SAR 2015], par des études de simulation sur le modèle d'éolienne à vitesse variable (3.2) avec un retard d'entrée variable, en présence d'une perturbation additive de 20 kN.m. Le RNA utilisé est celui qui présente précédemment (section précédente) avec un taux d'apprentissage $\eta_k = 0.2$.

Pour effectuer ces tests de simulation, nous avons appliqué une vitesse de vent variable donnée par la figure 3.6 et nous avons considéré pour les deux contrôleurs CMGRN et CMGI le même gain de commutation dans chaque test de simulation: $\alpha = 2$ pour le premier test (voir les figures 3.12 – 3.15), et $\alpha = 0.5$ pour le deuxième test (voir les figures 3.16 – 3.19).

Les signaux de commande correspondants en temps réel sont donnés sur les figures 3.13 et 3.17, les figures 3.15 et 3.19 représentent le retard variant dans le temps produit par le réseau de neurones.

Résultats de simulation avec la valeur du gain de commutation: $\alpha = 2$.

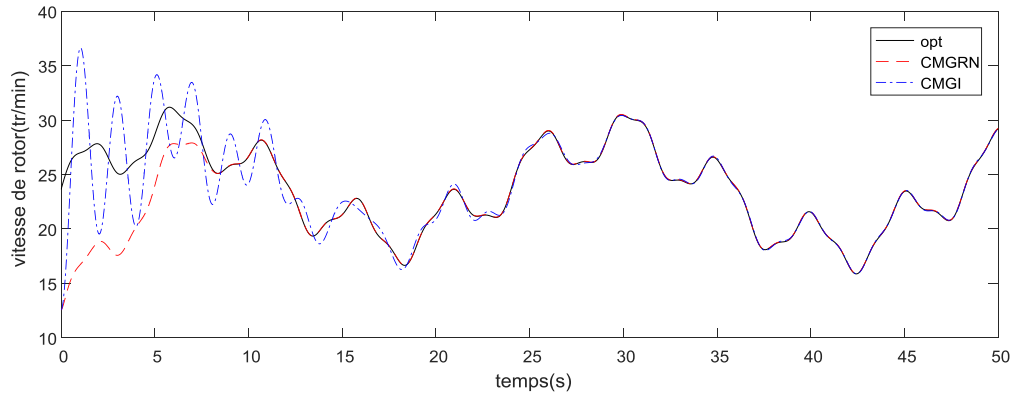


Figure 3.12. Vitesse de rotation du rotor en tr/min

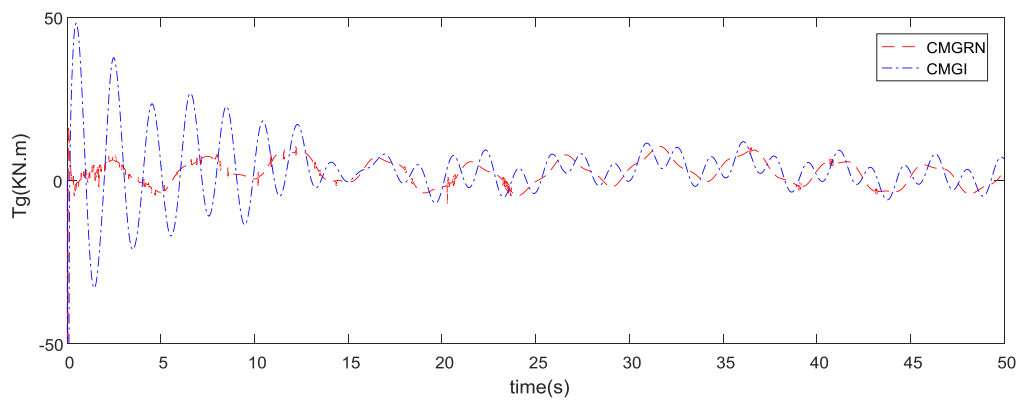


Figure 3.13. Couple électromagnétique en KN.m

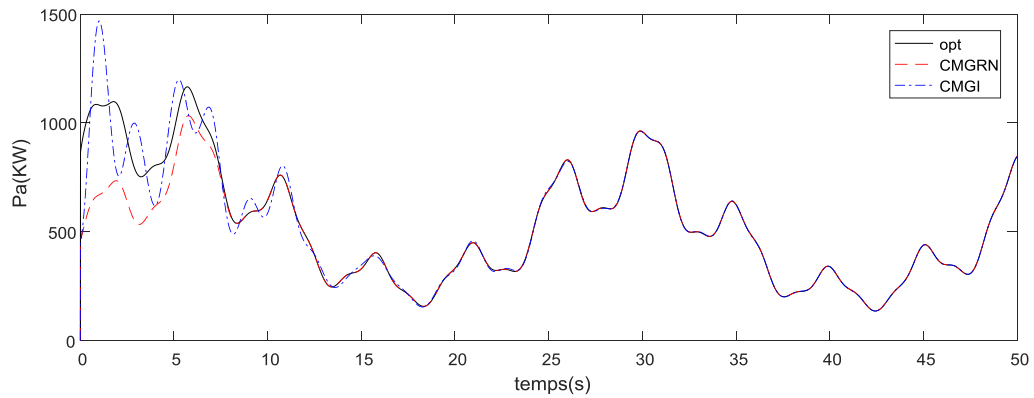


Figure 3.14. Puissance aérodynamique captée en KW

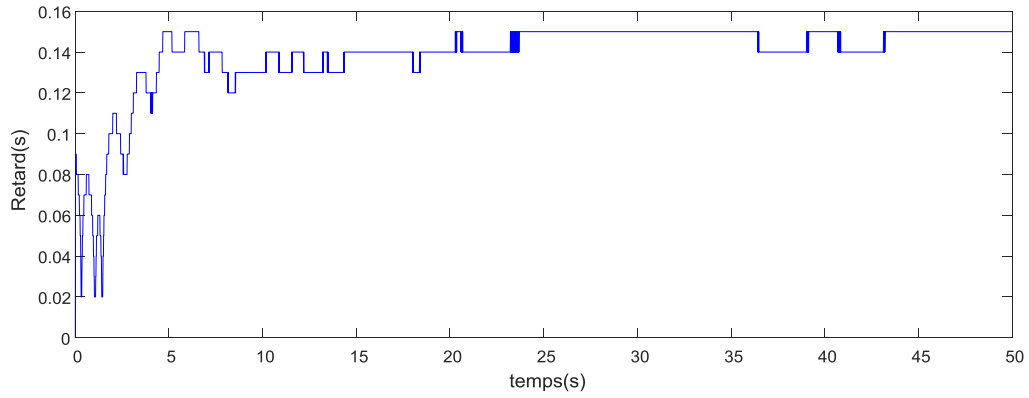


Figure 3.15. Retard variable dans le temps en seconde

Résultats de simulation avec la valeur du gain de commutation: $\alpha = 0.5$.

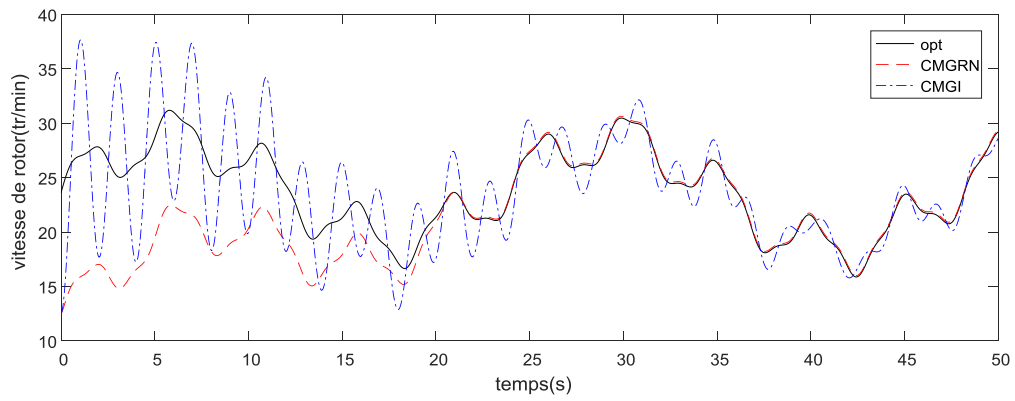


Figure 3.16. Vitesse de rotation du rotor en tr/min

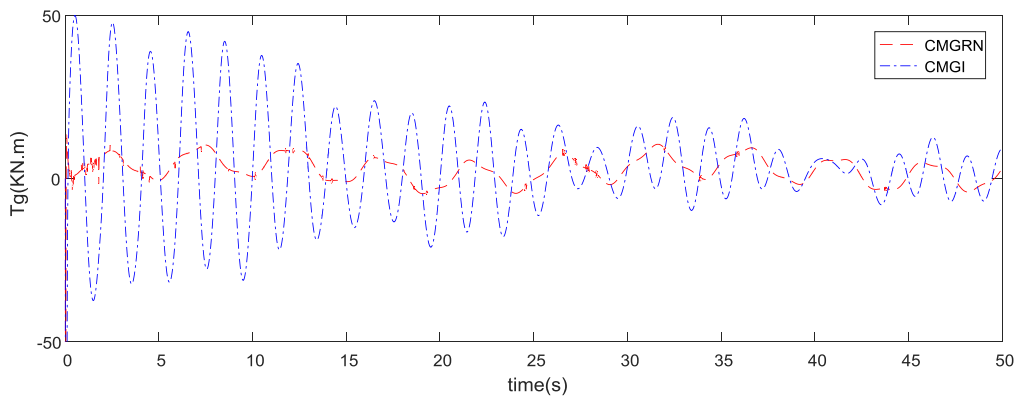


Figure 3.17. Couple électromagnétique en KN.m

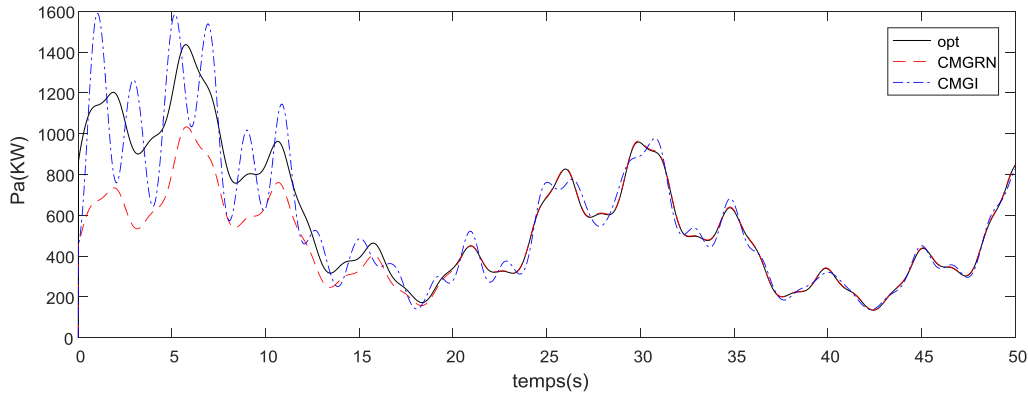


Figure 3.18. Puissance aérodynamique captée du vent en KW

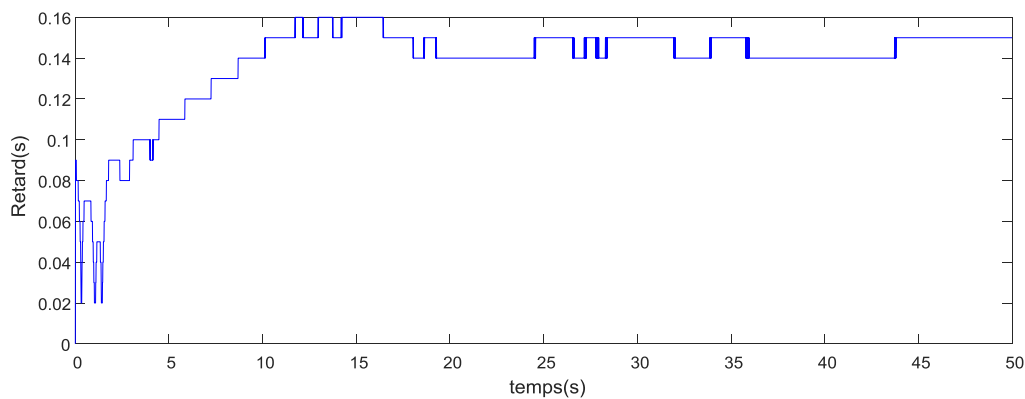


Figure 3.19. Retard variable dans le temps en seconde

À partir de ces résultats, les meilleures performances de poursuite de vitesse du rotor (Figure 3.12 et Figure 3.16) et de robustesse du contrôleur (Figure 3.14 et Figure 3.18), sont obtenues lorsque la loi commande par CMGRN est appliquée.

3.5 Conclusion

Nous avons élaboré dans ce chapitre deux contrôleurs robustes afin d'atteindre l'objectif principal de la commande d'une éolienne dans la zone de fonctionnement en dessous de la puissance nominale (zone II); à savoir l'optimisation de l'énergie extraite du vent tout en réduisant les charges aérodynamiques subies par la turbine, et ainsi maximiser l'énergie produite et prolonger la durée de vie de l'éolienne. La commande par modes glissants que nous avons synthétisé à partir du modèle non linéaire, a montré de faibles performances liées au phénomène de réticence à cause de l'existence d'incertitudes assez larges et des fortes fluctuations du vent. Dans les deux lois des commandes, nous avons utilisé un estimateur intelligent de type réseau de neurones pour estimer les dynamiques inconnues du système éolien.

En revanche, pour améliorer les performances de la commande par modes glissants en termes de robuste, et du réseau de neurones en termes de vitesse de convergence, nous avons eu recours à des optimisateurs de type algorithme génétique pour l'optimisation du gain de la commande et du taux d'apprentissage. La première loi de commande proposée est une combinaison entre CMG, réseau de neurones et algorithme génétique, et donc le contrôleur élaboré contient les avantages de ces trois approches. Toutefois, on ne peut pas mettre en œuvre cette loi de commande en temps réel à cause du temps de retard généré par l'apprentissage en ligne de RNA. Pour cela, nous avons converti le modèle non linéaire d'origine, en un système à retard d'entrée variable qui représente le temps d'apprentissage en ligne de réseau de neurones ce qui permet de compenser ce retard afin d'assurer la commande en temps réel et de maintenir l'avantage de l'apprentissage en ligne. La deuxième loi de commande élaborée est la commande par modes glissants et réseau de neurones en temps réel.

Toutes ces approches peuvent améliorer la robustesse du système pour capter le maximum possible de l'énergie éolienne. Cependant, ses performances peuvent être dégradées en raison des perturbations et/ou de défauts dans des domaines courts en raison de la nature stochastique de l'écoulement du vent. Dans le chapitre suivant, et afin de palier à ce problème, deux commandes robustes en fréquences finies à base des modes glissants et de la logique floue seront abordées.

Chapitre 4 : Commande robuste en fréquences finies

4.1 Introduction

Les systèmes éoliens modernes sont construits comme des structures flexibles fonctionnant en présence de fortes turbulences du vent, de plus, ils sont hautement non linéaires et leurs dynamiques changent rapidement avec le changement de la vitesse du vent. Toutes les techniques de contrôle présentées dans le chapitre précédent et d'autres dans la littérature peuvent améliorer la robustesse des systèmes de conversion d'énergie éolienne afin de capturer la puissance maximale du vent, cependant, ses performances peuvent être dégradées en raison des perturbations et/ou des défauts dans des domaines courts en raison de la nature stochastique de l'écoulement du vent. Un système de commande sophistiqué est donc nécessaire pour permettre aux éoliennes de produire de la puissance électrique dans une grande variété de conditions de vent tout en maintenant les performances du régulateur vis-à-vis des perturbations subies par le système.

En outre, lorsque les perturbations du système se produisent dans une gamme de fréquences finies qui est connue à l'avance, il n'est pas favorable de commander le système dans la bande complète des fréquences, car cela peut introduire une certaine restriction au

niveau de la performance du système de commande. Récemment, la synthèse des lois de commande dans un domaine des fréquences finies a reçu une attention croissante en raison des avantages qu'elle offre au concept de performance dans des intervalles des fréquences spécifiques [XU 2016] [WAN 2015] [ZHA 2014] [IWA 2005]. Dans ce manuscrit, deux lois de commande robustes seront synthétisées à base de la méthode des fréquences finies (FF) pour le modèle non linéaire du système éolien:

- Commande par modes glissants en fréquences finies (CMGFF), la technique des fréquences finies est proposée pour améliorer la commande par modes glissants contre les changements rapides de la vitesse du vent. Un compensateur dynamique est donc introduit pour concevoir la surface de glissement afin de surmonter la difficulté de faire face aux fluctuations de la vitesse du vent, mais le changement rapide de ces fluctuations dans un certain domaine fini peut dégrader les performances du compensateur. Ainsi, l'objectif principal des FF est la conception d'un compensateur robuste afin de concevoir une surface de glissement et de s'assurer que l'équation de mode de glissement est asymptotiquement stable.
- Commande floue T-S en fréquences finies (TSFF), la conception de la loi de commande proposée est basée à la fois sur la modélisation floue T-S de système et sur l'approche des fréquences finies. Le modèle flou Takagi-Sugeno (T-S) est proposé pour traiter le comportement non linéaire du système éolien et l'approche des FF permet la conception de système de commande floue.

4.2 Principe et objectif

L'aérodynamique a un aspect très important dans l'éolienne, les forces aérodynamiques appliquées aux pales produisent un couple et une rotation de l'arbre que les générateurs ont ensuite converti en énergie électrique. L'augmentation de la vitesse moyenne du vent avec la hauteur des pales est l'une des causes des charges aérodynamiques. En fait, si le rotor de l'éolienne tourne trop lentement, la plupart du vent passera à travers les ouvertures entre les pales avec une faible extraction de puissance. D'autre part, si le rotor tourne trop vite, les pales rotatives agissent en paroi solide obstruant l'écoulement du vent, réduisant encore l'extraction de puissance. Les éoliennes doivent être contrôlées pour fonctionner à leur rapport optimal de vitesse spécifique afin d'extraire le plus d'énergie possible du courant de vent, en même temps, d'atténuer les charges aérodynamiques qui fatiguent les composants de la

turbine pour prolonger la durée de vie de l'éolienne. La relation entre la vitesse du rotor et la vitesse du vent est définie par

$$\lambda = \frac{\Omega_r R}{v} = \frac{2\pi f R}{v} \quad (4.1)$$

Ω_r , R , f et v sont respectivement, vitesse angulaire, rayon de rotor, fréquence de rotation du rotor et vitesse du vent. Le nombre et la taille des pales ont une influence significative sur la valeur optimale de la vitesse spécifique. Plus le nombre de pales est petit, plus l'éolienne doit tourner rapidement pour extraire la puissance maximale du vent.

4.3 Commande par modes glissants en fréquences finies

Considérons le même modèle mathématique non linéaire du système éolien (2.22) décrit par la représentation d'état suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{\Omega}_r \\ \dot{\Omega}_g \\ \dot{T}_{ls} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} \\ \left(B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r}\right) & \frac{1}{n_g} \left(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls}\right) & -K_{ls} \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r}\right) \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \Omega_r \\ \Omega_g \\ T_{ls} \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J_g} \\ \frac{K_{ls}}{ngJ_g} \end{pmatrix} T_g + \begin{pmatrix} \frac{1}{J_r} \\ 0 \\ \frac{K_{ls}}{J_r} \end{pmatrix} T_a \quad (4.2)$$

Le terme non linéaire du système (4.2) provient du couple aérodynamique T_a qui est écrit par:

$$T_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda} v^2 \quad (4.3)$$

Le couple aérodynamique est une fonction non linéaire de la vitesse du vent, de la vitesse du rotor et de l'angle de calage, il peut être approximé autour d'un point de fonctionnement comme suit :

$$T_a = T_{av} v + T_{a\Omega} \Omega_r + T_{a\beta} \beta \quad (4.4)$$

Où les coefficients T_{av} , $T_{a\beta}$ et $T_{a\Omega}$ sont respectivement les dérivées partielles du couple aérodynamique T_a par rapport à la vitesse de vent, l'angle de calage et la vitesse de rotor (Annexe A).

À faible vitesse du vent (environ 3-12 m/s), l'angle de calage β est fixé à sa valeur optimale ($\beta = 0$). Ensuite, le couple aérodynamique T_a (4.4) est réécrit par :

$$T_a = T_{av}v + T_{a\Omega}\Omega_r \quad (4.5)$$

Enfin, la représentation d'état du système linéarisé autour d'un point de fonctionnement est :

$$\begin{bmatrix} \dot{\Omega}_r \\ \dot{\Omega}_g \\ \dot{T}_{ls} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{T_{a\Omega} - K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} \\ \left(B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r} \right) + \frac{T_{a\Omega} K_{ls}}{J_r} & \frac{1}{n_g} \left(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls} \right) & -K_{ls} \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r} \right) \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \Omega_r \\ \Omega_g \\ T_{ls} \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J_g} \\ \frac{K_{ls}}{ngJ_g} \end{pmatrix} T_g + \begin{pmatrix} \frac{T_{av}}{J_r} \\ 0 \\ \frac{T_{av} K_{ls}}{J_r} \end{pmatrix} v \quad (4.6)$$

Sous une forme plus compacte, le système (4.6) s'écrit :

$$\begin{aligned} \dot{x}_\Delta &= A_\Delta x_\Delta + B_\Delta T_g + D_\Delta v \\ y_\Delta &= C_\Delta x_\Delta \end{aligned} \quad (4.7)$$

Avec $x_\Delta = [\Omega_r \quad \Omega_g \quad T_{ls}]^T$ et $C_\Delta = [1 \quad 0 \quad 0]$.

La vitesse du vent peut être approximée par la sortie d'un filtre linéaire dont l'entrée est un bruit blanc. Par cette approximation, le modèle linéarisé de la composante turbulente du vent est donné par la représentation suivante [BOU 2006]

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{v} \\ \ddot{v} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{1}{p_1 p_2} & -\frac{p_1 + p_2}{p_1 p_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \dot{v} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{k}{p_1 p_2} \end{bmatrix} e_v \\ v &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \dot{v} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.8)$$

Où les paramètres p_1 , p_2 et k sont calculés en optimisant l'écart entre la densité spectrale de puissance (DSP) de v donnée par la représentation d'état (4.8) et la DSP non linéaire proposée par Højstrup [BOU 2006] [XIN 1997] [HOJ 1982].

Soit $x_v = [v \quad \dot{v}]^T$. La représentation (4.8) devient :

$$\begin{aligned}\dot{x}_v &= A_v x_v + B_v e_v \\ v &= C_v x_v\end{aligned}\tag{4.9}$$

Où e_v représente les fluctuations du vent.

Le modèle de vent est inclus en tant que bruit, pour cela, la représentation d'état (4.7) augmentée du vecteur d'état x_v est adoptée comme suit :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_\Delta \\ \dot{x}_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_\Delta & D_\Delta C_v \\ 0 & A_v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_\Delta \\ x_v \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_\Delta \\ 0 \end{bmatrix} T_g + \begin{bmatrix} 0 \\ B_v \end{bmatrix} e_v\tag{4.10}$$

Soit $x = [x_\Delta \quad x_v]^T$, $u = T_g$ et $w = e_v$. Le système (4.10) peut être reformulé d'une manière compacte :

$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + Bu + Dw \\ y &= Cx\end{aligned}\tag{4.11}$$

Avec $C = [C_\Delta \quad 0 \quad 0]$

Cette représentation sera utilisée comme un modèle non linéaire pour la synthèse de loi de commande par CMGFF qui fait l'objet de cette section. L'avantage de cette représentation est que le modèle linéarisé est directement lié aux fluctuations du vent, qui sont considérées comme des perturbations externes. On peut donc commander le système indépendamment de la vitesse moyenne du vent.

4.3.1 Synthèse de la stratégie de commande

L'objectif de cette section est de concevoir un contrôleur approprié au mode de glissement en fréquences finies garantissant la stabilité asymptotique du système afin de suivre un signal de référence et d'atténuer les vibrations de la loi de commande. Cette section est composée de deux parties. Premièrement, nous établissons un contrôleur de modes glissants, ensuite, nous concevons une loi de commande à base de l'approche des fréquences finies capable de piloter les états du système sur la surface de glissement dans une certaine gamme de fréquences.

4.3.1.1 Conception de la surface de glissement

Considérons le système (4.11), la nature chaotique des fluctuations du vent w rend la conception de la surface de glissement difficile. Ainsi, un compensateur dynamique pour faire face à ces fluctuations est défini par :

$$\dot{z} = Kx - z \quad (4.12)$$

Où $z \in \mathfrak{R}$ est l'état du compensateur, $K \in \mathfrak{R}^{1 \times 5}$ est une matrice à déterminer plus tard en résolvant une inégalité matricielle linéaire (LMI).

Considérons la surface de glissement suivante :

$$\sigma = Hx + z \quad (4.13)$$

Avec $H \in \mathfrak{R}^{1 \times 5}$ sera décidé plus tard. La dérivation de cette surface par rapport au temps s'écrit :

$$\dot{\sigma} = H\dot{x} + \dot{z} = HAx + HBu + HDw + Kx - z \quad (4.14)$$

Soit $\dot{\sigma} = 0$ et $HB = I$, il est facile d'obtenir la commande équivalente :

$$u_{eq} = -HAx - HDw - Kx + z \quad (4.15)$$

En remplaçant (4.15) dans la première équation de (4.11), nous obtenons

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + B(-HAx - HDw - Kx + z) + Dw \\ &= (A - BHA - BK)x + Bz + (D - BHD)w \end{aligned} \quad (4.16)$$

Sur la surface de glissement $\sigma = 0$ et à travers les équations (4.13) et (4.16) on obtient la représentation d'état suivante :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= A_c x + D_c w \\ y &= Cx \end{aligned} \quad (4.17)$$

Où $A_c = A - BHA - BK - BH$ et $D_c = D - BHD$.

Le contrôleur proposé est conçu de telle sorte que le système en boucle fermée satisfait la condition suivante :

$$\sup_{\omega_1 < \omega < \omega_2} (\|G(j\omega)\|_{\infty}) < \gamma, \quad \gamma > 0 \quad (4.18)$$

Avec ω_1 et ω_2 sont respectivement les bornes inférieure et supérieure de la bande de fréquence considérée. $G(j\omega)$ représente la fonction de transfert du système (4.17).

4.3.1.2 Conception de l'approche des fréquences finies

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

Lemme 4.1. [IWA 2015] [IWA 2005]

Considérons le système (4.17). Étant donné une matrice symétrique Φ et un scalaire positif ω , les énoncés suivants sont équivalents

i) L'inégalité de fréquence finie

$$\begin{bmatrix} G(j\omega) \\ I \end{bmatrix}^* \Phi \begin{bmatrix} G(j\omega) \\ I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.19)$$

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

$$\begin{bmatrix} A_c & D_c \\ I & 0 \end{bmatrix}^* \Xi \begin{bmatrix} A_c & B_c \\ I & 0 \end{bmatrix} + \Phi < 0 \quad (4.20)$$

Pour la gamme des moyennes fréquences $\omega_1 < \omega < \omega_2$

$$\Xi = \begin{bmatrix} -Q & P + j\omega_c Q \\ P - j\omega_c Q & -\omega_1 \omega_2 Q \end{bmatrix}, \omega_c = \frac{\omega_1 + \omega_2}{2} \quad (4.21)$$

Lemme 4.2. [LI 2015]

Soit $\Psi \in \mathfrak{R}^{m \times m}$ une matrice symétrique, et Γ , Π deux matrices de dimensions appropriées, il existe une matrice F telle que l'inégalité (4.22) est satisfaite.

$$\Psi + \Gamma F \Pi + \Pi^T F \Gamma^T < 0 \quad (4.22)$$

Si et seulement si les inégalités de projection par rapport à F sont satisfaites

$$\Gamma^\perp \Psi \Gamma^{\perp T} < 0 \quad (4.23)$$

$$\Pi^\perp \Psi \Pi^{\perp T} < 0 \quad (4.24)$$

Théorème 4.1. [BER 2018a]

Soit $\gamma > 0$ un scalaire positif et soit une matrice K , considérons le système (4.17), s'il existe des matrices $\bar{Q} > 0$, $X > 0$, $Z > 0$, et Y une matrice quelconque, l'inégalité matricielle linéaire suivante est vérifiée.

$$\begin{bmatrix} -\bar{Q} & -X + Z + j\omega_c \bar{Q} & 0 & 0 \\ * & (A-BHA-BH)X + X(A-BHA-BH)^T & D-BHD & XC^T \\ * & -BY - Y^T B^T - \omega_1 \omega_2 \bar{Q} & -\gamma^2 I & 0 \\ * & * & * & -I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.25)$$

Où le vecteur des gains de commande $K = YX^{-1}$ est déterminé de sorte que le système (4.17) en boucle fermée satisfait la condition (4.18).

Démonstration 4.1. D'après le lemme 4.1, et en choisissant

$$\Phi = \begin{bmatrix} C^T C & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \quad (4.26)$$

L'inégalité (4.20) devient :

$$\begin{bmatrix} A_c & D_c \\ I & 0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -Q & P + j\omega_c Q \\ P - j\omega_c Q & -\omega_1 \omega_2 Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_c & D_c \\ I & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C^T C & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.27)$$

En utilisant quelques opérations algébriques, nous pouvons démontrer

$$\begin{bmatrix} A_c & D_c \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \Psi \begin{bmatrix} A_c & D_c \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.28)$$

Cette inégalité a la même forme de (4.23) avec

$$\Psi = \begin{bmatrix} -Q & P + j\omega_c Q & 0 \\ P - j\omega_c Q & \omega_1 \omega_2 Q + C^T C & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix} \quad (4.29)$$

D'un autre côté, nous pouvons trouver

$$\begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \Psi \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -Q & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.30)$$

Cette inégalité a la même forme de (4.24). Selon le lemme de projection 4.2, avec

$$\Gamma^\perp = \begin{bmatrix} A_c^T & I & 0 \\ D_c^T & 0 & I \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

$$\Pi^\perp = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

L'inégalité suivante est une condition suffisante pour (4.27).

$$\Psi + \begin{bmatrix} -I \\ A_c^T \\ D_c^T \end{bmatrix} F \begin{bmatrix} 0 & I & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & I & 0 \end{bmatrix}^T F \begin{bmatrix} -I \\ A_c^T \\ D_c^T \end{bmatrix} < 0 \quad (4.33)$$

En utilisant certaines opérations algébriques, et en remplaçant $A_c = A - BHA - BH - BK$ et $D_c = D - BHD$, l'inégalité (4.33) peut être réécrite comme suit

$$\begin{bmatrix} -Q & -F + P + j\omega_c Q & 0 \\ * & (A - BHA - BH)^T F + F(A - BHA - BH) & F(D - BHD) \\ * & -K^T B^T F - FBK - \omega_1 \omega_2 Q + C^T C & \\ * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.34)$$

En Effectuant une transformation de congruence à (4.34) par la matrice de rang plein $\text{diag}\{F^{-1} \quad F^{-1} \quad I\}$ et sa transposée à gauche et à droite, et en définissant de nouvelles variables $\bar{Q} = F^{-1} Q F^{-1}$, $X = F^{-1}$, $Z = F^{-1} P F^{-1}$, $Y = K F^{-1}$, l'inégalité (4.34) devient

$$\begin{bmatrix} -Q & -X + Z + j\omega_c \bar{Q} & 0 \\ * & (A - BHA - BH)X + X(A - BHA - BH)^T \\ & + BY + Y^T B^T - \omega_1 \omega_2 \bar{Q} + XC^T CX & D - BHD \\ * & * & -\gamma^2 I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.35)$$

Par l'utilisation de complément de Schur, on trouve l'inégalité (4.25). \square

4.3.1.3 Conception de loi de commande

La loi de commande doit être conçue pour assurer que le système chaotique atteigne la surface de glissement dans un temps fini.

Lemme 4.3. [WAN 2009]

Pour tout $0 < \alpha_c < 1$ et $\mu_c, \eta_c > 0$, lorsque nous adoptons la loi suivante :

$$\dot{\sigma} = -(\mu_c + \eta_c \|\sigma\|^{\alpha_c - 1})\sigma \quad (4.36)$$

L'état du système atteindra la surface de glissement $\sigma = 0$ dans un temps fini τ

$$\tau = \frac{1}{\mu_c(1 - \alpha_c)} \ln \frac{\mu_c \|\sigma(t_0)\|^{1 - \alpha_c} + \eta_c}{\eta_c} \quad (4.37)$$

Théorème 4.2. [BER 2018a]

Considérons la surface de glissement définie par (4.13) et la commande équivalente (4.15). Pour tout $0 < \alpha_c < 1$ et $\mu_c, \eta_c > 0$, si la loi de commande (4.38) est utilisée pour le système dynamique (4.11)

$$u = -HAx - HDw + z - (\mu_c + \eta_c \|\sigma\|^{\alpha_c - 1})\sigma \quad (4.38)$$

Le mode de glissement existe toujours, i.e. l'équation dynamique (4.14) en présence d'incertitudes w est asymptotiquement stable. L'état atteint la surface de glissement $\sigma = 0$ en un temps fini (lemme 4.3) à partir de n'importe quel point initial.

Démonstration 4.2. Considérons la fonction de Lyapunov suivante

$$V = \frac{1}{2} \sigma^T \sigma \quad (4.39)$$

D'où

$$\dot{V} = \sigma^T \dot{\sigma} \quad (4.40)$$

$$\dot{V} = \sigma^T (H A x + H D w + H B u + K x - z) \quad (4.41)$$

$$\dot{V} = \sigma^T \left(H A x + H D w + K x - z - H A x - H D w - K x + z - \left(\mu_c + \eta_c \|\sigma\|^{\alpha_c - 1} \right) \sigma \right) \quad (4.42)$$

$$\dot{V} = -\sigma^T \left(\mu_c + \eta_c \|\sigma\|^{\alpha_c - 1} \right) \sigma \quad (4.43)$$

$$\dot{V} \leq -\mu_c \|\sigma\|^2 - \eta_c \|\sigma\|^{\alpha_c} \quad (4.44)$$

D'après le lemme 4.3, l'état $x(t)$ se déplace vers la surface de glissement $\sigma = 0$ dans un temps fini. Lorsque l'état atteint la surface de glissement $\sigma = 0$, il reste sur cette surface et le comportement du système d'état (4.11) peut être représenté par le système dynamique (4.17). Combiné au théorème 4.1, le système dynamique (4.17) est asymptotiquement stable dans une certaine plage des fréquences finies lorsque le système est brusquement perturbé. Il est asymptotiquement stable dans les autres plages selon l'approche des modes glissants. Ainsi, le système d'état (4.11) avec la loi de commande (4.38) est asymptotiquement stable. \square

4.3.2 Résultats de la simulation

Le modèle décrit dans le début de la section 1.3 avec les valeurs numériques listées dans le tableau B.2 (Annexe B) est considéré pour évaluer les performances du contrôleur proposé. Les tests de simulation sont effectués sous les conditions de fonctionnement suivantes :

- Deux profils du vent de vitesse moyenne 10 m/s : vitesse du vent constant (Figure 4.1 (a)) et vitesse du vent variable (Figure 4.2 (a)).
- On applique une variation rapide et soudaine de la vitesse du vent dans l'intervalle de temps [20s 30s].
- Le domaine fréquentiel utilisé est représenté par la fréquence de fonctionnement du rotor, qui est calculé en utilisant (4.1), au rapport optimal de vitesse spécifique λ_{opt} .

En résolvant la LMI (4.25) dans le domaine fréquentiel $[\omega_1 = 0.05, \omega_2 = 0.7]$ avec l'optimisation du scalaire γ , le vecteur des gains de commande obtenu est :

$$K = [-8.457 \ -0.004 \ 0.0001 \ -2.5090 \ -1.1395] \times 10^3$$

A titre de comparaison, les performances de l'approche proposée (CMGFF) sont comparées à celles de la commande par modes glissants standard (CMG) et par modes glissants terminaux (CMGT).

Résultats de simulation avec une vitesse du vent fixe :

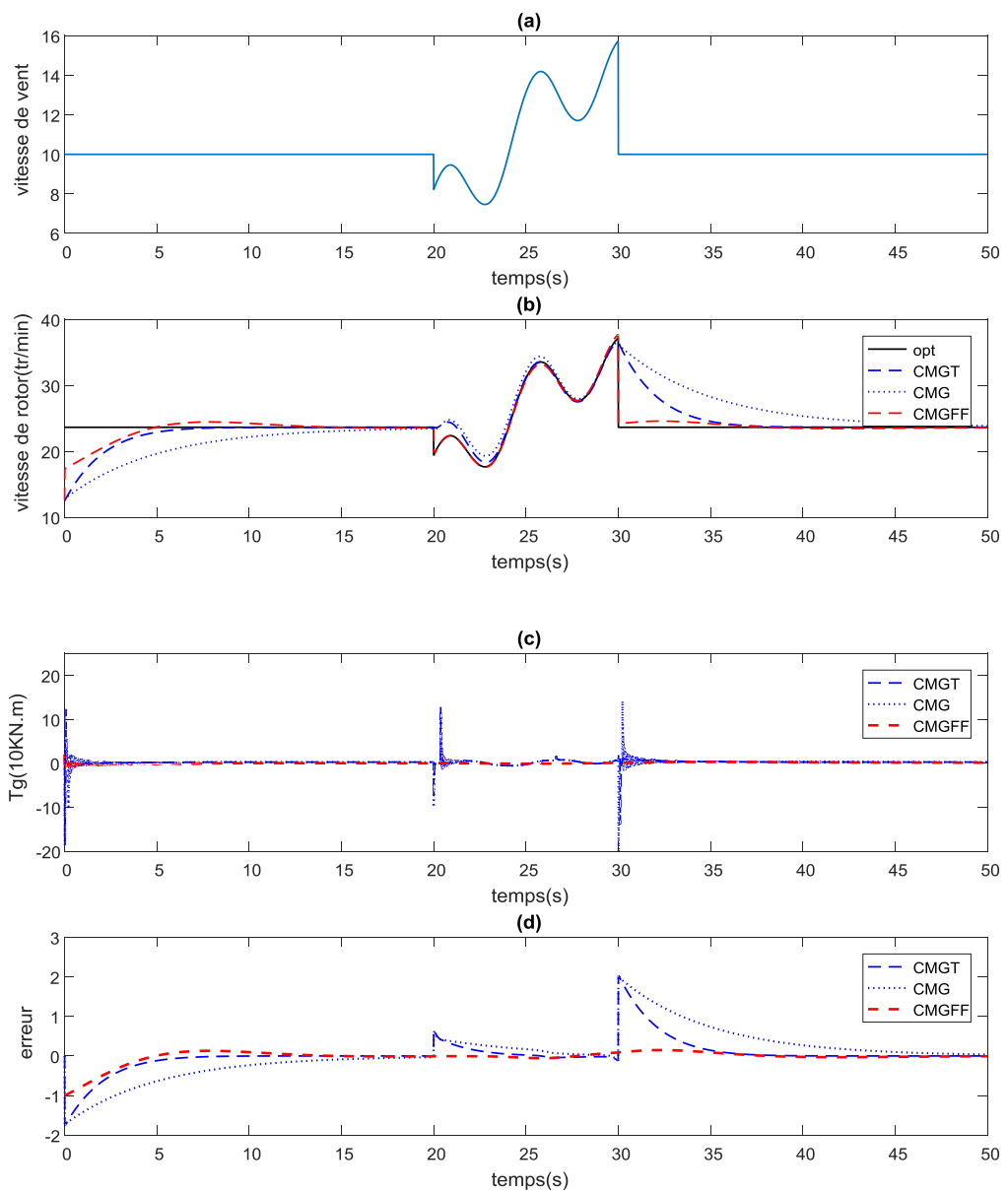


Figure 4.1. (a) Profil de vitesse du vent, (b) Vitesse du rotor, (c) Couple électromagnétique et (d) Erreur de poursuite

Résultats de la simulation avec une vitesse du vent variable :

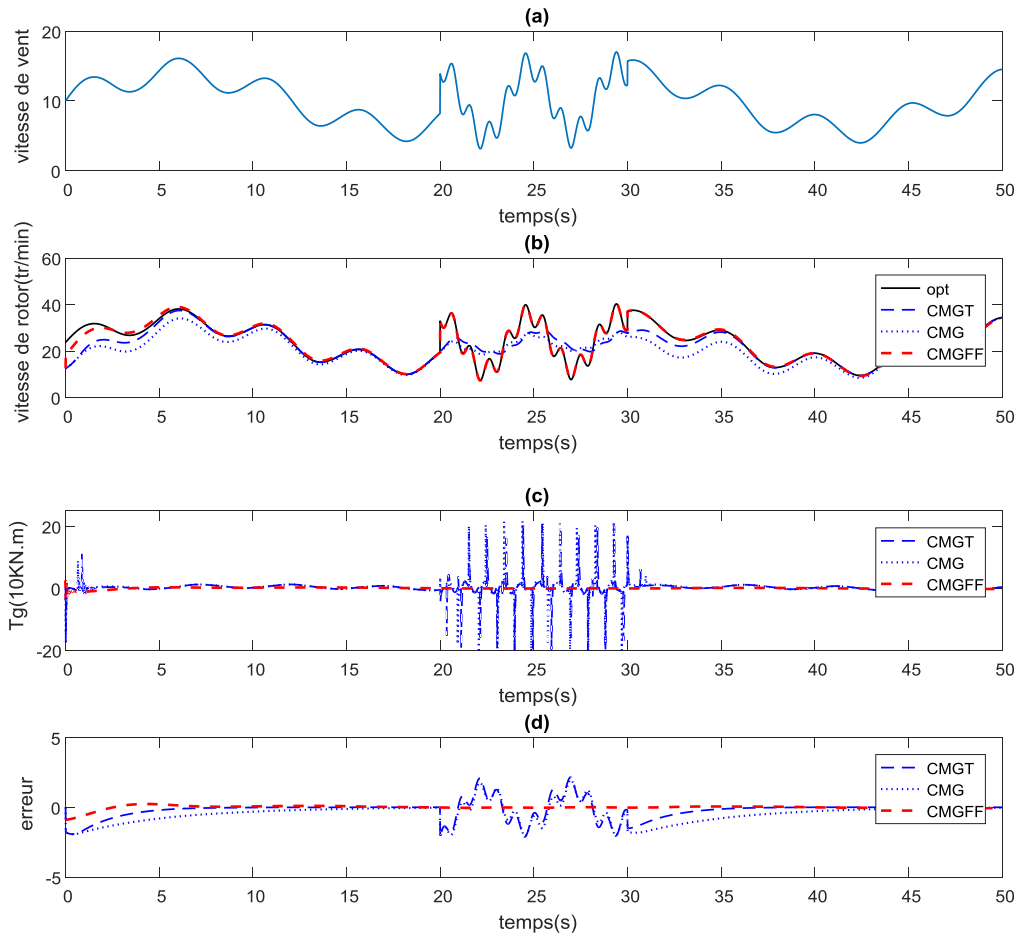


Figure 4.2. (a) Profil de vitesse du vent, (b) Vitesse du rotor, (c) Couple électromagnétique et (d) Erreur de suivi

Selon ces résultats de simulation, la figure 4.1 (b) dans le cas où la vitesse du vent est constante et la figure 4.2 (b) dans le cas où la vitesse du vent est variable, représentent la réponse temporelle de la vitesse du rotor équipée de trois contrôleurs FFSMC en rouge, TSMC en bleu et CSMC en bleu pointillé. La ligne noire représente le signal optimal de la vitesse du rotor. Nous pouvons observer que la stratégie de contrôle proposée donne la meilleure poursuite sur l'intervalle de temps [20s 30s] par rapport à la commande par CMG et par CMGT.

La figure 4.1 (c) et la figure 4.2 (c) montrent la variation de couple T_g avec FFSMC en rouge, TSMC en bleu et CSMC en bleu pointillé. Nous pouvons remarquer que la loi de commande de la FFSMC proposée est plus stable sans aucun comportement oscillatoire par rapport aux autres approches (CSMC, TSMC).

La figure 4.1 (d) et la figure 4.2 (d) représentent l'erreur de poursuite de la vitesse du rotor aérodynamique.

4.4 Commande floue T-S en fréquences finies

Dans cette section, nous présentons une méthodologie de conception pour la stabilisation d'une classe de systèmes non linéaires. Premièrement, nous approximons un système non linéaire avec un modèle flou Takagi-Sugeno (T-S). Ensuite, nous utilisons un concept de contrôleur flou basé sur la méthode de "compensation répartie parallèle" [WAN 1995].

Considérons le modèle mathématique (4.2) avec le couple aérodynamique donné par l'équation (4.4). La représentation d'état du système (4.2) devient :

$$\begin{bmatrix} \dot{\Omega}_r \\ \dot{\Omega}_g \\ \dot{T}_{ls} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{T_{a\Omega} - K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} \\ \left(B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r} \right) + \frac{T_{a\Omega} K_{ls}}{J_r} & \frac{1}{n_g} \left(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls} \right) & -K_{ls} \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r} \right) \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \Omega_r \\ \Omega_g \\ T_{ls} \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & \frac{T_{a\beta}}{J_r} \\ -\frac{1}{J_g} & 0 \\ \frac{K_{ls}}{n_g J_g} & \frac{T_{a\beta} K_{ls}}{J_r} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} T_g \\ \beta \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{T_{av}}{J_r} \\ 0 \\ \frac{T_{av} K_{ls}}{J_r} \end{pmatrix} v \quad (4.45)$$

L'actionneur qui décrit le comportement dynamique entre l'angle de calage β et ce celui désiré β_d , est modélisé par une équation différentielle de premier ordre [BOU 2012].

$$\dot{\beta} = \frac{1}{\tau} (\beta_d - \beta) \quad (4.46)$$

Où τ est une constante de temps.

D'après les équations (4.45) et (4.46), la représentation d'état de système devient

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu + Dv \\ y &= Cx \end{aligned} \quad (4.47)$$

Où $x = [\Omega_r \quad \Omega_g \quad T_{ls} \quad \beta]^T \in \mathfrak{R}^3$, $u = [T_g \quad \beta_d] \in \mathfrak{R}^2$ et $y = \Omega_g \in \mathfrak{R}$. Les matrices d'état de système sont:

$$A = \begin{pmatrix} \frac{T_{a\Omega} - K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} & \frac{T_{a\beta}}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} & 0 \\ \left(B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r} \right) + \frac{T_{a\Omega} K_{ls}}{J_r} & \frac{1}{n_g} \left(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls} \right) & -K_{ls} \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r} \right) & \frac{T_{a\beta} K_{ls}}{J_r} \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ -\frac{1}{J_g} & 0 \\ \frac{K_{ls}}{n_g J_g} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\tau} \end{pmatrix}$$

$$D = \begin{pmatrix} -\frac{T_{av}}{J_r} \\ 0 \\ \frac{T_{av} K_{ls}}{J_r} \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$C = [0 \quad 1 \quad 0 \quad 0]$$

Les meilleures performances possibles du système hautement non linéaire (4.47) peuvent être obtenues en utilisant un modèle flou Takagi-Sugeno.

4.4.1 Synthèse de la stratégie de commande

4.4.1.1 Représentation floue T-S

Une vitesse de vent élevée est considérée et les variables de l'éolienne sont supposées varier dans les plages de fonctionnement $v_1 \leq v \leq v_2$, $\beta_1 \leq \beta \leq \beta_2$. Par conséquent, le système non linéaire (4.47) peut être représenté par les quatre règles SI-ALORS suivantes : [BOU 2012]

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^1 \text{ et } v \text{ est } F_2^1 \text{ Alors } \begin{cases} \dot{x} = A_1x + Bu + D_1v \\ y = Cx \end{cases} \quad (4.48a)$$

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^1 \text{ et } v \text{ est } F_2^2 \text{ Alors } \begin{cases} \dot{x} = A_2x + Bu + D_2v \\ y = Cx \end{cases} \quad (4.48b)$$

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^2 \text{ et } v \text{ est } F_2^1 \text{ Alors } \begin{cases} \dot{x} = A_3x + Bu + D_3v \\ y = Cx \end{cases} \quad (4.48c)$$

$$\text{Si } \beta \text{ est } F_1^2 \text{ et } v \text{ est } F_2^2 \text{ Alors } \begin{cases} \dot{x} = A_4x + Bu + D_4v \\ y = Cx \end{cases} \quad (4.48d)$$

Les fonctions d'appartenance sont données par

$$h_1 = F_1^1(\beta)F_2^1(v) \quad h_2 = F_1^1(\beta)F_2^2(v) \quad h_3 = F_1^2(\beta)F_2^1(v) \quad h_4 = F_1^2(\beta)F_2^2(v)$$

Où $h_i \geq 0$, $\sum_{i=1}^4 h_i = 1$. Avec

$$F_1^1(\beta) = \frac{\beta - \beta_1}{\beta_2 - \beta_1} \quad F_1^2(\beta) = \frac{-\beta + \beta_2}{\beta_2 - \beta_1} \quad F_2^1(v) = \frac{v - v_1}{v_2 - v_1} \quad F_2^2(v) = \frac{-v + v_2}{v_2 - v_1}$$

Alors le modèle flou de type T-S équivalent est

$$\begin{aligned} \dot{x} &= A(h)x + B(h)u + D(h)v \\ y &= C(h)x \end{aligned} \quad (4.49)$$

Où $A(h) = \sum_{i=1}^4 h_i A_i$, $B(h) = \sum_{i=1}^4 h_i B_i$, $D(h) = \sum_{i=1}^4 h_i D_i$ et $C(h) = \sum_{i=1}^4 h_i C_i$.

La loi de commande par retour d'état pour un modèle flou T-S est adoptée par le concept de compensation répartie parallèle, où la règle de la $i^{\text{ème}}$ proposition est similaire à celle donnée en (4.48)

$$u = K_i x \quad (4.50)$$

Le contrôleur flou pour l'ensemble des règles (4.48) peut être construit par

$$u = \sum_{i=1}^4 h_i(K_i x) \quad (4.51)$$

Avec $K_i \in \mathcal{R}^{2 \times 4}$. Les gains du contrôleur K_i peuvent être obtenus en résolvant un ensemble de LMIs qui sont construites en utilisant l'approche de fréquences finies.

Ensuite, par la combinaison de (4.49) et (4.51), nous pouvons obtenir le système flou en boucle fermée suivant

$$\begin{aligned} \dot{x} &= A_c(h)x + D(h)v \\ y &= C(h)x \end{aligned} \quad (4.52)$$

Avec $A_c(h) = A(h) + B(h)K(h)$.

La fonction de transfert de système (4.52) est

$$G(s) = C(h)(sI - A_c(h))^{-1}D(h) \quad (4.53)$$

4.4.1.2 Conception de l'approche des fréquences finies

Description du problème : Notre objectif est de concevoir un contrôleur par retour d'état (4.51) qui intègre la réaction de système (4.52) de telle sorte que les deux conditions suivantes sont satisfaites

- i) Le système (4.52) est asymptotiquement stable.
- ii) Le système (4.52) possède une performance H_∞ en fréquences finies, si dans le cas des moyennes fréquences, l'inégalité suivante est satisfaite

$$\int_{\omega_1 < \omega < \omega_2} Y(\omega)^T Y(\omega) d\omega \leq \gamma^2 \int_{\omega_1 < \omega < \omega_2} W(\omega)^T W(\omega) d\omega \quad (4.54)$$

Avec $\gamma > 0$ est un scalaire prescrit, et ω_1, ω_2 sont respectivement les bornes inférieure et supérieure du domaine fréquentiel concerné. $Y(\omega)$ et $W(\omega)$ dénotent la transformée de Fourier de $y(t)$ et $w(t)$, respectivement.

Un nouveau résultat de l'analyse de la performance en fréquence finie est décrit par le lemme suivant :

Lemme 4.4. Soit $\gamma > 0$ un scalaire positive, le système en boucle fermée (4.52) est asymptotiquement stable, et la condition (4.54) est satisfaite, s'il existe des matrices hermitiennes $P(h) > 0$, $Q(h) > 0$ telles que

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} A_c(h) & D(h) \\ I & 0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -Q(h) & P(h) + j\omega_c Q(h) \\ P(h) - j\omega_c Q & -\omega_1 \omega_2 Q(h) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_c(h) & D(h) \\ I & 0 \end{bmatrix} \\ & + \begin{bmatrix} C(h)^T C(h) & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix} < 0 \end{aligned} \quad (4.55)$$

$$\text{Avec } \omega = \frac{\omega_1 + \omega_2}{2}.$$

Démonstration 4.3. Premièrement, on suppose que l'inégalité (4.55) est satisfaite. En la multipliant par $[x^T(t) \ w^T(t)]$ et sa transposée de la gauche et de la droite, respectivement, nous obtenons

$$\begin{aligned} & 2\dot{x}(t)P(h)x(t) - \dot{x}^T(t)Q(h)\dot{x}(t) + j\omega_c \dot{x}^T(t)Q(h)x(t) - j\omega_c x^T(t)Q(h)\dot{x}(t) \\ & - \omega_1 \omega_2 x^T(t)Q(h)x(t) + y^T(t)y(t) - \gamma^2 w^T(t)w(t) \leq 0 \end{aligned} \quad (4.56)$$

Pour tous les vecteurs ϕ et φ , l'égalité $\phi^T Q(h)\varphi = \text{tr}(\varphi\phi^T Q(h))$ est vraie. Alors (4.56) peut être réécrite comme :

$$\begin{aligned} & \frac{d(x^T(t)P(h)x(t))}{dt} + y^T(t)y(t) - \gamma^2 w^T(t)w(t) \leq \\ & \text{tr} \left[\text{He}(\omega_1 x(t) + j\dot{x}(t)) (\omega_2 x(t) + j\dot{x}(t))^T Q(h) \right] \end{aligned} \quad (4.57)$$

Par l'intégration de $t=0$ à ∞ , on obtient :

$$x^T(\infty)P(h)x(\infty) + \int_0^\infty y^T(t)y(t)dt - \gamma^2 \int_0^\infty w^T(t)w(t)dt \leq \text{tr}(\text{He}(S)Q(h)) \quad (4.58)$$

Où

$$S = (\omega_1 x(t) + j\dot{x}(t))(\omega_2 x(t) + j\dot{x}(t))^T dt \quad (4.59)$$

$x^T(\infty)Px(\infty) > 0$ pour $P > 0$ et

$$\int_0^\infty y^T(t)y(t)dt \leq \gamma^2 \int_0^\infty w^T(t)w(t)dt + \text{tr}(He(S)Q(h)) \quad (4.60)$$

D'après le théorème de Parseval [GOO 2001] [SKE 1998]

$$S = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} (\omega_1 - \omega)(\omega_2 - \omega)X(\omega)X^T(\omega)d\omega \quad (4.61)$$

$$\int_0^\infty y^T(t)y(t)dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} Y(\omega)Y^T(\omega)d\omega \quad (4.62)$$

$$\int_0^\infty w^T(t)w(t)dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} W(\omega)W^T(\omega)d\omega \quad (4.63)$$

S est hermitienne, ainsi $\text{tr}(He(S)Q(h)) = \text{tr}(SQ(h))$. Et Alors (4.60) est équivalent à

$$\int_{-\infty}^{+\infty} Y^T(\omega)Y(\omega)d\omega - \gamma^2 \int_{-\infty}^{+\infty} W^T(\omega)W(\omega)d\omega \leq 2\pi \text{tr}(SQ(h)) \quad (4.64)$$

De plus $\dot{X}^T Q(h)X > 0$ pour $Q(h) > 0$, et $(\omega_1 - \omega)(\omega_2 - \omega) \leq 0$ pour le cas des fréquences moyennes $\omega_1 \leq \omega \leq \omega_2$:

$$\begin{aligned} 2\pi \text{tr}(SQ(h)) &= \int_{\omega_1 < \omega < \omega_2} (\omega_1 - \omega)(\omega_2 - \omega) \text{tr}(XX^T Q(h))d\omega = \\ &\int_{\omega_1 < \omega < \omega_2} (\omega_1 - \omega)(\omega_2 - \omega)X^T Q(h)Xd\omega \leq 0 \end{aligned} \quad (4.65)$$

D'après (4.64) et (4.65), on retrouve (4.54), et donc la performance en fréquences finies est satisfaite. \square

Remarque 4.1. Si toutes les matrices du Lemme 4.4 sont indépendantes de h , alors le système flou devient un système linéaire, et le Lemme 4.4 est réduit au lemme de Kalman-Yakubovich-Popov généralisé (lemme 4.1).

Théorème 4.3. [BER 2018b]

Pour une constante positive donnée $\gamma > 0$. Considérons le système en boucle fermée (4.52), s'il existe des matrices $\bar{Q}(h) > 0, X > 0, Z(h) > 0$ et une matrice générale $Y(h)$, alors les LMIs suivantes sont satisfaites :

$$\Psi = \begin{bmatrix} -\bar{Q}(h) & -X + Z(h) + j\omega_c \bar{Q}(h) & 0 & 0 \\ * & A(h)X + XA(h)^T + B(h)Y(h)^T + Y(h)^T B(h)^T & D(h) & XC(h)^T \\ * & -\omega_1 \omega_2 \bar{Q}(h) & -\gamma^2 I & 0 \\ * & * & * & -I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.66)$$

$$S = A(h)X + XA(h)^T + B(h)Y(h) + Y(h)^T B(h)^T < 0 \quad (4.67)$$

Le gain de commande par rétroaction $K(h)$ est calculé par

$$K(h) = Y(h)X^{-1} \quad (4.68)$$

Démonstration 4.4. En utilisant le lemme 4.4, et selon la même démonstration 4.1, on trouve l'inégalité (4.66).

Pour la deuxième condition du théorème 4.3. $A_c(h)$ est stable si et seulement s'il existe une matrice $F = F^T > 0$ telle que :

$$A(h)_c^T F + FA(h)_c < 0 \quad (4.69)$$

En remplaçant $A(h)_c = A(h) + B(h)K(h)$, l'inégalité (4.69) devient :

$$A(h)^T F + K(h)^T B(h)^T F + FA(h) + FB(h)K(h) < 0 \quad (4.70)$$

En multipliant les deux côtés de (4.70) par la matrice F^{-1} et sa transposée à gauche et à droite, respectivement, nous trouvons

$$F^{-1} A(h)^T + F^{-1} K(h)^T B(h)^T + A(h)F^{-1} + B(h)K(h)F^{-1} < 0 \quad (4.71)$$

On pose $X = F^{-1}$ et $Y(h) = K(h)F^{-1}$, alors (4.71) devient exactement l'inégalité (4.67). \square

Un théorème important qui peut garantir la stabilité asymptotique et les performances de la stratégie de commande floue par TSFF va être proposé.

Théorème 4.4. [BER 2018b] [BER 2017b]

Étant donné un scalaire positif $\gamma > 0$, le système flou T-S (4.52) combiné à la loi de commande (4.51) vérifie la condition (4.54), s'il existe des matrices $X > 0$, $\bar{Q}_i > 0$, $\bar{Q}_j > 0$, $\bar{Z}_i > 0$, $\bar{Z}_j > 0$, et des matrices générales Y_i et Y_j , telles que les LMIs suivantes sont satisfaites pour tout $i < j : 1, \dots, 4$.

$$\Psi_{ii} < 0 \quad (4.72)$$

$$\Psi_{ij} + \Psi_{ji} < 0 \quad (4.73)$$

$$S_{ii} < 0 \quad (4.74)$$

$$S_{ij} + S_{ji} < 0 \quad (4.75)$$

Où

$$\Psi_{ij} = \begin{bmatrix} -\bar{Q}_i & -X + Z_i + j\omega_c \bar{Q}_i & 0 & 0 \\ * & A_i X + X A_i^T + B Y_j + Y_j^T B^T - \omega_1 \omega_2 \bar{Q}_i & D_i & X C^T \\ * & * & -\gamma^2 I & 0 \\ * & * & * & -I \end{bmatrix} \quad (4.76)$$

Démonstration 4.5. Prendre les sommes suivantes

$$\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 h_i h_j \Psi_{ij}, \quad \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 h_i h_j S_{ij} \quad (4.77)$$

Nous avons le théorème 4.3. La preuve est terminée. \square

4.4.2 Résultats de la simulation

Le modèle d'éolienne (4.47) avec les valeurs numériques énumérées dans le tableau B.2 (Annexe B) est considéré avec une vitesse de vent variable $12m/s \leq v \leq 35m/s$. Dans la zone à grande vitesse (Zone III), la vitesse du rotor est maintenue autour de sa valeur optimale $\Omega_r = \Omega_{ropt}$, et la plage de fonctionnement de l'actionneur d'angle de calage est $2^\circ \leq \beta \leq 24^\circ$. Le vecteur d'état est $x = [\Omega_r \quad \Omega_g \quad T_{ls} \quad \beta]^T$, l'entrée du contrôleur est $u = [T_g \quad \beta_d]^T$. Ainsi le modèle flou T-S est:

$$A_1 = \begin{pmatrix} \frac{-K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} & \frac{T_{a\beta_1}}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} & 0 \\ \left(B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r}\right) & \frac{1}{n_g} \left(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls}\right) & -K_{ls} \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r}\right) & \frac{T_{a\beta_1} K_{ls}}{J_r} \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{pmatrix} \quad (4.84)$$

$$A_2 = A_1 \quad (4.85)$$

$$A_3 = \begin{pmatrix} \frac{-K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} & \frac{T_{a\beta_2}}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} & 0 \\ \left(B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r}\right) & \frac{1}{n_g} \left(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls}\right) & -K_{ls} \left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r}\right) & \frac{T_{a\beta_2} K_{ls}}{J_r} \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{pmatrix} \quad (4.86)$$

$$A_4 = A_3 \quad (4.87)$$

$$B_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ -\frac{1}{J_g} & 0 \\ \frac{K_{ls}}{n_g J_g} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\tau} \end{pmatrix} \quad (4.88)$$

$$B_4 = B_3 = B_2 = B_1 \quad (4.89)$$

$$D_1 = \begin{pmatrix} -\frac{T_{av1}}{J_r} \\ 0 \\ \frac{K_{ls} T_{av1}}{J_r} \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4.90)$$

$$D_2 = D_1 \quad (4.91)$$

$$D_3 = \begin{pmatrix} -\frac{T_{av2}}{J_r} \\ 0 \\ \frac{K_{ls} T_{av2}}{J_r} \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4.92)$$

$$D_3 = D_4 \quad (4.93)$$

Avec :

$$T_{a\beta 1} = T_{a\beta}(\beta = \beta_1), T_{a\beta 2} = T_{a\beta}(\beta = \beta_2), T_{av 1} = T_{av}(v = v_1) \text{ et } T_{av 2} = T_{av}(v = v_2)$$

Le domaine de fréquence de fonctionnement représente la fréquence de rotation maximale et minimale du rotor aérodynamique (3tr/min à 42tr/min) ce qui est équivalent à [0,05Hz 0,7Hz], et pour le générateur (1500tr/min à 1550tr/min) ce qui équivaut à [25,00Hz 25,83Hz].

En résolvant les inégalités matricielles linéaires du théorème 4.4, on peut obtenir les gains commande:

$$\begin{aligned} K1 &= [0.1049 \ 0.2485 \ -0.0853 \ -0.0152 \\ &\quad -4.3014 \ 0.460 \ -0.1749 \ -0.0035] \times 10^5 \\ K2 &= [0.1064 \ 0.9531 \ -0.1022 \ -0.0053 \\ &\quad -4.3074 \ -0.0040 \ -0.3603 \ -0.027] \times 10^5 \end{aligned}$$

$$K3 = [0.0585 \ 0.6029 \ -0.0431 \ -0.0017$$

$$\quad -4.3787 \ -0.0050 \ -0.2809 \ -0.0032] \times 10^5$$

$$K4 = [0.0621 \ 0.3139 \ -0.0995 \ -0.0052$$

$$\quad -4.0320 \ -0.0027 \ -0.3041 \ 0.0035] \times 10^5$$

Les performances de l'approche de commande floue proposée (TSFF) sont illustrées en utilisant une comparaison avec la stratégie de contrôleur prédictif (MPC) réalisée par Butouden et al. [BOU 2012].

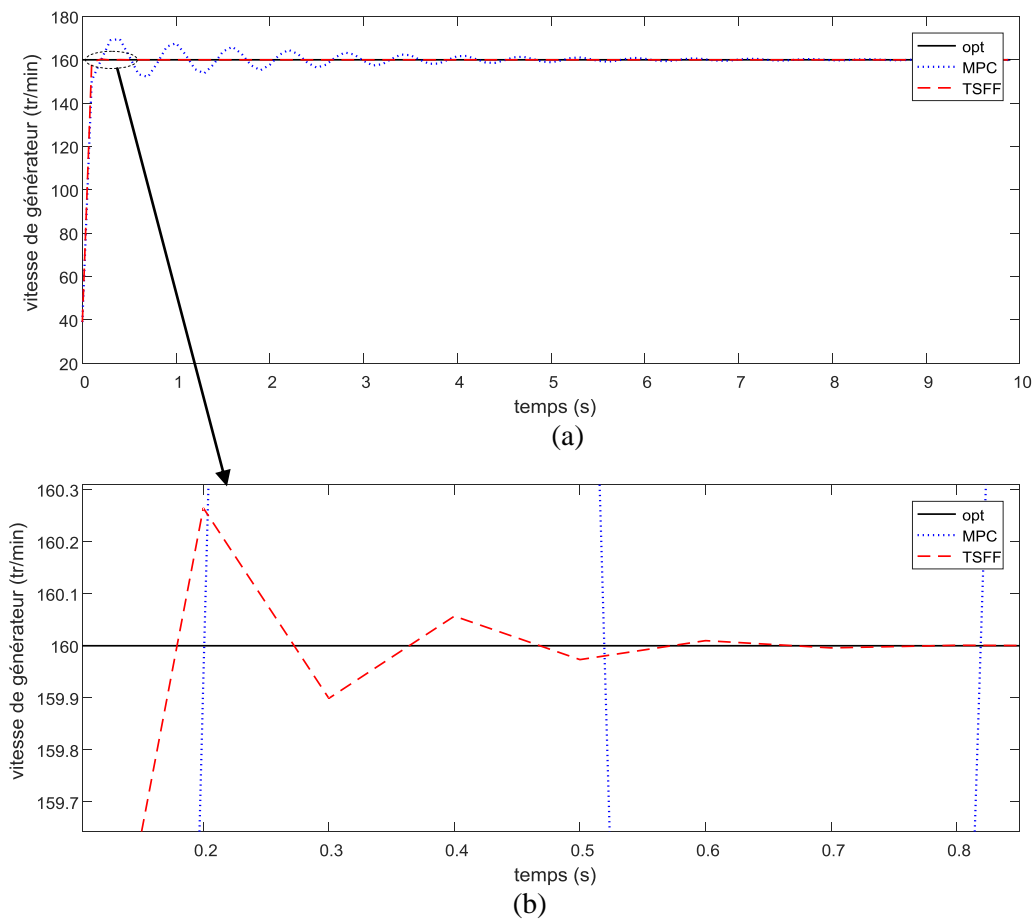


Figure 4.3. Réponse temporelle de la vitesse du générateur (a) & (b)

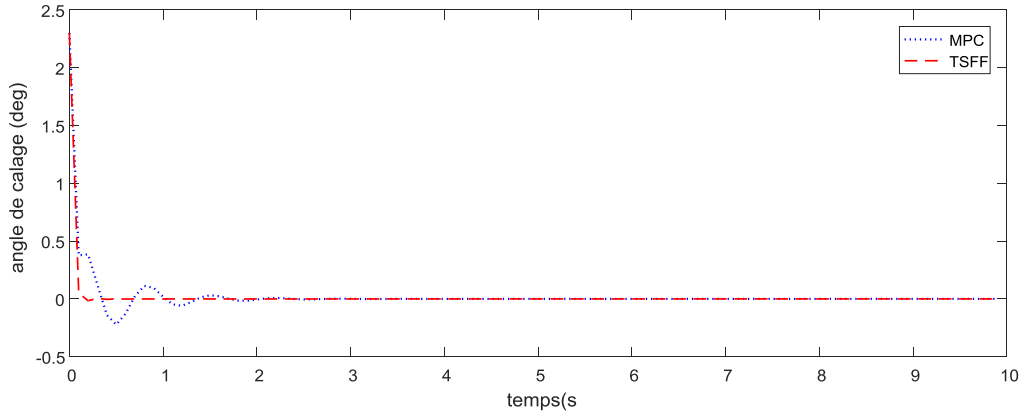


Figure 4.4. Variation de l'angle de calage désiré β_d

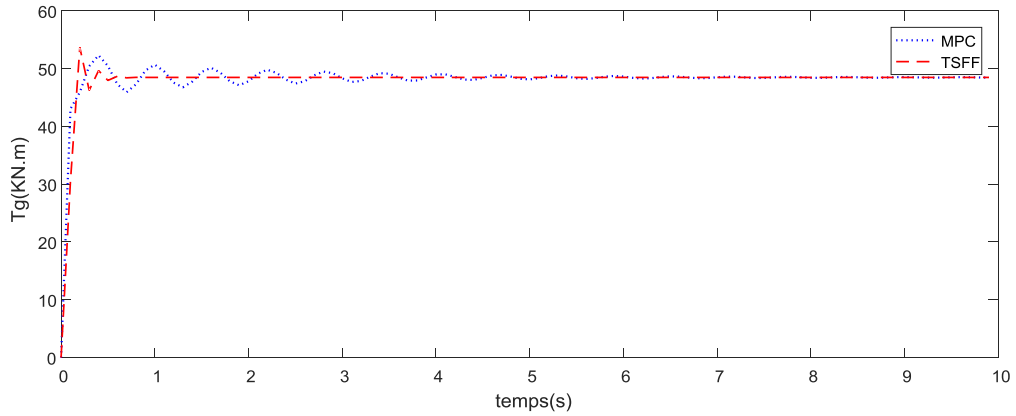


Figure 4.5. Réponse temporelle de la couple électromagnétique

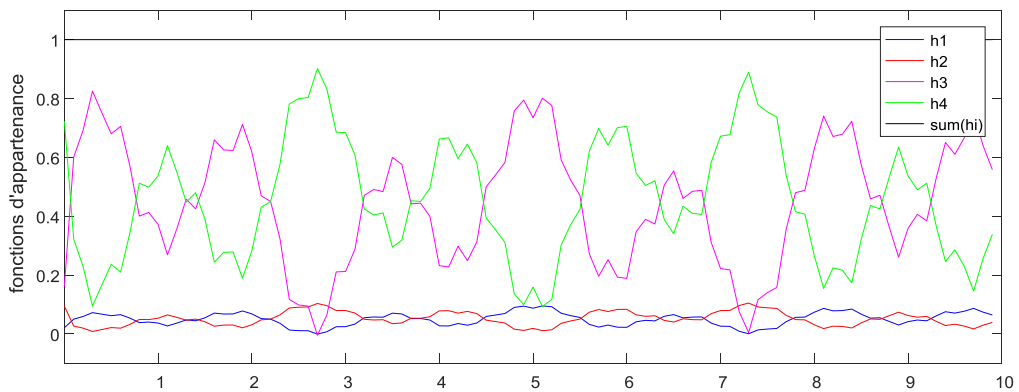


Figure 4.6. Fonctions d'appartenance h_i

Selon ces résultats de simulation, la figure 4.3 représente la réponse temporelle en vitesse du générateur équipée du contrôleur FFTSF et du contrôleur MPC. La stratégie de commande proposée converge plus vite vers sa référence comparée à celle de MPC qui

présente quelques oscillations en régime transitoire, ce qui permet une meilleure régulation de la puissance générée par l'éolienne. Nous pouvons également observer que les lois de commande de l'angle de calage β (figure 4.4) et le couple électromagnétique T_g (figure 4.5) sont plus stables avec un petit pic dû à l'initialisation. La figure 4.6 donne la variation des fonctions d'appartenance.

La stratégie de commande proposée a montré alors, une bonne performance en termes de stabilité et de rapidité de convergence, malgré la présence des incertitudes et des fortes variations de la vitesse du vent.

***Remarque 4.2.** Lorsque les perturbations appartiennent à une certaine gamme de fréquences inconnue auparavant et inférieure à la plage de fonctionnement donnée par le constructeur, la commande du système dans toute la gamme de fréquence de fonctionnement peut aussi dégrader les performances du système. Par conséquent, nous avons utilisé les réseaux de neurones artificiels (RNAs) afin de prédire les domaines fréquentiels de fonctionnement réel à chaque itération [BER 2017c].*

4.5 Conclusion

Nous avons proposé dans ce chapitre deux lois des commandes robustes améliorées par un terme de robustesse synthétisé par l'approche des fréquences finies.

La première loi de commande appliquée au modèle à deux masses d'une éolienne à vitesse variable et à angle de calage fixe, concernant cette loi de commande l'approche de fréquences finies est proposée pour améliorer la commande par modes glissants afin de surmonter le problème des fluctuations rapides du vent dans un domaine de fréquences finies, et de s'assurer que le système commandé est asymptotiquement stable.

La deuxième contribution est une commande floue T-S multivariable appliquée au modèle à deux masses d'une éolienne à vitesse et à angle de calage variables. Le modèle flou Takagi-Sugeno est proposé pour traiter le terme non linéaire du couple aérodynamique de l'éolienne et l'approche de fréquences finies pour synthétiser le système de commande floue par retour d'état.

La stabilité de nos commandes en boucles fermées est démontrée théoriquement via les critères de Lyapunov et Kalman-Yakubovich-Popov. Les résultats obtenus montrent les

bonnes performances en termes de stabilité et de poursuite des approches proposées, malgré la présence d'incertitude assez larges.

Conclusion générale et perspectives

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse se placent dans le cadre de l'optimisation de l'énergie extraite du vent. Cette optimisation se fait à travers le développement des systèmes de commande non linéaires robustes avec la réduction des charges subies par les différents éléments de la machine éolienne.

Après avoir modélisé le système de conversion de l'énergie éolienne composé de pales, de pièces mécaniques et d'un générateur à induction, nous avons élaboré dans un premier temps une loi commande robuste par modes glissants combinée aux réseaux de neurones et algorithmes génétiques. Les réseaux de neurones sont utilisés afin de surmonter le problème de réticence avec la réduction des incertitudes de modélisation. Les paramètres du système de commande sont optimisés à l'aide des algorithmes génétiques. Pour l'implémentation de cette approche de commande en temps réel, il faut compenser le retard de système généré par le temps d'apprentissage en ligne des réseaux de neurones, ce qui a conduit dans le deuxième volet à une nouvelle approche de commande garantissant l'apprentissage en ligne.

L'écoulement stochastique du vent peut dégrader les performances du contrôleur, en particulier lorsque la vitesse du vent change brusquement et rapidement pendant de courtes périodes. Afin de résoudre ce problème, nous avons utilisé l'approche des fréquences finies, d'une part, lors de la conception de l'approche de commande par modes glissants afin de renforcer la robustesse de ce dernier vis-à-vis des perturbations soudaines. D'autre part, nous

avons élaboré une loi de commande floue multivariable de type Takagi-Sugeno en fréquences finies pour traiter en détail la non-linéarité du couple aérodynamique et de commander le système en pitch et en couple.

La stabilité des contrôleurs proposés est démontrée théoriquement via les critères de Lyapunov et Kalman-Yakubovich-Popov. Les résultats de simulations, ont été présentés pour montrer l'efficacité des approches proposées.

Les résultats obtenus au cours de cette thèse sont encourageants. Les avantages potentiels des contrôleurs pour les systèmes de conversion d'énergie éolienne ont été analysés; il semble que ces approches de commande permettent le bon fonctionnement de l'éolienne. Cependant :

- Cette étude est limitée aux données disponibles, une validation plus poussée du modèle avec d'autres éoliennes, d'autres points de fonctionnement et différentes perturbations réelles serait intéressantes.
- Il serait aussi intéressant d'étudier la robustesse et la stabilité de ces contrôleurs lorsque l'éolienne est intégrée au réseau électrique, ou bien à un parc éolien que ce soit autonome ou dans un site hybride.
- La validation des contrôleurs développés avec une mise en œuvre expérimentale sur une turbine réelle serait très utile.

Bibliographie

A

- [ACK 2000] Ackermann, T., & Söder, L. (2000) “Wind energy technology and current status: a review,” *Renewable and sustainable energy reviews*, 4(4), 315-374.
- [ALH 2015] Al-Hadithi, B. M., Jiménez, A. & López, R. G. (2015) “Fuzzy optimal control using generalized Takagi–Sugeno model for multivariable nonlinear systems,” *Applied Soft Computing*, 30, 205-213.
- [AND 1967] Anderson, B. (1967), “A system theory criterion for positive real matrices,” *SIAM J Control* 5(2), 171–182.
- [AYM 2011] Ayman, A.K., Najib, E., Abdelaziz, H., Frederic, N. & Janan, Z. (2011) “Type-2 fuzzy sliding mode control without reaching phase for nonlinear system,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 24, 23-38.
- [AZZ 2017] Azzaoui, M. E. & Mahmoudi, H. (2017) “Fuzzy-PI control of a doubly fed induction generator-based wind power system,” *Int. J. of Automation and Control*, 11(1), 54-66.

B

- [BAR 2005] Barić, M., Petrović, I. & Perić, N. (2005) “Neural network-based sliding mode control of electronic throttle,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 18(8), 951–961.

- [BÄC 2000] Bäck, T., Fogel, D. B., & Michalewicz, Z. (Eds.). (2000) “Evolutionary computation 1: Basic algorithms and operators,” *CRC press*, vol. 1.
- [BEL 2010] Beltran, B. (2010) “Contribution à la commande robuste des éoliennes à base de génératrices asynchrones double alimentation : Du mode glissant classique au mode glissant d'ordre supérieur,” *Thèse de doctorat, Université de Bretagne occidentale, France*.
- [BER 2015] Berrada, Y., Boufounas, E. M., & Boumhidi, I. (2015, October) “Optimal neural network sliding mode control without reaching phase using genetic algorithm for a wind turbine,” *In Intelligent Systems: Theories and Applications (SITA), 2015 10th International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
- [BER 2017a] Berrada, Y., & Boumhidi, I. (2017) “Neural network sliding mode control with time-varying delay for a variable speed wind turbine,” *International Journal of Power and Energy Conversion*, 8(4), 343-356.
- [BER 2017b] Berrada, Y., El Amrani, A., & Boumhidi, I. (2017, March) “Finite frequency T-S fuzzy control for a variable speed wind turbine,” *14th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*, (pp. 505-510). IEEE.
- [BER 2017c] Berrada, Y., El Bakri, A., & Boumhidi, I. (2017, April) “Feedback TS fuzzy controller in finite frequency for wind energy conversion systems based on neural network,” *In 2017 Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)* (pp. 1-6). IEEE.
- [BER 2018a] Berrada, Y., & Boumhidi, I. (2018). “Sliding mode control for a wind turbine in finite frequency,” *International Journal of Systems Modelling and Simulation*, 10(1), 39-48.
- [BER 2018b] Berrada, Y., El Amrani, A., & Boumhidi, I. (in press) “Feedback T-S fuzzy controller in finite frequency for wind turbine,” *Renewable Energies (Reference RE-410), Springer*.
- [BET 1926] Betz, A. (1926) “Wind Energy and its Exploitation by Windmills,” *Gottingen: Van-denhoeck und Ruprecht*, pp. 64.
- [BIA 2005] Bianchi, F.D., Mantz R.J. & Christiansen C.F. (2005) “Gain scheduling control of variable-speed wind energy conversion systems using quasi-LPV models,” *Control Engineering Practice*, 13(2), 247-255.
- [BIS 1995] Bishop, C. M. (1995) “Neural networks for pattern recognition,” *Oxford university press*.

- [BON 1994] Bongers, P. M. M. (1994) “Modeling and Identification of Flexible Wind Turbines and a Factorizational Approach to Robust Control,” *PhD thesis, Delft University of Technology*.
- [BOU 2005] Boukhezzar, B., & Siguerdidjane, H. (2005, December) “Nonlinear control of variable speed wind turbines without wind speed measurement,” *In Decision and Control, 2005 and 2005 European Control Conference. CDC-ECC'05. 44th IEEE Conference on* (pp. 3456-3461).
- [BOU 2006] Boukhezzar, B. (2006) “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*.
- [BOU 2011] Boukhezzar, B., & Siguerdidjane, H. (2011) “Nonlinear control of a variable-speed wind turbine using a two-mass model,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 26(1), 149-162.
- [BOU 2012] Bououden, S., Chadli, M., Filali, S. & El Hajjaji, A. (2012) “Fuzzy model based multivariable predictive control of a variable speed wind turbine: LMI approach,” *Renewable Energy*, 37(1), 434-439.
- [BOU 2013] Boufounas, E., Boumhidi, J., Farhane, N. & Boumhidi, I. (2013) “Neural network sliding mode controller for a variable speed wind turbine,” *Control and Intelligent Systems*, 41(4), 251–258.
- [BOU 2015a] Boufounas, E-M., Boumhidi, J. & Boumhidi, I. (2015) “Optimal H_∞ control without reaching phase for a variable speed wind turbine based on fuzzy neural network and APSO algorithm,” *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 24(2), 100-109.
- [BOU 2015b] Boufounas, E-M. (2015) “Contribution à la commande robuste d’une éolienne à vitesse variable à base d’algorithmes d’apprentissage automatique,” *Thèse de doctorat, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah Fès, Maroc*.
- [BUR 2001] Burns, R.S. (2001) “Advanced Control Engineering”, *butterworth Heinemann*.

C

- [CAR 1996] Cardenas-Dobson, R. (1996) “Control of wind turbine using a switched reluctance generator,” *PhD thesis, University of Nottingham*.
- [CHE 2014] Chekkal, S., Lahaçani, N. A., Aouzellag, D., & Ghedamsi, K. (2014) “Fuzzy logic control strategy of wind generator based on the dual-stator induction

generator,” *Intrnational Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 59, 166-175.

D

- [DJE 2015] Djeriri, Y. (2015) “Commande directe du couple et des puissances d’une MADA associée à un système éolien par les techniques de l’intelligence artificielle,” *Thèse de Doctorale Université Djillali Liabes de Sidi-Bel-Abbes, Algérie*.
- [DUN 2017] Duan, Z., Zhou, J., & Shen, J. (2017) “Finite Frequency Filter Design for Nonlinear 2-D Continuous Systems in TS Form,” *Journal of the Franklin Institute*.

E

- [EBR 2016] Ebrahimi, F. M., Khayatiyan, A. & Farjah, E. (2016) “A novel optimizing power control strategy for centralized wind farm control system,” *Renewable Energy*, 86, 399-408.
- [EKA 2003] Ekanayake, J. B., Holdsworth, L., Wu, X. G. & Jenkins, N. (2003) “Dynamic modelling of doubly fed induction generators wind turbines,” *IEEE Trans. Power Syst.*, 18(2), 803–809.
- [EKE 1997] Ekelund, T. (1997) “Modeling and Linear Quadratic Optimal Control of Wind Turbines,” *PhD thesis, Chlmers University of Technology, Sweden*.
- [ELA 2004] El-Aimani, S. (2004) “Modélisation de différentes technologies d’éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension,” *Thèse de doctorat, Université des sciences et technologies de Lille*.
- [ELA 2016] El-Amrani, A., Hmamed, A., Boukili, B., & El Hajjaji, A. (2016, May), “H ∞ filtering of TS fuzzy systems in Finite Frequency domain,” In *Systems and Control (ICSC), 2016 5th International Conference on* (pp. 306-312). IEEE.

F

- [FEN 2006] Feng, Y., Yu, X. & Zheng, X. (2006) “Second-order terminal sliding mode control of input-delay systems,” *Asian Journal of Control*, 8(1), 12–20.
- [FOR 2014] Fortmann, J. (2014) “Modeling of wind turbines with doubly fed generator system,” *Springer*.

G

- [GAL 2001] GALICHET, S. (2001) “Contrôle flou : de l’interpolation numérique au codage de l’expertise,” *Habilitation à Diriger des Recherches, Laboratoire LAMII, Université de Savoie, Annecy, France.*
- [GAS 2005] Gasch, R. & Twele, J. (2005) “Windkraftanlagen, *Grundlagen, Entwurf, Planung und Betrieb, B. Teubner.*
- [GLA 1935] Glauert, H. (1935) “Windmills and fans,” *Aerodynamic theory*, vol. 3.
- [GOO 2001] Goodwin, G.C., Graebe, S.F. & Salgado, M.E. (2001) “Control System Design,” *Prentice-Hall, New Jersey.*
- [GOS 2014] Gosens, J., & Lu, Y. (2014) “Prospects for global market expansion of China’s wind turbine manufacturing industry,” *Energy Policy*, 67, 301-318.
- [GWEC 2017] Global Wind Energy Council (GWEC). *Global Wind Report: Annual Market Update at Wind energy on 25 April, 2017 in Delhi*, available online: <http://gwec.net>, accessed Dec. 21, 2017.

H

- [HAN 2000] Hand, M. M., & Balas, M. J. (2000) “Systematic controller design methodology for variable-speed wind turbines,” *Wind Engineering*, 24(3), 169-187.
- [HAN 2002] Hansen, A.D., Soerensen, P., Blaabjerg, F. & Becho J. (2002) “Dynamic modeling of wind farm grid interaction,” *Wind Engineering*, 26(4):191–208.
- [HEB 2005] Hebb, D. O. (2005). *The organization of behavior: A neuropsychological theory.* Psychology Press.
- [HEI 1998] Heier, S. (1998) “Grid Integration of Wind Energy Conversion Systems,” *England: John Wiley & Sons.*
- [HOJ 1982] Højstrup, J. (1982) “Velocity spectra in the unstable planetary boundary layer,” *Journal of the Atmospheric Sciences*, 39(10), 2239-2248.
- [HON 2014] Hong, C-M., Cheng, F-S. & Chen, C-H. (2014) “Optimal control for variable-speed wind generation systems using general regression neural network”, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 60,14-23.
- [HOP 2000] Hopfensperger, B., Atkinson, D. J. & Lakin, R. A. (2000) “Stator-flux-oriented control of a doubly-fed induction machine with and without position encoder,” *IEE Proceedings - Electric Power Applications*, 147,241-250.

I

- [IWA 2003] Iwasaki, T., Meinsma, G., & Fu M. (2000) “Generalized S-procedure and finite frequency KYP lemma”, *Math Probl Eng*, 6,305–320.
- [IWA 2005] Iwasaki, T. & Hara, S. (2005) “Generalized KYP lemma: unified frequency domain inequalities with design applications,” *IEEE Transactions on automatic control*, 50(1), 41–59.
- [IWA 2015] Iwasaki, T. (2015) “KYP Lemma and Generalizations/Applications,” *Encyclopedia of Systems and Control: Springer London*, pp. 608–614.

J

- [JOD 1994] Jodouin, J-F. (1994) “Les réseaux de neurones; principes et définition,” *Hermes*.
- [JOH 2006] Johnson, K. E., Pao, L. Y., Balas, M. J., & Fingersh, L. J. (2006) “Control of variable-speed wind turbines: standard and adaptive techniques for maximizing energy capture,” *IEEE control systems*, 26(3), 70-81.

K

- [KAI 2016] Kaivo-oja, J., Vehmas, J. and Luukkanen, J. (2016) “Trend analysis of energy and climate policy environment: Comparative electricity production and consumption benchmark analyses of China, Euro area, European Union, and United States,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 60, 464–74.
- [KAL 1963] Kalman R (1963) “Lyapunov functions for the problem of Lur’e in automatic control,” *Proc Natl Acad Sci*, 49(2), 201–205.
- [KAR 2005] Karrari, M., Rosehart, W., & Malik, O. P. (2005) “Comprehensive control strategy for a variable speed cage machine wind generation unit,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 20(2), 415-423.
- [KOU 2015] Kousksou, T., Allouhi, A., Belattar, M., Jamil, A., El Rhafiki, T. and Zeraouli, Y. (2015) “Morocco’s strategy for energy security and low-carbon growth,” *Energy*, 84, 98–105.
- [KUN 1994] Kundur, P. (1994) “Power System Stability and Control,” *New York: McGraw-Hill*.

L

- [LEC 2015] Léchappé, V., Moulay, E., Plestan, F., Glumineau, A. & Chriette, A. (2015) “New predictive scheme for the control of LTI systems with input delay and unknown disturbances,” *Automatica*, 52, 79–184.

- [LEI 2000] Leithead, W. E (2000) “Control of variable speed wind turbines: design task,” *International Journal of Control*, 73(13), 1189-1212.
- [LEV 2003] Levant, A. (2003) “Higher-order sliding modes, differentiation and output-feedback control,” *International Journal of Control*, 76(9–10), 924–941.
- [LI 2015] Li, X.-J. & Yang G.-H. (2015) “Adaptive H_∞ control in finite frequency domain for uncertain linear systems,” *Information Sciences*, 314, 14–27.
- [LIP 1987] Lippmann, R. (1987) “An introduction to computing with neural nets,” *IEEE Assp magazine*, 4(2), 4-2.
- [LON 2016] Long, Y., Ye, D., & Xu, P. F. (2016, October) “Finite frequency filtering for networked systems with time-varying delays under multi-packet transmission,” In *Industrial Electronics Society, IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE* (pp. 6794-6799). IEEE.
- [LUB 2003] Lubosny, Z. (2003) *Wind Turbine Operation in Electric Power Systems*. Springer, Germany.

M

- [MA 1997] Ma, X. (1997) “Adaptive Extremum Control and Wind Turbine Control,” *PHD thesis, Denmark*.
- [MAM 1977] MAMDANI, E. (1977) “Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic systems,” *Fuzzy Sets and Systems*, 26, 1182-1191.
- [MAN 2016] Mansouri, M. M., Nayeripour, M. & Negnevitsky, M. (2016) “Internal electrical protection of wind turbine with doubly fed induction generator”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 55, 840-855.
- [MAS 2015] Massou, S., Boufounas, El. & Boumhidi, I. (2015) “Optimized Neural Network Sliding Mode Control for Two Links Robot Using PSO Technique,” *Springer International Publishing Switzerland 2016, Proceedings of the Mediterranean Conference on Information & Communication Technologies 2015*, pp. 49-55.
- [MCC 1943] McCulloch, W.S. & Pitts, W. (1943) “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity,” *Bulletin of Math. Biophysics*, 5, 115-133.
- [MEL 2013] Mellouli, E.M., Massou, S. & Boumhidi, I. (2013) “Optimal Robust Adaptive Fuzzy H_∞ Tracking Control without Reaching Phase for Nonlinear Systeme,” *Journal of Control Science and Engineering, (JCSE)*, Article ID 498461, 7 pages.2013.

- [MEN 2018] Menezes, E. J. N., Araújo, A. M. & da Silva, N. S. B. (2018) “A review on wind turbine control and its associated methods,” *Journal of Cleaner Production*, 174, 945-953.
- [MER 2014] Mérida, J., Aguilar, L.T. & Dávila, J. (2014) “Analysis and synthesis of sliding mode control for large scale variable speed wind turbine for power optimization,” *Renewable Energy*, 71, 715–728.
- [MIL 2003] Miller, N. W., Sanchez-Gasca, J. J., Price, W. W., & Delmerico, R. W. (2003, July) “Dynamic modeling of GE 1.5 and 3.6 MW wind turbine-generators for stability simulations,” In *Power Engineering Society General Meeting, 2003, IEEE* (Vol. 3, pp. 1977-1983). IEEE.
- [MIR 2007] Mirecki, A., Roboam, X. & Richardeau, F. (2007) “Architecture Complexity and Energy Efficiency of Small Wind Turbines,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 54(1), 660-670.
- [MOR 2017] Moreira, A.B., Barros, T.A., Teixeira, V. S. & Ruppert, E. (2017) “Power control for wind power generation and current harmonic filtering with doubly fed induction generator,” *Renewable Energy*, 107, 181-193.
- [MUL 2001] Muljadi, E., & Butterfield, C. P. (2001) “Pitch-controlled variable-speed wind turbine generation,” *IEEE transactions on Industry Applications*, 37(1), 240-246.
- [MUT 2005] Muteanu, I., Cutululis, N.A., Bratcu, A.I. & Ceanga, E. (2005) “Optimisation of variable speed wind power systems based on LQG approach”, *Control Engineering practice*, 13(7), 903-912.

N

- [NAR 2017] Narayana, M., Sunderland, K.M., Putrus, G. & Conlon, M.F. (2017) “Adaptive Linear Prediction for Optimal Control of Wind Turbines,” *Renewable Energy*, 113, 895-906.
- [NIH 1989] Nihtilä, M.T. (1989) “Adaptive control of a continuous-time system with time-varying input delay,” *Systems & Control Letters*, 12(4), 357–364.

O

- [ONE 2017] Office National d'Electricité ONE: *Branche Electricité / Rapport d'Activités 2016*. <http://www.one.org.ma>, accessed Dec. 21, 2017.

P

- [PED 1984] PEDRYCZ, W. (1984) “An identification algorithm in fuzzy relational systems,” *Fuzzy Sets and Systems*, 13, 153-167.
- [PEN 1996] Pena, R., Clare, J. C. & Asher, G. M. (1996) “Doubly fed induction generator using back-to-back PWM converters and its application to variable-speed wind-energy generation,” *IEE Proceedings - Electric Power Applications*, 143,231-241.

Q

- [QIA 2016] Qian, D., Tong, S., Liu, H. & Liu, X. (2016) “Load frequency control by neural-network-based integral sliding mode for nonlinear power systems with wind turbines,” *Neurocomputing*, 173, 875-885.

R

- [RAJ 2015] Rajendran, S. & Jena, D. (2015) “Adaptive nonsingular terminal sliding mode control for variable speed wind turbine,” *IEEE 28th Can. Conf. Electrical and Computer Engineering*, pp. 937–942.
- [RAN 1996] Rantzer, A. (1996) “On the Kalman-Yakubovich-Popov lemma,” *Systems & Control Letters*, 28(1), 7-10.
- [REN 1994] Renders, J. M. (1994) “Algorithmes génétiques et réseaux de neurons,” *Hermès*.
- [BEN 2012] Benahdoug, S., Boukhetala, D., & Boudjema, F. (2012). Decentralized high order sliding mode control of multimachine power systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 43(1), 1081-1086 ;
- [ROH 1999] Roh, Y-H. & Oh, J-H. (1999) “Robust stabilization of uncertain input-delay systems by sliding mode control with delay compensation,” *Automatica*, 35(11), 1861–1865.
- [ROS 1998] Rosental, C. (1998) “Histoire de la logique floue une approche sociologique des pratiques de démonstration,” *Revue de synthèse*, 119(4), 575-602.
- [RUD 2015] Rudraraju, V. R. R., Nagamani, C., & Ilango, G. S. (2015) “A control scheme for improving the efficiency of DFIG at low wind speeds with fractional rated converters,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 70, 61-69.
- [RUM 1987] Holyoak, K. J. (1987) “Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition,” *Science*, 236, 992-997.

S

- [SAR 2015] Saravanakumar, R. & Jena, D. (2015) “Validation of an integral sliding mode control for optimal control of a three blade variable speed variable pitch wind turbine,” *Int. J. Electrical Power and Energy Systems*, 69, 421–429.
- [SEN 2006] Senjyu, T., Sakamoto, R., Urasaki, N., Funabashi, T., Fujita, H., & Sekine, H. (2006) “Output power leveling of wind turbine generator for all operating regions by pitch angle control,” *IEEE Transactions on Energy conversion*, 21(2), 467-475.
- [SLO 1984] Slotine, J.J.E. (1984) “Sliding controller design for nonlinear systems,” *Int.Jour. of Cont.*, 40(2), 421-434.
- [SLO 1991] slotine, J.J.E. & Li, W. (1991) “Applied nonlinear control”, *Prentice-Hall Englewood Cliffs, New Jersey*, vol. 461.
- [SKE 1998] Skelton, R. E. & Iwasaki, T. (1998) “A Uni_ed Algebraic Approach to Linear Control Design,” *Taylor and Francis*.
- [SUN 2011] Sun, W., Gao, H., & Kaynak, O. (2011) “Finite Frequency H_∞ Control for Vehicle Active Suspension Systems,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(2), 416-422
- [SWI 2001] Swisher, R., De Azua, C. R., & Clendenin, J. U. L. I. E. (2001) “Strong winds on the horizon: wind power comes of age,” *Proceedings of the IEEE*, 89(12), 1757-1764.

T

- [TAK 1985] TAKAGI, T., SUGENO, M. (1985) “Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control,” *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 15(1), 116-132.

U

- [UTK 1977] Utkin, V. (1977) “Variable structure systems with sliding modes,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, 22(2), 212–222.
- [UTK 1993] Utkin, V.I. (1993) “Sliding mode control design principles and applications to electric drives,” *Industrial Electronics, IEEE Transactions*, 40, 23-36.

- [UTK 1996] Utkin, V. & Shi, J. (1996) “Integral sliding mode in systems operating under uncertainty conditions”, *In 35th IEEE Conference on Decision and Control*, pp.4591-4596.
- [UTK 2006] Utkin, V. & Hoon Lee, (2006) “Chattering problem in Sliding Modes Control Systems”, *VSS'06, Alghero Italy*, pp. 346-350.
- [UTK 2013] Utkin, V. I. (2013) “Sliding modes in control and optimization,” *Springer Science & Business Media*.

V

- [VIH 2002] Vihriälä, H. (2002) “Control of variable speed wind turbines,” *PhD thesis, Tampere university of technology*.

W

- [WAN 1995] Wang, H. O., Tanaka, K., & Griffin, M. (1995, March) “Parallel distributed compensation of nonlinear systems by Takagi-Sugeno fuzzy model,” *In Fuzzy Systems, 1995. International Joint Conference of the Fourth IEEE International Conference on Fuzzy Systems and The Second International Fuzzy Engineering Symposium., Proceedings of 1995 IEEE Int* (Vol. 2, pp. 531-538). IEEE.
- [WAN 2009] Wang, H., Han, Z., Xie, Q. & Zhang, W. (2009) “Sliding mode control for chaotic systems based on LMI,” *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 14, 1410–1417.
- [WAN 2014] Wang, X. & Shirinzadeh, B. (2014) “High-order nonlinear differentiator and application to aircraft control,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, 46(2), 227–252.
- [WAN 2015] Wang, R., et. al. (2015) “Optimization and finite-frequency H_∞ control of active suspensions in in-wheel motor driven electric ground vehicles,” *Journal of the Franklin Institute*, 352(2), 468–484.
- [WRI 1991] Wright, A. (1991) “Genetic Algorithms for Real Parameter Optimization,” *Morgan Kaufmann: San Mateo, CA*, pp. 205–218.
- [WWEA 2017] World Wind Energy Association (WWEA). *Statistics, June 8, 2017*, available online: <http://www.wwindea.org>, accessed Dec. 21, 2017.

X

- [XIN 1997] Xin, M. (1997) “Adaptive Extremum Control and Wind Turbine Control,” *PhD Thesis, Tech Univ Denmark, DTU*.
- [XU 2016] Xu, J., Cai, C., Cai, G. & Zou, Y. (2016) “Robust H_∞ control for miniature unmanned aerial vehicles at hover by the finite frequency strategy,” *IET Control Theory & Applications*, 10(2), 190-200.
- [XU 2017] Xu, S., Sun, G., & Sun, W. (2017) “Fault-Tolerant Finite Frequency H_∞ Control for Uncertain Mechanical System with Input Delay and Constraint,” *Asian Journal of Control*, 19(2), 765-780.

Y

- [YAZ 2006] Yazhou Lei, A. Mullane, G. Lightbody & R. Yacamini, (2006) “Modeling of the wind turbine with a doubly fed induction generator for grid integration studies,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 21, 257-264.
- [YIL 2000] Yilmaz, C. & Hurmmuzlu, Y. (2000) “Eliminating the reacing phase from variable structure control,” *Journal of Dynamic Systèmes, Measurement and Control: Transactions using the ASME*, 122(4), 753-757.

Z

- [ZHA 2014] Zhang, H., Wang, R., Wang, J., & Shi, Y. (2014) “Robust finite frequency H_∞ static-output-feedback control with application to vibration active control of structural systems,” *Mechatronics*, 24(4), 354-366.
- [ZOU 2015] Zou, Y. & Lei, X. (2015) “A compound control method based on the adaptive neural network and sliding mode control for inertial stable platform,” *Neurocomputing* 155, 286–294.
- [ZUR 2008] Zureks (2008) “Stator and rotor of a three-phase induction motor: 0.75 kW, 1420 rpm, 50 Hz, 230-400 V AC, 3.4-2.0 A,” available online: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Stator_and_rotor_by_Zureks.JPG?uselang=fr, accessed Dec. 26, 2017.

Annexe

Annexe A

Le couple aérodynamique T_a est une fonction non linéaire de la vitesse du vent v , de la vitesse du rotor Ω_r et de l'angle de calage β .

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

Où

$$\lambda = \frac{\Omega_r R}{v} \quad (\text{A.2})$$

Autour d'un point de fonctionnement $(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})$ le couple aérodynamique peut être développé par l'expression suivante

$$T_a = T_{av} v + T_{a\Omega} \Omega_r + T_{a\beta} \beta \quad (\text{A.3})$$

Avec

$$T_{av} = \left. \frac{\partial T_a}{\partial v} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} \quad (\text{A.4})$$

$$T_{a\Omega} = \left. \frac{\partial T_a}{\partial \Omega} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} \quad (\text{A.5})$$

$$T_{a\beta} = \left. \frac{\partial T_a}{\partial \beta} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} \quad (\text{A.6})$$

$\bar{\Omega}$, \bar{v} et $\bar{\beta}$ indiquent les valeurs de la vitesse de rotation, de la vitesse du vent et de l'angle de calage au point de fonctionnement, respectivement. Les dérivées partielles du couple aérodynamique Eqs. (A.4), (A.5) et (A.6) au point de fonctionnement peuvent être calculées à partir des dérivées partielles du coefficient C_q par rapport à λ : $\left(\frac{\partial C_q}{\partial \lambda} \right)$ et par rapport à β : $\left(\frac{\partial C_q}{\partial \beta} \right)$, avec

$$C_q(\lambda, \beta) = \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda} \quad (\text{A.7})$$

En tenant compte de l'expression (A.2), on a

$$\left. \frac{\partial \lambda}{\partial \Omega_r} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} = \frac{R}{v} \quad (\text{A.8})$$

$$\left. \frac{\partial \lambda}{\partial v} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} = -\frac{\Omega_r R}{v^2} \quad (\text{A.9})$$

On aboutit alors aux expressions suivantes

$$T_{av} = \left. \frac{\partial T_a}{\partial v} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 v \left[2C_q(\lambda, \beta) - \lambda \left. \frac{\partial C_q}{\partial \lambda} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} \right] \quad (\text{A.10})$$

$$T_{a\Omega} = \left. \frac{\partial T_a}{\partial \Omega} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} = \frac{1}{2} \rho \pi R^4 v \left. \frac{\partial C_q}{\partial \lambda} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} \quad (\text{A.11})$$

$$T_{a\beta} = \left. \frac{\partial T_a}{\partial \beta} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 v^2 \left. \frac{\partial C_q}{\partial \beta} \right|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} \quad (\text{A.12})$$

À faible vitesse du vent, l'angle de calage β est fixé à sa valeur optimale ($\beta = 0$). Ensuite, le couple aérodynamique T_a s'écrit

$$T_a = T_{av} v + T_{a\Omega} \Omega_r \quad (\text{A.13})$$

Avec

$$T_{av} = \frac{\partial T_a}{\partial v} \Big|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 \left[2v C_q(\lambda) + v^2 \frac{\partial \lambda}{\partial v} \Big|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} \dot{C}_q(\lambda) \right] \quad (\text{A.14})$$

$$= \frac{1}{2} \rho \pi R^3 v [2C_q(\lambda) - \lambda \dot{C}_q(\lambda)]$$

$$T_{a\Omega} = \frac{\partial T_a}{\partial \Omega} \Big|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 v^2 \frac{\partial \lambda}{\partial \Omega_r} \Big|_{(\bar{\Omega}, \bar{v}, \bar{\beta})} \quad (\text{A.15})$$

$$= \frac{1}{2} \rho \pi R^4 v \dot{C}_q(\lambda)$$

$C_q(\lambda_0)$ est obtenue numériquement à partir de fonction tabulée C_q .

Annexe B

Dans cette thèse, nous avons testé nos algorithmes sur une éolienne à vitesse variable et à axe horizontal. Les tableaux suivants présentent ses paramètres et caractéristiques fondamentales [BOU 2006].

B.1 Caractéristiques de l'éolienne

Tableau B.1. Caractéristiques de l'éolienne

Paramètres	Valeurs
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 °

B.2 Coefficient de puissance et de couple aérodynamique

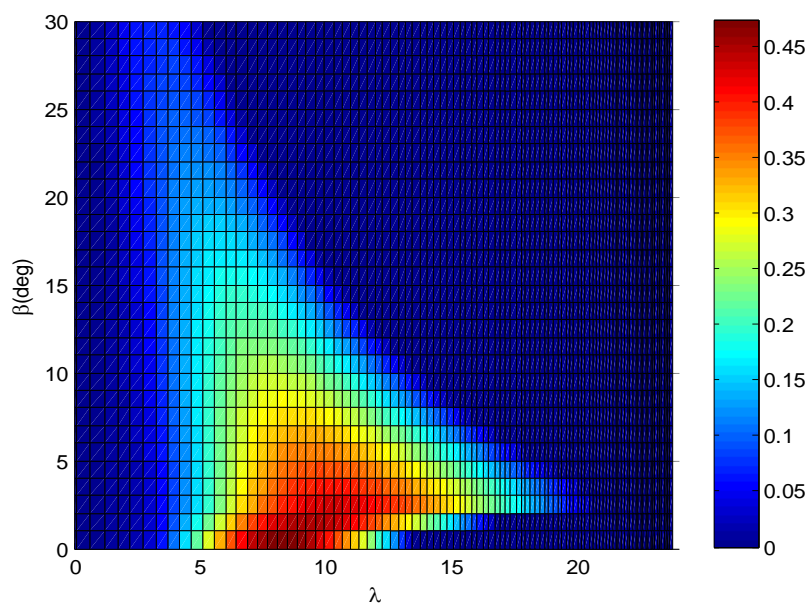


Figure B.1. Coefficient de puissance $C_p(\lambda, \beta)$

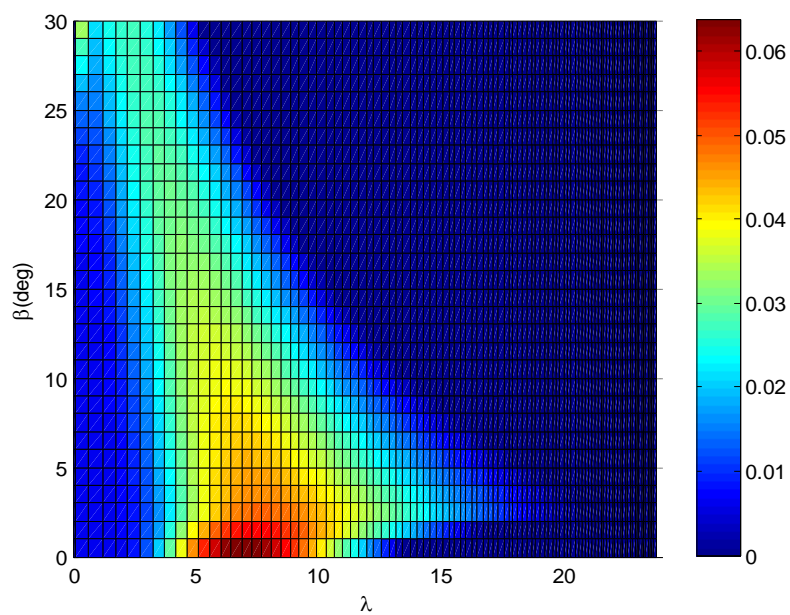


Figure B.2. Coefficient de couple $C_q(\lambda, \beta)$

B.3 Paramètres de l'éolienne

Tableau B.2. Paramètres du modèle à deux masses

Paramètres	Valeurs
Rayon du rotor	$R = 21.65m$
Masse volumique de l'air	$\rho = 1.29kg /m^3$
Inertie des masses du coté du rotor	$J_r = 3.25 \times 10^5 kg.m^2$
Inertie des masses du coté de la génératrice	$J_g = 34.4 kg.m^2$
Coefficient de frottements visqueux externes du rotor	$K_r = 27.36 N.m/rad/s$
Coefficient de frottements visqueux externes de la génératrice	$K_g = 0.2 N.m/rad/s$
Coefficient de frottements visqueux internes de l'arbre lent	$K_{ls} = 9500 N.m/rad/s$
Coefficient de torsion de l'arbre lent	$B_{ls} = 2.691 \times 10^5 N.m/rad$
Rapport de transmission du multiplicateur	$n_g = 43.165$

Tableau B.3. Paramètres du modèle à une masse

Paramètres	Valeurs
Rayon du rotor	$R = 21.65m$
Masse volumique de l'air	$\rho = 1.29kg /m^3$
Inertie de la turbine	$J_r = 3.92 \times 10^5 kg.m^2$
Coefficient de frottements visqueux	$K_r = 400 N.m/rad/s$

B.4 constantes de coefficient de puissance

Tableau B.4. Constantes coefficient de puissance $\alpha_{i,j}$

i/j	1	2	3	4
1	8.4018e-008	-8.2359e-007	9.8303e-006	-1.8864e-005
2	-8.4245e-006	7.5152e-005	-5.8513e-004	7.3378e-004
3	7.2467e-005	-1.0032e-003	1.5504e-003	1.1218e-002
4	5.8657e-005	-9.0477e-003	1.6776e -001	-3.3920e-001

Tableau B.5. Constantes coefficient de puissance c_i

Constantes	Valeurs
c_1	0.5109
c_2	116
c_3	0.4
c_4	5
c_5	21
c_6	0.0068
c_7	1
c_8	0.08
c_9	0.035
c_{10}	1

MODELISATION, COMMANDE ET OPTIMISATION D'UN SYSTEME

EOLIEN

Résumé: Les éoliennes sont actuellement devenues une alternative acceptable pour la production d'électricité, en raison des avantages environnementaux et économiques. Il reste encore beaucoup de recherches à faire pour améliorer le comportement des machines éoliennes et les rendre plus rentables et plus fiables.

Le travail présenté dans cette thèse porte sur la modélisation, la commande et l'optimisation de l'énergie d'une éolienne horizontale à vitesse variable. La complexité de ses différentes parties, tels que le comportement aérodynamique, la chaîne de transmission et la génératrice sont analysées et modélisées. Ensuite, à base de ces modèles mathématiques obtenus, des stratégies de commande ont été développées en prenant compte des aspects dynamiques de l'éolienne. Ce qui permet de résoudre les problèmes associés aux effets des incertitudes et des perturbations externes généralement liées aux comportements stochastiques du vent.

L'objectif principal des systèmes de commande est d'extraire le maximum possible de puissance aérodynamique selon le vent disponible, tout en minimisant les efforts de commande ainsi que les charges aérodynamiques subies par l'éolienne.

La conception de systèmes de commande est basée essentiellement sur les principaux outils intelligents, à savoir les réseaux neuronaux, les algorithmes génétiques et la logique floue, ainsi que sur les approches de contrôle par les modes glissants et les fréquences finies.

La validation des résultats de simulation est effectuée à l'aide de logiciel MATLAB[®], ce qui nous a permis de mettre en valeur les performances des systèmes de commande proposés en termes de convergence, de précision et de stabilité.

Mots clés: Eolienne horizontale à vitesse variable, optimisation d'énergie éolienne, commande en couple, commande en pitch, modes glissants, fréquences finies, réseaux de neurones, algorithmes génétiques, logique floue.

MODELING, CONTROL AND OPTIMIZATION OF WIND TURBINE SYSTEM

Abstract: Wind turbines have become an acceptable alternative for electricity generation due to environmental and economic benefits. There is still a lot of research to be done to improve the behavior of wind machines and make them more cost-effective and reliable.

The work presented in this thesis deals with the modeling, control and optimization of the energy of a horizontal wind turbine with variable speed. The complexity of its different parts, such as the aerodynamic behavior, the chain of transmission and the generator are analyzed and modeled. Then, based on these mathematical models obtained, control strategies were developed taking into account the dynamic aspects of wind energy. This solves the problems associated with the effects of uncertainties and external disturbances generally related to stochastic wind behavior.

The main objective of the control systems is to extract the maximum possible aerodynamic power according to the available wind, while minimizing the control efforts and the aerodynamic loads that tire the wind turbine.

The design of control systems is essentially based on the main intelligent tools, namely neural networks, genetic algorithms and fuzzy logic, as well as sliding modes and finite frequency control approaches.

The validation of the simulation results is done using MATLAB[®] software, which allowed us to highlight the performance of the proposed control systems in terms of convergence, precision and stability.

Key words: Variable speed wind turbine, wind energy optimization, torque control, pitch control, sliding modes, finite frequency, neural networks, genetic algorithms, fuzzy logic.