

### Approche par contrôle actif dans le cadre de l'optimisation de la durée de vie des éoliennes Jack Salameh

### ▶ To cite this version:

Jack Salameh. Approche par contrôle actif dans le cadre de l'optimisation de la durée de vie des éoliennes. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de La Rochelle, 2019. Français. NNT : 2019LAROS026 . tel-02999252

### HAL Id: tel-02999252 https://theses.hal.science/tel-02999252

Submitted on 10 Nov 2020

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers. L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



### UNIVERSITÉ DE LA ROCHELLE

### *ÉCOLE DOCTORALE EUCLIDE* LABORATOIRE : LaSIE

### THÈSE présentée par :

### **Jack SALAMEH**

soutenue le : 6 décembre 2019 pour obtenir le grade de : Docteur de l'université de La Rochelle Discipline : Image, Signal et Automatique

# Approche par contrôle actif dans le cadre de l'optimisation de la durée de vie des éoliennes

JURY :

Philippe MICHEAU Xavier BRUN Jimmy LAUBER Jérôme BOSCHE Nezha TRIGEASSOU Anas SAKOUT Sébastien CAUET Erik ETIEN Professeur, Université Sherbrooke, Gauss, Rapporteur Professeur, Université de Lyon, Ampère, Rapporteur Professeur, Université de Valenciennes, LAMIH, Examinateur HDR, Université d'Amiens, MIS, Examinateur HDR, Université de Poitiers, LIAS, Examinateur Professeur, Université de La Rochelle, LaSIE, Directeur de thèse HDR, Université de Poitiers, LIAS, Co-directeur de thèse HDR, Université de Poitiers, LIAS, Encadrant de thèse

Cette page a été intentionnellement laissée en blanc.

### Remerciements

Dans le cadre du projet financé par le Fonds Européen de Développement Régional (FEDER) et avec la subvention PC158, les travaux de cette thèse ont été réalisés en collaboration avec le Laboratoire d'Informatique et d'Automatique pour les Systèmes (LIAS) de l'Université de Poitiers et le Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement (LaSIE).

Je tiens à remercier vivement mes directeurs de thèse M. Sébastien CAUET, Directeur adjoint IUT Poitiers-Châtellerault-Niort à l'Université de Poitiers, Pr. Anas SAKOUT, Professeur à l'Université de La Rochelle, et M. Erik ETIEN, Directeur du LabCom IONESCO à l'Université de Poitiers, pour la confiance qu'ils m'ont accordée en me proposant ce sujet de thèse. Leurs compétences scientifiques m'ont supporté tout au long de l'avancement des travaux. Leurs qualités humaines m'ont fait sentir au sein d'une famille.

Je remercie également M. Laurent RAMBAULT, Maître de Conférences -HDR à l'Université de Poitiers, et M. Thierry DOGET, Maître de Conférences - HDR à l'Université de Poitiers, pour leur support, conseils et renseignements scientifiques durant le déroulement de ma thèse.

Je remercie aussi Pr. Philippe MICHEAU, Professeur à l'Université de Sherbrooke, et Pr. Xavier BRUN, Professeur à l'Université de Lyon d'avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse.

Je remercie également Pr. Jimmy LAUBER, Professeur à l'Université de Valenciennes, M. Jérôme BOSCHE, Maître de Conférences - HDR à l'Université d'Amiens, et Mme. Nezha TRIGEASSOU, Maître de Conférences - HDR à l'Université de Poitiers, d'avoir accepté d'examiner mon travail et de participer au jury de cette thèse.

Je remercie chaleureusement Pr. Patrick COIRAULT, Professeur à l'Université de Poitiers et Directeur du LIAS de m'avoir accueilli au sein du LIAS. Mes remerciements s'adressent aussi au corps administratif et au personnel du LIAS pour leur collaboration. Je remercie également Mme. Jennifer DE LA CORTE GOMEZ et tout le personnel de l'école doctorale EUCLIDE pour avoir assuré le suivi administratif de la thèse.

Je voudrais exprimer ma reconnaissance envers ma famille, père, mère et frère, à qui je dois ce que je suis et dont j'éspère être à la hauteur de leurs espérances. Je remercie vivement M. Tony CHEMALY, Mme. Najat MOUBARAK, M. Chawky MHANNA, Mme. Claire MHANNA pour le support inconditionnel pour que je puisse finir mes études au Liban et voyager en France.

Enfin, Je remercie celle qui m'a offert son amour, sa patience et ses encouragements pendant les longues heures de travail et tout au long de cette thèse Mme Natija ALDIB. Je remercie M. Alain ABOU KHALIL, M. Moussa AKIKI, M. Joseph JABBOUR, M. Tony HANNA, M. Elio SA-LAMEH, M. Achraf NASSER EDDINE, et tous les amis et les collègues qui m'ont apportés leur support moral et intellectuel.

iv

Ask, and it shall be given you; Seek, and ye shall find; Knock, and it shall be opened unto you

MATTHEW 7 :7

You're in the midst of a war, a battle between the limits of a crowd seeking the surrender of your dreams, and the power of your true vision to create and contribute. It is a fight between those who will tell you what you cannot do, and that part of you that knows, and has always known, that we are more than our environment, and that a dream, backed by an unrelenting will to attain it, is truly a reality with an imminent arrival.

TONY ROBBINS

Cette page a été intentionnellement laissée en blanc.

### Acronymes

ACF	Automatic Covariance Function
ADRC	Active Disturbance Rejection Control
CEEMD	Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition
CHADC	Composite Hierarchical Anti Disturbance Control
DAC	Disturbance Accommodation Control
DFIG	Doubly Fed Induction Generator
DOBC	Disturbance Observer Control
EIDO	Equivalent Input Disturbance Observer
EKF	Extended Kalman Filter
EMD	Empirical Mode Decomposition
ESO	Extended State Observer
$\mathbf{FFT}$	Fast Fourier Transform
$\mathbf{FT}$	Fourier Transform
GESO	Generalized Extended State Observer
IAE	Integral Absolute Error
IBE	Input Based Estimator
IMC	Internal Model Control
IMF	Intrinsic Mode Function
IOBO	Input and Output Based Observer
$\mathbf{KF}$	Kalman Filter
LDOB	Linear Disturbance Observer

### viii

Linear Parameter Varying
Model Predictive Control
Maximum Power Point Tracking
Non-Linear Disturbance Observer
Nonlinear Observer
Output Based Estimator
Passive Disturbance Control
Proportional Integral Derivative
Proportional Integral Observer
Permanent Magnet Synchronous Generator
Squirrel Cage Induction Generator
Sliding Mode Control
Short Time Fourier Transform
Support Vector Machine
Sliding Window Empirical Mode Decomposition
Tracking Differentiator
Uncertainty Disturbance Estimator
Unscented Kalman Filter
Unknown Input Observer
Wound Rotor Induction Generator
Wavelet Transform
Wigner-Ville Distribution

## Liste des symboles

a	Rayon de la tour
A	Surface transversale des pales
$A_k$	Amplitude de l'harmonique dans le signale
$B_{dt}$	Coefficient d'amortissement de la transmission
$B_{g}$	Coefficient d'amortissement de la génératrice
$B_t$	Coefficient d'amortissement de la turbine
$C_p$	Coefficient de puissance de l'éolienne
d(t)	Pérturbations
$E_k$	Energie cinétique de la masse d'air
f	Fréquence
$F_k$	Matrice Jacobienne
H	Hauteur du moyeu
$H_k$	Matrice du modéle d'observation du véritable éspace d'état
$i_{ds}, i_{qs}$	Courants de la machine
$J_g$	Inertie de la génératrice
$J_t$	Inertie de la turbine
$K_{dt}$	Raideur de la boite de vitesse
$K_k$	Matrice de gain de Kalman
$L_{dm}, L_{qm}$	Inductances de la machine
m	Masse d'air
m(t)	Moyenne d'un signale
M	Nombre d'harmoniques
N	Rapport de la boite de vitesse
P	Nombre de paires de pôles
$P_k$	Matrice de covariance d'erreur
$P_m$	Puissance mécanique
$P_w$	Puissance dans le vent
$Q_k$	Matrice de covariance de bruit

r	Distance radiale de l'axe du rotor
r(t)	Résidue of a signal
$R_s$	Résistance du stator
s	Un signale d'étude
t	Temps
$T_{aero}$	Couple aérodynamique
$T_{classical}$	Couple induit par la vitesse du vent
$T_e$	Couple électromagnétique
$T_m$	Couple mécanique de la machine
$T_{ts}$	Couple induit par l'effet d'ombre de la tour
$T_{ws}$	Couple induit par le cisaillement de vent
v	Vitesse instantanée moyenne sur un intervalle de temps
$v_{eq}$	Vitesse equivalente du vent
$v_{eq_0}$	Vitesse equivalente du vent à la hauteur du moyeu
$v_{eq_{ts}}$	Vitesse equivalente du vent due à l'ombre de la tour
$v_{eq_{ws}}$	Vitesse equivalente du vent due au cisaillement du vent
$v_w$	Vitesse de la masse d'air
V	Vitesse totale du vent
$V_h$	Vitesse du vent au niveau du moyeu
$V_k$	Matrice d'bservation du processus du bruit aléatoire
$V_m$	Vitesse moyenne du vent
$V_{tower}$	Perturbation dans le vent due à la tour
$W_k$	Matrice du bruit Gaussien
$W_s$	Perturbation du vent due au cisaillement du vent
x	Distance de la pale à la ligne médiane de la tour
$x_a, x_b, x_c$	Variables électriques triphasées
$x_d, x_q$	Variables électriques dans l'éspace $dq0$
$x_{\alpha}, x_{\beta}$	Variables électriques dans l'éspace $\alpha\beta$
y	Distance latérale de la pale à la ligne médiane de la tour
z	Elévation au dessus du sol
ho	Densité de l'air
ho(t)	Paramètre variant
$\lambda$	Rapport de vitesse de pointe des pales
$\lambda_r$	Flux du rotor
$\lambda_{qs}, \lambda_{ds}$	Liaisons de flux statoriques
$\alpha$	Exposant empirique de cisaillement du vent

 $\beta$  Angle du pitch

xi

- $\omega_{hs}$  Vitesse côté génératrice
- $\omega_{ls}$  Vitesse côté turbine
- $\omega_r$  Vitesse angulaire du rotor
- $\theta$  Angle azimutal de la pale
- $\theta_k$  Phase de l'harmonique dans le signal
- $\psi$  Flux du vent autour de la tour
- $\eta$  Rendement de la boite de vitesse

## Table des matières

	Ren	nerciements	iii
	Acr	onymes	vii
	$\mathbf{List}$	e des symboles	x
In	trod	uction générale	1
	0.1	Présentation du projet FEDER : Optimisation de la durée de vie des éoliennes et réduction des impacts environne- mentaux : approches par maintenance conditionnelle et	
		contrôle actif.	1
	0.2	Aperçu des systèmes d'éoliennes : évolution et défis à l'échelle	<b>)</b>
		mondiale.	2
		0.2.1 Capacité et taux de croissance des éoliennes instal-	
		lées	3
		0.2.2 La technologie des éoliennes	4
	0.3	Allongement de la durée de vie : approche par maintenance	
		conditionnelle	9
		0.3.1 Défauts dans les éoliennes	9
		0.3.2 Maintenance conditionnelle	11
		0.3.3 Exploitation des mesures	13
	0.4	Allongement de la durée de vie : approche par contrôle actif	. 15
1	Moo	délisation et estimation de la conversion d'énergie aéro	dynamique-
	élec	trique	19
	1.1	Introduction	19
	1.2	Le vent : source de puissance	19

	1.3	Contrá	èle de suivi du point de puissance maximale (MPPT)	25
	1.4	Modél	isation des profils de vent	26
		1.4.1	Vitesse moyenne instantanée	27
		1.4.2	Turbulence	27
		1.4.3	Cisaillement du vent	29
		1.4.4	Effet de la tour de l'éolienne - effet d'ombre	31
		1.4.5	Calcul du couple aérodynamique	33
	1.5	Le mo	dèle de transmission	35
	1.6	Modèl	es de génératrices	37
		1.6.1	Repère de transformation	37
		1.6.2	Génératrice synchrone à aimants permanents	39
		1.6.3	Contrôle vectoriel de la PMSG	43
		1.6.4	Le système complet et ses paramètres	44
	1.7	Estima	ation des harmoniques du couple aérodynamique par	
		Filtrag	ge de Kalman	45
		1.7.1	Filtre de Kalman étendu	50
		1.7.2	Imprécision d'estimation	53
	1.8	Conclu	usion	57
າ	Un	nouvor	u FMD (Empirical Mode Decomposition) me	
2	Un difié lign	nouvea é pour	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en	61
2	Un difié lign 2 1	nouvea é pour e Introd	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en	<b>61</b>
2	Un difié lign 2.1 2.2	nouvea é pour e Introd Beyue	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en uction	<b>61</b> 61 62
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3	nouvea é pour e Introd Revue Théori	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en uction	<b>61</b> 61 62 63
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4	nouvea é pour e Introd Revue Théori La mé	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en uction	<b>61</b> 61 62 63 66
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2 4 1	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en uction	<b>61</b> 61 62 63 66 66
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	<b>61</b> 61 62 63 66 66 66
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2 2.4.3	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	<b>61</b> 61 62 63 66 66 67 69
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2 2.4.3 Décom	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	<b>61</b> 62 63 66 66 67 69 (D) 71
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2 2.4.3 Décom 2.5.1	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	<b>61</b> 61 62 63 66 66 67 69 (D) 71 71
2	Un diffé lign 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2 2.4.3 Décom 2.5.1 2.5.2	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	<b>61</b> 62 63 66 66 67 69 ID) 71 71 72
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2 2.4.3 Décom 2.5.1 2.5.2 2.5.3	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	<b>61</b> 61 62 63 66 66 67 69 (D) 71 71 72
2	Un diffé lign 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2 2.4.3 Décom 2.5.1 2.5.2 2.5.3	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	<b>61</b> 62 63 66 66 67 69 ID) 71 71 72 76
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2 2.4.3 Décom 2.5.1 2.5.2 2.5.3 Analys	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	61 61 62 63 66 66 67 69 (D) 71 71 72 76
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5 2.6	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2 2.4.3 Décom 2.5.1 2.5.2 2.5.3 Analys par EN	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	<ul> <li>61</li> <li>62</li> <li>63</li> <li>66</li> <li>66</li> <li>67</li> <li>69</li> <li>1D) 71</li> <li>71</li> <li>72</li> <li>76</li> <li>79</li> </ul>
2	Un difié lign 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5	nouvea pour e Introd Revue Théori La mé 2.4.1 2.4.2 2.4.3 Décom 2.5.1 2.5.2 2.5.3 Analys par EN 2.6.1	au EMD (Empirical Mode Decomposition) mo- l'extraction et l'isolation des oscillations en         uction	61 61 62 63 66 66 67 69 (D) 71 71 72 76 79

		2.6.2	Application de l'algorithme SWEMD à l'analyse de	
			la vitesse angulaire de la turbine	82
		2.6.3	Application de l'algorithme SWEMD à l'analyse de	
			la vitesse angulaire de la génératrice	83
	2.7	Discus	ssion et conclusion	85
3	Obs	servate	eur à entrées inconnues	89
	3.1	Introd	luction	89
		3.1.1	Estimateurs et observateurs	89
		3.1.2	l'Estimation des perturbations	92
	3.2	L'obse	ervateur à entrées inconnues (UIO)	93
	3.3	Procé	dure de synthèse de l'UIO	101
	3.4	Applie	cation à l'éolien : UIO pour l'estimation de l'état de	
		la cha	îne cinématique et du couple perturbé	102
		3.4.1	Résultats	105
	3.5	Discus	ssion et Conclusion	107
4	Cor	ntrôle a	actif appliqué à l'éolien	109
	4.1	Introd	luction	109
		4.1.1	Contrôle LPV et application aux éoliennes	110
		4.1.2	Contrôle actif pour le rejet de perturbations	113
		4.1.3	Contrôle anti-perturbations hiérarchique composite	
			(CHADC)	117
	4.2	Réduc	tion des harmoniques de couple par contrôle LPV .	119
		4.2.1	Introduction	119
		4.2.2	Synthèse de contôleur LPV	120
		4.2.3	Structure du contrôleur et régulation asymptotique	122
		4.2.4	Synthèse du retour de sortie	124
	4.3	Résult	tats de simulation	127
		4.3.1	Contrôle basé sur l'UIO	127
		4.3.2	Comparaison avec un contrôle basé sur l'EKF $\cdot$ .	131
		4.3.3	Contrôle basé sur SWEMD	133
	4.4	Discus	ssion et conclusion $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	136
<b>5</b>	Bar	nc d'es	sai et résultats expérimentaux	139
	5.1	Introd	luction	139
	5.2	Profil	du vent et Couple aérodynamique résultant	142
	5.3	Isolati	on et identification des harmoniques	145
		5.3.1	Filtre de Kalman	145

	5.3.2 Le cas du filtre de Kalman étendu	148
	5.3.3 Résultats pour le SWEMD	149
	5.3.4 Résultats pour le UIO	151
5.4	La commande LPV pour l'atténuation des perturbations	152
	5.4.1 Le cas des vitesses de vent constantes	152
	5.4.2 Le cas de la vitesse du vent variable	155
5.5	Conclusion	156
Conclu	ision générale 1	158
Pub	blications de l'auteur 1	183

## Table des figures

1	Capacite annuelle eolienne installee et cumulative globale avec prévisions de marché en MW	4
2	Les plus grandes éoliennes installées et prévues	5
3	Système de conversion d'énergie éolienne à vitesse fixe sans convertisseur de puissance	5
4	Résistance du rotor variable en configuration de la vitesse	5
5	Configuration à vitesse variable basée sur DFIG avec conver-	(
	tisseurs de capacité réduite.	8
6	Convertisseurs à pleine capacité dans des configurations à vitesse variable.	9
7	Les différents composants d'une éolienne (image de Gene-	
	ral Electric)	10
8	Taux de défaillance et temps d'arrêt des composants pour	10
	les éoliennes.	10
9	Approches de détection de défauts	14
10	Stratégies d'allongement de la durée de vie de l'éolien	16
1.1	Présentation du système	20
1.2	Puissance du vent.	21
1.3	$C_p(\lambda,\beta)$	22
1.4	Courbe du coefficient de puissance $C_p$ de l'éolienne $\ldots$	23
1.5	Courbe de puissance mécanique de la turbine en fonction	
	de la vitesse du vent	24
1.6	Caractéristique Puissance Vitesse avec MPPT pour diffé-	
	rentes vitesses de vent	25
1.7	Spectre du vent complet suivant Van der Hoven	28

1.8	Vitesse du vent en fonction du temps.	29
1.9	Représentation et paramètres d'ombre de tour et de ci-	
	saillement.	30
1.10	Couple crée par le cisaillement.	31
1.11	Le vent circulant autour de la tour de l'éolienne	32
1.12	Couple induit par l'ombre de la tour.	33
1.13	Résultante $T_{aero}$ et ses composantes	35
1.14	Représentation du système à deux masses	36
1.15	(a) Transformation des variables dans le repère $(abc)$ vers	
	le repère $(dq)$ . (b) Décomposition du vecteur d'état $x$ dans	
	le repère $dq$ .	38
1.16	Modèle de circuit équivalent pour la MS dans le repère $d$	
	synchrone au flux du rotor	40
1.17	Modèle de circuit équivalent à $q$ pour la MS dans le repère	
	synchrone du champ de rotor	41
1.18	Circuit d'axe $d$	42
1.19	Circuit d'axe $q$	42
1.20	Schéma synoptique du générateur pour la simulation dy-	
	namique	43
1.21	Contrôle vectoriel de la PMSG.	44
1.22	Schéma bloc de l'éolienne	44
1.23	Organigramme pour la reconstruction des harmoniques	
	par le filtre de Kalman	48
1.24	Estimation de la vitesse angulaire du côté basse vitesse	48
1.25	Analyse FFT de la vitesse angulaire du côté basse vitesse	
	mesurée et reconstruite.	49
1.26	Estimation harmonique individuelle à travers le filtre de	
	Kalman	49
1.27	Estimation de la vitesse angulaire du côté grande vitesse.	50
1.28	Analyse FFT de la vitesse angulaire du côté grande vitesse	
	mesurée et reconstruite	50
1.29	Estimation harmonique individuelle à travers le filtre de	
	Kalman.	51
1.30	Problème d'estimation de EKF	54
1.31	Isolement des perturbations via EKF pour $\omega_{ls}$	55
1.32	Analyse FFT de la perturbation isolée par rapport au si-	
	gnal d'origine pour $\omega_{ls}$	55
1.33	Estimation harmonique individuelle via le filtre de Kalman	
	étendu pour $\omega_{ls}$	56

1.34	Isolement des perturbations via EKF pour $\omega_{hs}$	57
1.35	Analyse FFT de la perturbation isolée par rapport au si-	
	gnal d'origine pour $\omega_{hs}$	57
1.36	Estimation harmonique individuelle via le filtre Extended	
	Kalman pour $\omega_{hs}$	58
2.1	Différents types de signaux.	62
2.2	Analyse de $x(t)$ .	64
2.3	Diagramme de l'algorithme EMD.	69
2.4	Exemple représentatif du processus EMD.	70
2.5	Un deuxième exemple représentatif du processus de EMD.	71
2.6	Processus EMD à fenêtre glissante.	72
2.7	Sliding Window EMD avec effet de bords.	73
2.8	Spline Hermitien versus spline par interpolation cubique.	74
2.9	Mise en miroir.	75
2.10	SWEMD avec indexation temporelle	75
2.11	Exemple de SWEMD sans effets de bord	76
2.12	Diagramme de l'EMD et isolation harmonique	77
2.13	Application non stationnaire du nouveau SWEMD modifié.	79
2.14	Analyse SWEMD du couple aérodynamique (en N.m)	80
2.15	$T_{aero}$ , la porteuse, et la somme des IMFs (en N.m)	81
2.16	Analyse FFT avant et après extraction harmonique	81
2.17	Analyse SWEMD la vitesse angulaire du côté turbine à	
	basse vitesse (en rad/sec).	82
2.18	Analyse FFT de l'extraction des harmoniques avant et après	. 83
2.19	Analyse SWEMD côté haute vitesse (en rad/sec)	84
2.20	Analyse FFT avant et après extraction harmonique	85
3.1	Estimateurs, observateurs and historique du rejet de per-	
	turbation active.	90
3.2	Schéma bloc de l'UIO à ordre complet	96
3.3	UIO estimation de $\omega_{ls}$ et $\omega_{hs}$	106
3.4	Estimation UIO des composantes ombre et cisaillement du	
	vent de la tour.	106
4.1	Représentation d'un système Polytopique LPV	111
4.2	Représentation affine LPV	112
4.3	Schéma bloc de l'ADRC	115
4.4	Shéma bloc du contrôleur à observation de perturbations.	116

4.5	Schéma bloc du CHADC.	118
4.6	Contrôle LPV avec observateur UIO	119
4.7	Stratégie de contrôle LPV avec modèle de référence	121
4.8	Structure du contrôleur LPV.	122
4.9	Vitesse angulaire haute vitesse $\omega_{hs}$ avec contrôle LPV pour	
	une vitesse du vent constante.	128
4.10	Couple électromagnétique $Te$ avec commande LPV pour	
	une vitesse du vent constante	129
4.11	Référence de courant $i_{q_{ref2}}$ généré par le contrôleur LPV	
	pour une vitesse du vent constante	130
4.12	Référence de courant $i_{q_{ref2}}$ généré par le contrôleur LPV	
	pour une vitesse du vent variable.	130
4.13	Schéma de principe du système avec isolement harmonique	
	EKF et contrôle LPV.	131
4.14	Vitesse angulaire à haute vitesse $\omega_{hs}$ avec isolement har-	
	monique EKF et contrôle LPV pour une vitesse du vent	
	constante	132
4.15	Couple électromagnétique $Te$ avec isolement harmonique	
	EKF et contrôle LPV pour une vitesse du vent constante.	132
4.16	Commande électrique $i_{q_{ref2}}$ produite par le contrôleur LPV	
	pour une vitesse de vent constante avec isolation des har-	
	moniques EKF.	133
4.17	Commande électrique $i_{q_{ref2}}$ par le contrôleur LPV pour	
	la modification de la vitesse du vent avec isolation des	
	harmoniques EKF.	133
4.18	Schéma fonctionnel du système avec SWEMD modifié pour	
	l'isolation harmonique et le contrôle LPV	134
4.19	Vitesse angulaire à haute vitesse $\omega_{hs}$ avec isolation des	
	harmoniques SWEMD modifiée et contrôle LPV pour une	
	vitesse de vent constante	135
4.20	Couple électromagnétique $Te$ avec isolement harmonique	
	SWEMD modifié et commande LPV pour une vitesse du	
	vent constante.	135
4.21	Commande électrique $i_{q_{ref2}}$ produite par le contrôleur LPV	
	pour une vitesse de vent constante avec une isolation har-	
	monique SWEMD modifiée.	136
4.22	Commande électrique $i_{q_{ref2}}$ générée par le contrôleur LPV	
	avec modification de la vitesse du vent et isolation des	
	harmoniques par EKF	136

5.1	Schéma fonctionnel du système expérimental en boucle fer-			
	mée	140		
5.2	Schéma fonctionnel du système expérimental	141		
5.3	3 Schéma fonctionnel du système expérimental en boucle fer-			
	mée	142		
5.4	Profil de vitesse du vent.	143		
5.5	La résultante $T_{aero}$ et ses composantes de couple	143		
5.6	FFT de $T_{aero}$			
5.7	FFT de la vitesse angulaire à grande vitesse $\omega_{hs}$			
5.8	Analyse FFT du courant d'axe de quadrature $i_a$ 14			
5.9	Analyse FFT du couple $T_e$ 14			
5.10	Reconstruction de $T_{aero}$ basée sur le filtre de Kalman par			
	estimation harmonique.	146		
5.11	Estimation harmonique individuelle basée sur le filtre de			
	Kalman de $T_{aero}$ .	146		
5.12	12 Analyse FFT de l'estimation du filtre de Kalman par rap-			
	port au couple aérodynamique d'origine avec plusieurs com-			
	posantes de fréquence.	147		
5.13	Reconstruction de $\omega_{hs}$ basée sur le filtre de Kalman par			
	estimation harmonique.	147		
5.14	Estimation harmonique individuelle basée sur le filtre de			
	Kalman de $\omega_{hs}$ .	148		
5.15	Analyse FFT de l'estimation du filtre de Kalman par rap-			
	port à la vitesse angulaire initiale du côté grande vitesse.	148		
5.16	Analyse des harmoniques basée sur EKF pour $T_{aero}$	149		
5.17	Application de la SWEMD pour $T_{aero}$	150		
5.18	Analyse fréquentielle pour l'application de la SWEMD			
	pour $T_{aero}$	151		
5.19	Analyse des harmoniques par UIO pour le $T_{aero}$	151		
5.20	Couple aérodynamique $T_{aero}$ et ses composants pour des			
	vitesses de vent constantes	153		
5.21	Estimation UIO de la perturbation du couple aérodyna-			
	mique $T_{aero}$ pour des vitesses de vent constantes	153		
5.22	Commande de contrôle actuelle générée par le contrôleur			
	LPV pour des vitesses de vent constantes	154		
5.23	Effet du contrôleur LPV sur la vitesse angulaire côté vi-			
	tesse élevée $\omega_{hs}$ pour des vitesses de vent constantes	155		
5.24	Effet du contrôleur LPV sur la vitesse angulaire côté vi-			
	tesse lente $\omega_{ls}$ pour des vitesses de vent constantes	156		

5.25	Couple aérodynamique $T_{aero}$ et ses composants pour dif-	
	férentes vitesses de vent	157
5.26	Commande de contrôle actuelle générée par le contrôleur	
	LPV pour différentes vitesses de vent	157
5.27	Vitesses angulaires côté vitesse et côté vitesse lente pour	
	des vitesses de vent variables	158

Cette page a été intentionnellement laissée en blanc.

### Liste des tableaux

1	Avantages et inconvénients des éoliennes à vitesse fixe et variable.	6
2	Méthodes de traitement du signal	14
1.1	Exposant empirique du cisaillement du vent pour diffé- rents types de terrain.	30
1.2	paramètres de la turbine	45
1.3	Paramètres de l'entrainement	45
1.4	Paramètres de la génératrice	46
3.1	Premières méthodes pour un observateur réduit et complet	
	UIO	95
3.2	Applications de l'UIO	96
4.1	Techniques LPV pour l'attenuation et le rejet des pertur-	
	bations.	114
4.2	Techniques LPV pour l'attenuation et le rejet des pertur-	
	bations appliquées aux éoliennes.	115
4.3	Application de l'ADRC dans l'éolien.	117
4.4	Applications de l'ADRC dans l'éolien	118
5.1	Caractéristiques du Moteur LSRPM 160MP	140
5.2	Caractéristiques du Générateur LSRPM 100L	141

Cette page a été intentionnellement laissée en blanc.

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

### 0.1 Présentation du projet FEDER : Optimisation de la durée de vie des éoliennes et réduction des impacts environnementaux : approches par maintenance conditionnelle et contrôle actif.

Ce travail de thèse a été financé par un projet FEDER (2016-2019) porté conjointement par le Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement (LaSIE) de La Rochelle et le Laboratoire d'Informatique et d'Automatique pour les Systèmes (LIAS) de l'Université de Poitiers.

Ce projet fait suite à un précédent projet FEDER (2012-2016) dont le but était de faciliter le développement de l'éolien dans la Région Poitou-Charentes et de la doter de compétences scientifiques et techniques dans le domaine de l'optimisation de la production éolienne. Les travaux menés lors de ce précédent projet ont été synthétisés dans la thèse de M. Masmoudi [Mas15], [MEMS16a, MEMS16b, MEMS17]. Les recherches menées concernaient le diagnostic de défauts localisés dans un multiplicateur de vitesse par analyse des grandeurs électriques. Une approche utilisant des outils d'Automatique (identification, observateurs) avait été adoptée mais le cas particulier d'un fonctionnement à vitesse constante avait été retenu pour cette étude.

Dans le projet actuel, deux axes de recherches ont été développés :

- Le diagnostic de défauts mécaniques par analyse des grandeurs électriques en régime instationnaire : un aérogénérateur est un système électromécanique qui fonctionne par définition à vitesse variable. Les techniques classiques de diagnostic de type analyse spectrale par exemple, ne peuvent pas être utilisées en l'état car les composantes spectrales liées aux défauts recherchés dépendent de la vitesse de rotation de l'arbre. Dans la thèse d'A. Allouche, financée par ce projet, est explorée la piste de l'order tracking mise en oeuvre à partir des seules mesures électriques.
- l'optimisation de la durée de vie des éoliennes par contrôle actif : les éoliennes fonctionnent dans des conditions environnementales difficiles. Le caractère turbulent du vent induit des contraintes mécaniques sévères traduites par un couple aérodynamique perturbé. Un allongement de la durée de vie d'une éolienne peut être envisagé si ces contraintes sont allégées. Les travaux de recherche présentés dans ce document visent à s'attaquer à la source principale des perturbations dans les éoliennes : le profil du vent. Une stratégie de contrôle capable d'isoler les harmoniques du vent tout en les rejetant est développée. L'objectif est de garantir des conditions de fonctionnement sûres pour tous les composants mécaniques des éoliennes.

Le projet s'appuie sur un banc expérimental développé au LIAS qui sera présenté ultérieurement.

### 0.2 Aperçu des systèmes d'éoliennes : évolution et défis à l'échelle mondiale.

Au cours des dernières décennies, les sources d'énergie renouvelables ont connu un développement important. Elle apparaissent comme une alternative de production d'énergie compatible avec les problématiques liés à la pollution, la raréfaction des énergies fossiles et au dérèglement climatique.

L'année 2017 a été témoin d'une croissance spectaculaire en termes d'installations mondiales et de développement technologique dans les sources d'énergie renouvelables. Des investissements importants ainsi que des améliorations technologiques améliorées dans les domaines de l'énergie éolienne, de l'énergie solaire et du stockage, façonnent l'avenir des systèmes énergétiques durables. De nombreuses centrales adoptant une configuration hybride de stockage éolien-solaire sont aujourd'hui capables de fournir une énergie propre et fiable pendant la majeure partie de l'année [GWE17].

Le paragraphe suivant donne un aperçu complet des systèmes d'énergie éolienne sur le marché mondial, des taux d'installation et des défis majeurs en matière de coût et de maintenance. Une analyse plus large des composants, de la configuration et des problèmes de contrôle sera présentée dans les chapitres suivants.

## 0.2.1 Capacité et taux de croissance des éoliennes installées.

Les nouvelles installations de l'énergie éolienne a été maintenu au-dessus d'un total de 50 GW pour 2017 avec 52 492 GW. Le total mondial installé jusqu'à 2017 est de 539 123 MW, avec une capacité totale cumulée en hausse de 11 % par rapport à 2016 étant 487 279 MW (figure 1). Les prévisions du marché prévoient encore plus d'installation dans un proche avenir.

Ces chiffres montrent que l'énergie éolienne est en train de devenir une technologie non subventionnée entièrement commercialisée. En fait, l'énergie éolienne est une concurrence à l'encontre des centrales nucléaires, en tant que source d'énergie renouvelable avec une croissance rapide sur le marché . En outre, les nouveaux investissements dans les énergies propres en 2017 ont enregistré une augmentation de 3 % (333,5 milliards de dollars US) par rapport à 2016 (296,8 milliards de dollars US). Les prix des services d'installation pour les éoliennes terrestres et offshore continuent de baisser, tandis que le record du Mexique indique des prix inférieurs à 0,02 USD / kWh. Les prévisions prévoient des taux encore plus bas dans les 5 prochaines années.

Les investissements dans les avancées technologiques permettent d'accroître l'efficacité, la fiabilité et la durée de vie des systèmes d'éoliennes. Une électronique de puissance plus sophistiquée, des algorithmes complexes, une planification et une gestion améliorées ont un impact direct sur l'amélioration des performances et la réduction des coûts d'exploi-



Capacité annuelle d'éolienne installée avec prévisions du marché

FIGURE 1 – Capacité annuelle éolienne installée et cumulative globale avec prévisions de marché en MW.

tation. Parallèlement, la taille des éoliennes augmente rapidement dans le but de réduire le coût total du parc éolien, tout en augmentant la récupération d'énergie éolienne.

La figure 2 montre les plus grandes éoliennes en termes de puissance générée et de dimensions de diamètre de rotor installées jusqu'à 2017 et la taille attendue des futures machines d'ici 2021.

#### 0.2.2 La technologie des éoliennes.

Les éoliennes sont soit à axe horizontal, soit à axe vertical et fonctionnant à vitesse fixe ou à vitesse variable. Les éoliennes à axe horizontal ont retenu l'essentiel de l'intérêt de la recherche et des investissements en raison de leur plus grande efficacité et de leur accès à des vents plus forts. De plus, les éoliennes à axe vertical ont un rotor long qui les rend plus vulnérables aux vibrations mécaniques.

Les éoliennes peuvent fonctionner à vitesse fixe ou variable. Une éolienne à vitesse fixe tourne à une vitesse constante déterminée par le rapport de transmission, la fréquence du réseau et le nombre de pôles du générateur.



FIGURE 2 – Les plus grandes éoliennes installées et prévues.

Protégée par un contrôle de couple aérodynamique, l'éolienne à vitesse fixe permet d'obtenir une efficacité maximale du système pour une vitesse de vent précise. Cependant l'efficacité se dégrade pour les autres vitesses. Cette configuration provoque des fluctuations et des perturbations sur le réseau (voir figure 3).



FIGURE 3 – Système de conversion d'énergie éolienne à vitesse fixe sans convertisseur de puissance.

En revanche, les éoliennes à vitesse variable sont capables d'atteindre un rendement maximal de conversion d'énergie sur une large plage de vitesses de vent. La rotation des pales étant adaptable, le rapport de vitesse des pointes des pales peut être maintenu à une valeur optimale garantissant un rendement maximal de conversion de puissance. Le contrôle du système à travers la vitesse du générateur est effectué par le biais de convertisseurs de puissance. L'ajout d'une stratégie complexe de contrôle augmente les coûts de fabrication et d'installation, tout en ayant un impact sur les coûts de surveillance des conditions et de maintenance à long terme. Malgré l'augmentation des coûts de fabrication et d'installation, les éoliennes à vitesse variable dominent le marché car elles augmentent la production d'énergie, tandis que les contrôleurs installés assurent un fonctionnement stable et fiable pour l'opération des différentes composantes du système éolien. Le tableau 1 [BC05] donne une comparaison des avantages et des inconvénients des éoliennes à vitesse fixe et variable.

Mode	Avantages	Inconvenients
Vitesse		
Vitesse	-Simple, fiable, robuste	-Faible efficacité énergé-
Fixe		tique
	-Faible coût à l'installation et de maintenance	-Stress mécanique élevé
Vitesse Variable	-Bonne conversion d'énergie conversion -Meilleur qualité d'énergie -Stress mécanique réduit	<ul> <li>-Coût de fabrication et de pertes</li> <li>-Ajout de Convertisseurs</li> <li>-Compléxité du système de contrôle</li> </ul>

TABLE 1 – Avantages et inconvénients des éoliennes à vites se fixe et variable.

Sur la base des catégories précédentes de conception d'éoliennes, plusieurs configurations pour les éoliennes sont possibles. Alors que les générateurs et les convertisseurs sont les deux principaux composants électriques des éoliennes à vitesse variable, des conceptions et des combinaisons différentes de ces deux composants électriques entraînent différentes configurations de systèmes d'éoliennes à vitesse variable. Ces configurations peuvent être classées en deux groupes :

- --Éoliennes à vites<br/>se variable avec convertisseurs à capacité réduite.
- Éoliennes à vitesse variable avec convertisseurs à pleine capacité.

#### 0.2.2.1 Éoliennes à vitesse variable avec convertisseurs à capacité réduite.

Les éoliennes à vitesse variable avec convertisseurs de capacité réduite sont réalisées à l'aide d'un générateur à induction à rotor bobiné (Wound-Rotor Induction Generator - WRIG) qui est contrôlé par le courant du rotor sans traitement complet de la puissance totale du système. Deux configurations existent dans ce cas : l'une utilise une résistance variable du contrôleur de convertisseur, l'autre est équipée d'un système de convertisseur de puissance à quatre quadrants.

1. WRIG avec résistance rotorique variable

La résistance du rotor affecte la caractéristique couple/vitesse du générateur, permettant un fonctionnement à vitesse variable. Le réglage de la résistance est garanti par un convertisseur de puissance et limité à environ 10 % au-dessus de la vitesse synchrone. Un démarreur progressif et un compensateur de puissance réactive sont nécessaires. Alors que plus de puissance éolienne est capturée en raison de la caractéristique de vitesse variable, certaines pertes d'énergie sont enregistrées dans la résistance du rotor. Un schéma typique de cette configuration se trouve à la figure 4.



FIGURE 4 – Résistance du rotor variable en configuration de la vitesse variable.

2. Générateur à induction à double alimentation (Double Fed Induction Generator-DFIG) avec convertisseur au rotor

Dans cette configuration, le circuit du rotor est remplacé par un système de convertisseur de puissance connecté au réseau, alors que le compensateur de puissance réactive et le démarreur progressif ne sont plus nécessaires. Les convertisseurs de puissance permettent le réglage du facteur de puissance. Les convertisseurs traitent le glissement dans le circuit du rotor pour environ 30% de la puissance nominale du générateur. Cela réduit les coûts par rapport à la configuration des convertisseurs à pleine capacité. Cette configuration est connue pour être bidirectionnelle dans son flux de puissance et elle augmente la plage de vitesse du générateur. Comparée à la configuration à résistance variable, cette configuration est supérieure en termes d'efficacité de conversion de puissance, de plage de vitesse de générateur étendue et de performances dynamiques améliorées. Le diagramme de configuration est illustré sur la figure 5.



FIGURE 5 – Configuration à vitesse variable basée sur DFIG avec convertisseurs de capacité réduite.

## 0.2.2.2 Éoliennes à vitesse variable avec convertisseurs à pleine capacité.

Les convertisseurs à pleine capacité augmentent remarquablement les performances des systèmes éoliens. On trouve des applications de cette configuration pour les générateurs à induction à cage d'écureuil (Squirrel-Cage Induction Generator-SCIG) et les générateurs synchrones à aimants permanents (Permanent Magnet Synchronous Generator-PMSG). Dans ce cas, le générateur est découplé du réseau et capable de fonctionner à pleine vitesse. De plus, une compensation de puissance réactive et une intégration en douceur du réseau sont garanties. Le principal inconvénient est la complexité accrue du système, qui entraîne des coûts d'installation plus élevés. Dans le cas des générateurs synchrones à faible vitesse, l'utilisation de la boîte de vitesses peut être évitée si l'installation éolienne est équipée d'un générateur à grand nombre de pôles. Cela contribue à augmenter l'efficacité tout en réduisant les coûts d'installation et de maintenance. Néanmoins, les générateurs à basse vitesse ont un diamètre plus grand, ce qui augmente les coûts d'installation. La Figure 6 montre la configuration à vitesse variable avec des convertisseurs de capacité nominale.



FIGURE 6 – Convertisseurs à pleine capacité dans des configurations à vitesse variable.

# 0.3 Allongement de la durée de vie : approche par maintenance conditionnelle.

#### 0.3.1 Défauts dans les éoliennes

Les éoliennes résistent de façon aléatoire aux conditions météorologiques, à la température, au cisaillement du vent, à la vitesse du vent et à la charge. Les éoliennes combinent plusieurs systèmes complexes connectés (moyeu, système de tangage, transmission, générateur, système de lacet, entraînement électrique, etc.) (voir figure 7). Cette complexité influe sur le taux de pannes ce qui peut endommager d'autres composants ou provoquer l'arrêt complet du système.

Les taux de défauts signalés pour différents composants du système sont illustrés sur la figure 8. Tous les composants sont sujets aux défauts. La principale préoccupation des fabricants et des opérateurs est le temps d'arrêt pour chaque défaillance et son coût. En règle générale, les pannes de la boîte de vitesses entraînent les temps d'arrêt et les coûts les plus


FIGURE 7 – Les différents composants d'une éolienne (image de General Electric).

importants en raison de leur taille et de la connexion avec d'autres composants d'éoliennes.



FIGURE 8 – Taux de défaillance et temps d'arrêt des composants pour les éoliennes.

Les défauts sont généralement classés en :

 défauts électriques : défaillance de l'isolation de l'enroulement, défaut de mise à la terre, mauvaise connexion, défaillance de l'onduleur, rupture de la ligne d'alimentation, transitoires dans les sources de tension et de courant, etc..

 défauts mécaniques : dégradation des barres de rotor, démagnétisation, flexion de l'arbre, défaillance des paliers, dysfonctionnement de la boîte de vitesses, etc.,

## 0.3.2 Maintenance conditionnelle

Comme mentionné ci-dessus, le remplacement des composants des éoliennes et plus spécialement des réducteurs et des génératrices est une tâche fastidieuse et coûteuse, qui nécessite un arrêt complet de l'éolienne. Les opérations de maintenance doivent permettre :

- de prévenir les pannes,
- d'éviter le remplacement de pièces intactes,
- de superviser et diagnostiquer à distance,
- de programmer des actions de planification de la maintenance pendant les basses saisons de vent afin d'augmenter le facteur de capacité globale des éoliennes.

Les stratégies de maintenance sont généralement regroupées en trois catégories [Ran11, Moh15] :

- Maintenance corrective
- Maintenance préventive
- Maintenance conditionnelle

Cette dernière catégorie a plus particulièrement été développée ces dernières années [IAHD15] car elle est la plus adaptée pour répondre aux exigences citées plus haut. Elle consiste à surveiller les comportements anormaux pendant le fonctionnement (vibrations, augmentation de la température, fluctuation de la puissance de sortie, bruit acoustique, variations de la tension et du courant, changements de vitesse drastiques, etc.)[Ise06, Ran11]. Ceci est réalisé grâce à des systèmes de surveillance d'état efficaces. La surveillance de l'état est associée à toutes les éoliennes installées afin d'établir des stratégies de maintenance et de réparation. Les stratégies de surveillance des éléments reposent sur des algorithmes permettant la détection précoce des défauts mécaniques et électriques. Le plan de surveillance des systèmes commence par une analyse de données dans le domaine temporel et/ou fréquentiel, puis une décision est prise sur le type de défaillance et sa gravité. En fin de compte, une commande est envoyée soit à une interface utilisateur, soit à une routine préprogrammée, pour limiter ou arrêter le fonctionnement du système à des fins de maintenance.

Dans le domaine de l'éolien la maintenance conditionnelle peut être effectuée selon les approches suivantes :

- L'analyse de la lubrification : elle a pour objectif de préserver la qualité de l'huile et de garantir le meilleur environnement possible pour le fonctionnement des composants. L'analyse de la lubrification est généralement effectuée hors ligne par le biais de l'examen et du test des échantillons. Les technologies et techniques récentes introduisent la surveillance en ligne via l'installation de capteurs pour le comptage des particules et la surveillance du niveau d'humidité. De plus, les filtres à huile peuvent également être un bon indicateur de tout défaut s'ils deviennent excessivement pollués par l'usure des composants.
- L'analyse des émissions acoustiques : elle est effectuée à l'aide de capteurs chargés de capter le son émis par le fonctionnement de différents composants mécaniques à l'aide de sonomètres.
- L'analyse des vibrations : c'est la technique la plus connue et la plus appliquée pour la surveillance des éoliennes. Toutes les machines tournantes ont une signature vibratoire [Bra86]. Toute altération ou défaillance de l'un des composants mécaniques modifiera ce profil de vibration. La surveillance des fréquences de vibration caractéristique peut permettre de déterminer si un composant est défectueux ou non. Dans les éoliennes, l'analyse des vibrations peut être appliquée à tous les composants mécaniques tels que les pales, les roulements, la boîte de vitesses, le générateur, l'arbre, la transmission, etc.
- L'analyse des signaux électriques : l'analyse électrique vise à réduire le nombre de capteurs installés pour effectuer la surveillance du système. Les signaux électriques sont disponibles pour le contrôle de la génératrice et pour la mesure de la production électrique. L'ajout de capteur supplémentaire (vibratoire, acoustique) n'est donc pas, en théorie nécessaire [MKH<sup>+</sup>16]. Il est connu que les défauts survenant dans les composants mécaniques des éoliennes entraînent des modulations de phase et/ou d'amplitude des signaux de courant et de tension. Par conséquent, grâce à l'analyse de ces signaux, il est possible de détecter des composantes fréquentielles

caractéristiques des défauts.

#### 0.3.3 Exploitation des mesures

Traditionnellement, la détection de comportements anormaux à partir de mesures effectuées sur le système peut suivre deux approches différentes :

- l'approche signal : ce sont les techniques les plus utilisées dans l'éolien. Ces approches ont été à la base de ce que l'on appelle aujourd'hui les techniques avancées. Elles sont appliquées aux mesures vibratoires, acoustiques ou électriques. Cependant, elles présentent deux principaux inconvénients. Le premier est lié au bruit généré par la mesure et l'acquisition de données. Ce bruit additif peut fausser ou rendre le diagnostic difficile lorsque la signature de défaut est de faible amplitude. De plus, l'acquisition de données sur une longue période, en particulier dans les éoliennes, nécessite une grande quantité de données stockées, ce qui augmente le temps de traitement pour compléter l'analyse. Les techniques traditionnelles sont résumées dans le Tableau 2. Améliorer les approches traditionnelles est indispensable pour améliorer le diagnostic et la détection des défauts ou des perturbations. Les premières méthodes appliquées ne répondaient pas aux exigences du marché en matière de fiabilité avec un traitement rapide et précis. L'inconvénient de faire progresser les techniques traditionnelles réside dans la combinaison de différentes méthodes pour augmenter la précision et la robustesse. Une méthode plus précise et plus avancée implique des coûts de fabrication et d'installation plus élevés, ainsi qu'une consommation de temps de calcul, d'où la nécessité d'utiliser des méthodes rapides et efficaces.
- l'approche modèle : les méthodes basées sur des modèles utilisent un modèle mathématique du système. Ces modèles mathématiques sont utilisés pour décrire le comportement des systèmes, tandis que les erreurs sont présentées sous forme de processus connus ou inconnus. Malgré une modélisation mathématique très avancée des systèmes et des défauts, aucune ne peut pleinement refléter le comportement du système. D'où la nécessité de faire des compromis sur l'aspect important à l'étude tout en maintenant la modélisation du système aussi précise que possible.

Un classification des différentes approches est données sur figure 9.

Technique	Avantages	Inconvénients
Transf. Fourier (FT)	Rapide et application	Analyse fréquentielle
[BF78]	simple	seul.
Short Time Fourier	Temps court or	Temps court or
Transform	Bonne résolution	Bonne résolution
(STFT)[All77]	Freq.	Freq.
	Dépendant du fenê-	Dépendant du fenê-
	trage	trage
Wigner-Ville Dis-	Bonne résolution	termes d'interférences
tribution (WVD)	Freq.	critique
[Cla80]		
Wavelet Transform	Bonne résoltuion pour	Choix basique des fcn.
(WT) [Bru04]	hautes fréquences	
	Bonne résolution pour	
	les basses freq.	
Empirical Mode De-	Non linéaire & Non-	Effet de bords
composition (EMD)	stationnaire	
$[HSL^+98a]$	traitement simple	Fenêtrage
Support Vector Ma-	représentation fine	pas de contrôle des
chine		données
(SVM) $[CV95]$	des E/S	nombre de points

TABLE 2 – Méthodes de traitement du signal



FIGURE 9 – Approches de détection de défauts.

Une caractéristique principale des éoliennes est qu'elles opèrent dans des conditions constamment variables, ce qui entraîne une non-stationnarité du fonctionnement. Si traiter des signaux à vitesses (ou fréquences) fixes est une pratique bien maîtrisée maintenant, le défi des recherches actuelles consiste à étudier les cas non stationnaires.

Pour l'approche signal, cette dépendance à la vitesse de rotation exclue de fait l'usage de la transformée de Fourier sous sa forme classique bien que ce soit l'outil de prédilection des spécialistes de diagnostic. Ces dernières décennies, de nombreux outils ont été développés pour permettre la surveillance des systèmes non stationnaires ([ZUB<sup>+</sup>11], [ZBS12], [LYWP16]).

L'approche modèle, quant à elle, propose des méthodes adaptées à la surveillance des systèmes fonctionnant à vitesse variable. Bien que performantes dans ce cas précis, son développement se heurte au problème de la détermination du modèle du système (modélisation et identification). Cette modélisation est envisageable lorsqu'elle est menée par les concepteurs des systèmes mais difficile à envisager pour des spécialistes intervenant sur un système inconnu à priori. Par ailleurs, l'approche signal est majoritairement présente dans les organismes de formation professionnelle alors que la vision modèle reste plus ou moins cantonnée aux bureaux d'études et laboratoires. Par conséquent, c'est une approche assez peu utilisée dans le domaine industriel ([MDH05], [CGMGAL12]).

# 0.4 Allongement de la durée de vie : approche par contrôle actif.

L'approche par maintenance conditionnelle, suppose que le système est soumis à des contraintes environnementales fortes et induisant une fatigue prématurée des parties mécaniques. Son objectif sera donc de détecter des anomalies le plus tôt possible et d'effectuer un diagnostic précis et parfaitement localisé.

Une autre approche consiste a tenter de réduire les contraintes imposées aux parties mécaniques afin d'obtenir un allongement de la durée de vie du système. C'est donc une stratégie différente, ce qui n'exclue pas de l'associer à la maintenance conditionnelle.

L'idée est de considérer que les contraintes environnementales vont influer sur le profil du couple mécanique transmis sur l'arbre de la génératrice. Si la configuration du système éolien le permet, il est possible d'imaginer un contrôle actif du couple avec pour objectif de limiter l'impact des perturbations subies par les parties mécaniques.

Un tel contrôle, nécessite bien évidemment des mesures permettant l'élaboration de la loi de commande. Ainsi, on retrouvera en contrôle actif une phase de traitement des signaux utilisant des outils mathématiques similaires à ceux exploités en maintenance conditionnelle. Toutefois, dans le cas du contrôle, l'extraction des signatures liées au défaut doit se faire **en ligne, c'est à dire en temps réel** (voir figure 10). C'est une contrainte forte que l'on ne rencontre pas forcément en maintenance où les essais peuvent être traités hors ligne le plus souvent de manière périodique.



FIGURE 10 – Stratégies d'allongement de la durée de vie de l'éolien.

Une fois la perturbation ou la signature de défaut identifiées, des stratégies de contrôle sont appliquées afin de réduire ou de rejeter leurs effets sur le système. La littérature propose un grand nombre de stratégies de contrôle actif appliquées à de nombreuses applications (automobile [GSB06, NCC11], aérospatiale [LWK06], robotique [TEWL03], etc. ).

Dans le domaine éolien, l'approche par contrôle actif a été initiée à partir des années 1990 avec les premières installation des champs d'éoliennes. Le contrôle actif peut être appliqué soit sur des sous-systèmes mécaniques (boîte de vitesse), soit des sous-systèmes électriques (convertisseur, génératrice) (voir [MAdS18]). Un sommaire contenant les différentes approches de contrôle actif et application est présenté au début du Chapitre 4 avec les méthodes existant dans la litérature pour les systèmes éoliens. Étant donné que les conditions de fonctionnement des éoliennes changent constamment, la conception de la commande doit être rapide pour réagir et suivre la signature des perturbations lors de ses fluctuations. La stratégie de contrôle doit prendre en compte trois contraintes principales :

- la structure de l'éolienne permet t-elle d'envisager un contrôle actif du couple ?
- dans quelle mesure la transmission peut-elle résister à une commande de couple s'ajoutant au couple générateur ?
- quel niveau de courant peut-on injecter dans le générateur si la commande est effectuée électriquement ?

Dans cette thèse, une stratégie de contrôle linéaire à paramètres variants (LPV) est élaborée afin de générer un ordre de contrôle électrique capable de réduire la perturbation du couple aérodynamique. L'application peut être faite sur tout type de machine (PMSG, DFIG, SCIG), à vitesse variable, à condition que les mesures nécessaires seront disponibles dont l'existence d'onduleur est indispensable pour l'injection de courant.

Dans ce cas, le paramètre variant est la vitesse de rotation qui est reliée pour partie à la vitesse de vent. le chapitre 1 définira les phénomènes physiques mis en jeu dans la conversion énergie du vent  $\rightarrow$  énergie électrique ainsi que les modèles associés. Une structure complète incluant ces modèles et le contrôle sera définie. Nous tenterons ensuite de reconstruire le couple aérodynamique par la synthèse d'un filtre de Kalman. Nous montrerons qu'à cause de la nature même du signal modélisant ce couple, cet objectif est difficile à atteindre et qu'un étage de pré-traitement doit être ajouté.

Dans le Chapitre 2, ce prétraitement est effectué par une analyse Empirical Mode Decomposition (EMD). Un version modifiée d'EMD est développée afin de permettre une estimation en ligne.

Dans le Chapitre 3, une solution utilisant un observateur à entrées inconnues (UIO) est proposée. Le UIO est appliqué afin d'estimer les perturbations provenant du profil du vent. Cette estimation sera l'entrée du contrôleur LPV afin d'atténuer les perturbations.

Dans le Chapitre 4, la stratégie de contrôle actif LPV est abordée. Une structure complète comprenant les étapes d'élaboration du contrôleur est expliquée. Le contrôleur est responsable de la génération d'une commande électrique qui sera injectée au niveau de la génératrice afin de s'opposer à la signature de perturbation. Un comparatif est présenté contenant l'application des méthodes EKF, SWEMD, et UIO avec le contrôleur LPV afin de déduire la meilleur approche pour traiter les perturbations.

Le contrôle complet associant prétraitement : Filtre de Kalman EKF, SWEMD, UIO, et commande est mise en oeuvre sur le banc d'essai du laboratoire. Les résultats expérimentaux sont présentés dans le Chapitre 5 et montrent l'efficacité de la solution proposée. Chapitre 1

# Modélisation et estimation de la conversion d'énergie aérodynamique-électrique

# 1.1 Introduction

Les éoliennes exploitent l'énergie cinétique du vent pour produire de l'énergie électrique. Cela se fait à travers une stratégie de contrôle travaillant en interaction avec la vitesse et la direction du vent, qui est influencée par plusieurs facteurs (emplacement, hauteur, sol, surface, climat, etc.), déterminant la quantité de puissance extraite de l'énergie cinétique du vent. Le système global est illustré à la figure 1.1

Dans ce chapitre, nous allons présenter les éléments communs à l'étude. Nous commencerons par la modélisation des vents, du contrôle pour extraite le maximum de puissance. Ensuite, nous présenterons les modèles mécaniques de transmission et les différents modèles de machines électriques et leurs contrôleurs. Nous finirons par l'exposition des éléments du filtre Kalman qui nous servira de base de comparaison pour l'ensemble des théories développées dans cette thèse.

# 1.2 Le vent : source de puissance

Le vent est défini comme une masse d'air en mouvement et, comme tout autre système physique en mouvement, il possède une énergie cinétique.



FIGURE 1.1 – Présentation du système.

Plus la vitesse est élevée, plus l'énergie cinétique du vent est grande. L'énergie cinétique de la masse d'air peut être calculée en fonction de la masse d'air et de sa vitesse comme suit :

$$E_k = \frac{mv_w^2}{2} \tag{1.1}$$

où m est la masse d'air en kg, et  $v_w$  est la vitesse de la masse d'air en m/s. La masse d'air frappant la surface transversale A (en  $m^2$ ) des pales produit une puissance  $P_w$  considérée comme la puissance disponible le vent :

$$P_w = \frac{\rho A v_w^3}{2} \tag{1.2}$$

où  $\rho$  est la densité de l'air en  $kg/m^3$ . L'équation 1.2 montre que  $P_w$  est proportionnelle à  $\rho$ , A et la vitesse du vent  $v_w$ . Toute augmentation ou diminution de l'une de ces quantités entraînera une augmentation de la diminution de la puissance vis-à-vis du vent. La puissance du vent est fonction du cube de sa vitesse, comme indiquée sur la Figure 1.2.

Une fois que la masse d'air frappe les pales à la vitesse du vent  $v_w$ , elle crée une force qui applique un couple permettant au rotor d'entrer en rotation. Toute la puissance du vent n'est pas transmise par les pales au



FIGURE 1.2 – Puissance du vent.

rotor. Seule une partie est conservée, dépendant de l'efficacité de l'éolienne à convertir l'énergie mécanique en énergie électrique. La fraction d'énergie éolienne transférée dépend directement du coefficient de puissance  $C_p$  de l'éolienne.  $C_p$  est déterminé par la conception de la pale. Dans le cas idéal,  $C_p$  est égal à 0,5926, connu sous le nom de limite de *Betz*. Cependant, cette limite n'est jamais atteinte. Pour la plupart des éoliennes le coefficient de puissance est inclue dans l'intervalle  $0.4 < C_p < 0.5$ . Compte tenu du coefficient de puissance, la puissance transférée au rotor de la turbine est exprimée comme suit

$$P_m = P_w C_p = \frac{\rho A v_w^3}{2} C_p \tag{1.3}$$

De plus, le coefficient de puissance  $C_p$  dépend du rapport de vitesse de pointe  $\lambda$  et de l'angle de pitch  $\beta$ . Dans ce cas, l'Equation 1.3 devient

$$P_m = P_w C_p = \frac{\rho A v_w^3}{2} C_p(\lambda, \beta) \tag{1.4}$$

Le rapport de vitesse de pointe est la relation entre la vitesse de la pointe de la pale et la vitesse du vent, il est donné par

$$\lambda = \frac{\omega_r R}{v_w} \tag{1.5}$$

où  $\omega_r$  est la vitesse angulaire du rotor en rad/s, R est la longueur de pale en m et  $v_w$  est la vitesse du vent en m/s.



FIGURE 1.3 –  $C_p(\lambda, \beta)$ .

Le réglage de l'angle de pitch  $\beta$  peut être réglé par le système de contrôle. Le réglage de cet angle permet d'extraire le maximum de la puissance. En se basant sur [Hei14], le coefficient de puissance  $C_p$  peut être exprimé comme suit

$$C_p = 0.5176 \left( \frac{116}{\lambda_t} - 0.4\beta - 5 \right) e^{\frac{-21}{\lambda_t}} + 0.0068\lambda$$
 (1.6)

où

$$\lambda_t = \frac{1}{\frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{\beta^3 + 1}} \tag{1.7}$$

Les caractéristiques décrivant les relations entre  $C_p$ ,  $\lambda$  et  $\beta$  sont montrées sur la figure 1.4.



FIGURE 1.4 – Courbe du coefficient de puissance  $C_p$  de l'éolienne

La figure 1.4 permet d'observer que, pour une éolienne donnée, la valeur maximale de  $C_p$ , notée  $C_{pmax}$ , est obtenue pour  $\beta = 0$  et  $\lambda = \lambda_{opt}$ . De plus, il est important de noter que  $C_p$  change avec la vitesse du vent, ce qui fait du contrôle des éoliennes une stratégie vitale qui maintient  $C_p$  près de cette valeur maximale tout en optimisant l'angle de tangage  $\beta$  ou d'autres variables système telles que le couple, la puissance, la vitesse, etc.

Afin de mieux comprendre les modes de fonctionnement d'une éolienne, il faut avoir une idée de ses caractéristiques de puissance. Les caractéristiques de puissance d'une éolienne sont extraites de sa courbe de puissance. La courbe de puissance reflète la relation entre la puissance mécanique de la turbine et la vitesse du vent. La courbe de puissance est caractérisée par : la vitesse du vent de démarrage à laquelle la turbine commence à tourner et à produire de l'énergie électrique, la vitesse nominale du vent à laquelle la turbine atteint la puissance nominale produite, et la vitesse du vent de coupure où la vitesse du vent dépasse une valeur que la turbine ne peut pas supporter. Au-delà de la vitesse de coupe du vent, l'éolienne est mise en arrêt pour éviter toute panne du système.

La courbe de puissance est fonction de la hauteur du moyeu et des dimen-

sions des différents constituants physiques de la turbine (rayon d'aube, dimensions de la tour, etc.). On définit trois plages de fonctionnement possibles (voir figure 1.5) :



FIGURE 1.5 – Courbe de puissance mécanique de la turbine en fonction de la vitesse du vent.

- Région I : la vitesse du vent est inférieure à la vitesse de démarrage requise pour le démarrage de l'éolienne. Dans cette région, l'éolienne est en mode de freinage.
- Région II : la puissance disponible est inférieure à la puissance nominale. Dans cette région, toute la puissance disponible est extraite. En outre, il existe une transition entre la région de puissance optimale et la région de puissance maximale. Dans cette section, la vitesse du rotor est limitée afin de réduire les émissions acoustiques et de limiter les forces centrifuges que le rotor est capable de tolérer. La puissance captée par les pales est une fonction cubique de la vitesse du vent.
- Région III : La vitesse du vent a atteint les exigences en matière d'extraction de puissance nominale. Dans cette région, le réglage de l'angle de pitch et le contrôle de position de la nacelle sont responsables de maintenir la puissance à sa valeur nominale. Une fois que la vitesse limite du vent est dépassée, l'éolienne est arrêtée afin d'éviter une défaillance du système.

# 1.3 Contrôle de suivi du point de puissance maximale (MPPT)

Afin de maximiser la puissance capturée par l'éolienne, la vitesse de rotation du rotor est régulée de manière à garantir un rapport optimal de la vitesse de basculement  $\lambda_{opt}$ . A partir des caractéristiques puissancevitesse établies pour chaque vitesse du vent, un point de puissance maximal (Maximum Power Tracking-MPP) est déterminé afin que le rapport de vitesse de pointe optimal  $\lambda_{opt}$  soit atteint (voir figure 1.6).



FIGURE 1.6 – Caractéristique Puissance Vitesse avec MPPT pour différentes vitesses de vent.

La caractéristique puissance-vitesse est une relation entre la puissance mécanique et la vitesse mécanique :

$$P_m \propto \omega_m^3 \tag{1.8}$$

La puissance mécanique peut être exprimée comme suit :

$$P_m = T_m \omega_m \tag{1.9}$$

en substituant l'équation (1.9) dans l'équation (1.8), on obtient :

$$T_m \propto \omega_m^2 \tag{1.10}$$

Le contrôle MPPT peut être effectué via le contrôle de différentes grandeurs physiques telles que la puissance, le couple, le tangage, etc. Toutes les stratégies de contrôle sont directement liées à la caractéristique de la courbe de puissance et aux différentes zones de fonctionnement susmentionnées.

# 1.4 Modélisation des profils de vent

Le mouvement des masses d'air atmosphériques est principalement dû aux différences de température résultant d'une exposition inégale de la Terre aux rayons du soleil. Les couches d'air plus chaudes et plus légères s'élevant vers les couches extérieures et vers les régions polaires de l'atmosphère poussent les couches d'air plus froides et plus denses de ces régions pour les remplacer. De plus, la rotation de la Terre dévie le flux supérieur vers l'est et le flux inférieur vers l'ouest (effet Coriolis). Ces flux d'air sont les vents géostrophiques.

Des éoliennes sont installées dans la couche inférieure de l'atmosphère jusqu'à une hauteur de 100 m. La vitesse et la direction des vents dans cette couche sont influencées par les obstacles et la topographie de la surface. Ces modifications de vitesse et de direction entraînent des fluctuations d'amplitudes et de fréquences dans le profil du vent. Ce dernier est donc fonction de la hauteur au dessus du sol, de la topographie du terrain, de l'emplacement, du climat et de l'environnement. Le spectre de van der Hoven [VdH57a] est une caractérisation classique de l'énergie cinétique de ces vents dans le domaine fréquentiel.

Les variations du vent peuvent être modélisées en deux composantes principales :

$$V = V_m + v \tag{1.11}$$

 $V_m$  est la vitesse moyenne instantanée sur un intervalle de temps  $t_p$ , définie par

$$V_m = \frac{1}{t_p} \int_{t_0 - \frac{t_p}{2}}^{t_0 + \frac{t_p}{2}} V(t) dt.$$
(1.12)

La période de calcul de la moyenne est choisie entre 10 min et 20 min. Dans ce cas, les changements météorologiques sont inclus dans le profil de vitesse du vent en tant que fluctuations lentes de la vitesse moyenne du vent.

Le terme v modélise, quant à lui, les turbulences atmosphériques.

#### 1.4.1 Vitesse moyenne instantanée

La vitesse moyenne du vent donne un aperçu de la viabilité économique d'un projet éolien. Elle a une influence directe sur l'emplacement et le choix des éoliennes. En effectuant des mesures du vent sur une période représentative, on obtient la distribution de probabilité de la vitesse du vent pour le site considéré. Cette distribution peut être modélisée par la relation de Weibull afin, par exemple, de souligner les vitesses de vent moyennes les plus faibles :

$$p(V_m) = \frac{k}{C} \left(\frac{V_m}{C}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{V_m}{C}\right)^k}$$
(1.13)

où k et C sont les coefficients de forme et d'échelle, respectivement.

#### 1.4.2 Turbulence

Il existe deux familles de spectres couramment utilisés dans les applications éoliennes, les spectres de Von Karman et Kaimal, la principale différence étant que le spectre de Kaimal est un peu moins élevé et que l'énergie est contenue dans une plage de fréquences un peu plus large. Le spectre de puissance de la turbulence peut être modifié par le paysage : si l'inhomogénéité de la surface est élevée, l'intensité de la turbulence augmente [PML<sup>+</sup>98].

La figure 1.7 montre un spectre de vent complet suivant Van Der Hoven [VdH57b], où les variations à long terme de la vitesse du vent et des effets

de turbulence sont tracées. Van der Hoven a observé une crète synoptique importante sur 4 jours et, dans certains cas, une petite crète diurne dans le spectre de la vitesse du vent horizontal. Le spectre de Kaimal décrit la turbulence du vent sur une échelle de temps courte (représentée par la région suivant la ligne pointillée), c'est-à-dire ne représentant que l'extrémité du spectre haute fréquence et en omettant les crètes diurne et synoptique. Par conséquent, même si le spectre de Kaimal peut être calculé pour une fréquence arbitrairement basse, sa validité est limitée aux variations à haute fréquence.



FIGURE 1.7 – Spectre du vent complet suivant Van der Hoven.

La turbulence a un impact majeur sur les charges aérodynamiques et la qualité de la puissance transmise. Cependant, cela n'influence pas la capture d'énergie annuelle qui est déterminée par la vitesse moyenne quasi constante du vent. L'éolienne peut être décrite de manière stochastique par son spectre de puissance. Deux modèles largement utilisés sont le spectre de Von Karman [VK48]

$$\phi(\omega) = \frac{K_v}{(1 + (\omega T_v)^2)^{\frac{5}{6}}}$$
(1.14)

et le spectre de Kaimal [KWIC72]

$$\phi(\omega) = \frac{K_v}{(1 + \omega T_v)^{\frac{5}{6}}}$$
(1.15)

 $T_v$  détermine la largeur de bande de fréquence et, dans le domaine temporel, indique une mesure de corrélation de temps de turbulence.  $K_v$  est lié à la puissance de la turbulence. Pour les deux spectres de Von Karman et Kaimal les paramètres  $T_v$  et  $K_v$  dépendent de la vitesse moyenne du vent et de la topographie du terrain. La Figure 1.8 montre un enregistrement de l'évolution du vent sur un site éolien.



FIGURE 1.8 – Vitesse du vent en fonction du temps.

Le caractère non stationnaire des variations du vent perturbe le transfert d'énergie et produit des contraintes mécaniques sur la structure.

D'autres perturbations entrent en jeu parmi lesquelles :

- la composante de cisaillement
- la composante d'ombre de la tour

Ces perturbations sont illustrées sur la figure 1.9.

#### 1.4.3 Cisaillement du vent

L'angle d'inclinaison des pales détermine la quantité de puissance extraite du vent. La variation de vitesse et de direction du vent avec l'altitude s'appelle le cisaillement du vent. Un modèle simple de cisaillement du vent peut être donné par

$$V(z) = V_h \left(\frac{z}{H}\right)^{\alpha} \tag{1.16}$$



FIGURE 1.9 – Représentation et paramètres d'ombre de tour et de cisaillement.

où  $V_h$  est la vitesse du vent au niveau du moyeu, z est l'élévation audessus du sol, H est la hauteur du moyeu et  $\alpha$  est l'exposant empirique du cisaillement du vent. Le choix de  $\alpha$  est effectué en fonction de la topographie du sol entourant le parc éolien (Tab. 1.1).

Terrain	$\alpha$
Sable, Océan, terrain peu nivelé	0.1
Herbe	0.14
Haute herbe, petits buissons, quelques arbres	0.2
Beaucoup d'arbres, buildings	0.24
Ville banlieue	0.32

TABLE 1.1 – Exposant empirique du cisaillement du vent pour différents types de terrain.

L'équation (1.16) peut être écrite comme une fonction de r la distance radiale de l'axe du rotor, et  $\theta$  l'angle azimutal de la pale :

$$V(r,\theta) = V_h \left(\frac{r\cos\theta + H}{H}\right)^{\alpha} = V_h [1 + W_s(r,\theta)]$$
(1.17)

où  $W_s(r, \theta)$  est la perturbation du vent due au cisaillement du vent. Son approximation en tant que série de Taylor limités au troisième ordre est :

$$W_{s}(r,\theta) = \alpha \left(\frac{r}{H}\right) \cos\theta + \frac{\alpha(\alpha-1)}{2} \left(\frac{r}{H}\right)^{2} \cos^{2}\theta + \frac{\alpha(\alpha-1)(\alpha-2)}{6} \left(\frac{r}{H}\right)^{3} \cos^{3}\theta$$
(1.18)

L'équation (1.18) montre que le cisaillement est fonction de r, H,  $\theta$ , and  $\alpha$ . Le couple de cisaillement du vent correspondant est illustré sur la figure 1.10. Les résultats obtenus sont basés sur l'équation (1.18) et les données de la turbine dans le Tableau 1.2.



FIGURE 1.10 – Couple crée par le cisaillement.

#### 1.4.4 Effet de la tour de l'éolienne - effet d'ombre

La présence de la tour de l'éolienne provoque une modification du flux de vent, appelée "ombre de la tour". La figure 1.11 montre l'effet de la tour sur un vent uniforme. La fonction de flux du vent autour de la tour peut être obtenue en superposant un doublet à un écoulement uniforme [Gup06]

$$\psi = \psi_{uniform} + \psi_{doublet} = V_h y \left( 1 - \frac{a^2}{x^2 + y^2} \right)$$
(1.19)



FIGURE 1.11 – Le vent circulant autour de la tour de l'éolienne.

En différentiant l'équation (1.19) selon y ce la donne la vitesse totale du vent V(y, x) dans la direction de x

$$V(y,x) = \frac{\partial \psi}{\partial y} = V_h \left[ 1 + \frac{a^2(y^2 - x^2)}{(x^2 + y^2)^2} \right] = V_h + V_{tower}(y,x)$$
(1.20)

Où  $V_{tower}(y, x)$  est la perturbation due à la tour. a est le rayon de la tour, x est la distance de la pale à la ligne médiane de la tour et y est la distance latérale de la pale à la ligne médiane de la tour En écrivant  $V_{tower}(y, x)$  comme fonction de r et  $\theta$ , nous trouvons

$$V_{tower}(r,\theta,x) = V_h \frac{a^2 (r^2 \sin^2 \theta - x^2)}{(r^2 \sin^2 \theta + x^2)}$$
(1.21)

L'équation 1.21 est valide uniquement lorsque les pales sont dans la zone d'ombre de la tour ( $90^{\circ} \le \theta \le 270^{\circ}$ ). Le couple induit par la composante due à l'ombre de la tour se trouve représentée sur la figure 1.12. Un espacement différent entre les creux de couple est perçu en raison de la vitesse angulaire variable, ce qui entraîne des variations au niveau du passage des pales devant la tour.



FIGURE 1.12 – Couple induit par l'ombre de la tour.

## 1.4.5 Calcul du couple aérodynamique

Le couple aérodynamique  $T_{aero}$  est celui produit par le vent et appliqué à l'arbre de transmission et à la boîte de vitesses. Les pales subissent les variations du vent et les perturbations imposées par le cisaillement du vent et l'ombre de la tour. Par conséquent, la vitesse du vent totale ressentie par les pales est la somme de la vitesse du vent mesurée au moyeu et des composantes du cisaillement du vent et de l'ombre de la tour, comme indiqué dans l'équation (1.22).

$$v(t, r, \theta) = V_h \left[ 1 + W_s(r, \theta) + \frac{V_{tower}(r, \theta, x)}{V_h} \right]$$
(1.22)

Le couple aérodynamique total produit par l'éolienne à trois pales peut être exprimé par

$$T_{aero}(t,\theta) = \frac{1}{2} \frac{\rho A V_h^3 C_p(\lambda_0)}{\omega_r} + \sum_{b=1}^3 \int_{r_0}^R \frac{2\rho A V_h C_p(\lambda_0)}{3sR\lambda_0} r[v(t,r,\theta) - V_h] dr$$
(1.23)

Où  $r_0$  est le rayon auquel commence le profil de la lame, R est le rayon du disque de rotor, A est la section du rotor,  $\rho$  est la densité de l'air,  $\omega_r$  est la vitesse angulaire du rotor, et s est défini comme étant égal à  $1 - (r_0/R)^2$ . [SHR02] a défini une vitesse de vent équivalente  $v_{eq}(t, \theta)$  pour supprimer la dépendance radiale dans  $v(t, r, \theta)$ . Ainsi, le couple aérodynamique peut être exprimé par

$$T_{aero}(t,\theta) = \frac{1}{2} \frac{\rho A V_h^3 C_p(\lambda_0)}{\omega_r} + \sum_{b=1}^3 \int_{r_0}^R \frac{2\rho A V_h C_p(\lambda_0)}{3sR\lambda_0} r[v_{eq}(t,\theta) - V_h] dr$$
(1.24)

En égalisant l'équation (1.23) et l'quation 1.24 l'expression de  $v_{eq}$  est obtenu comme suit

$$v_{eq}(t,\theta) = \frac{2V_h}{3sR^2} \sum_{b=1}^3 \int_{r_0}^R \left[ r + r^2 \frac{\alpha}{H} cos\theta_b + \frac{r^3 \alpha(\alpha - 1)}{2H^2} cos^2 \theta_b + \frac{r^4 \alpha(\alpha - 1)(\alpha - 2)}{6H^3} cos^3 \theta_b + \frac{a^2(r^3 sin^2 \theta_b - rx^2)}{(r^2 sin^2 \theta_b + x^2)^2} \right] dr$$
  
=  $v_{eq_0} + v_{eq_{ws}} + v_{eq_{ts}},$  (1.25)

Où la vitesse due à la hauteur du moyeu est exprimée par

$$v_{eq_0} = \frac{2V_h}{3sR^2} \sum_{b=1}^3 \int_{r_0}^R r dr = V_h$$
(1.26)

La vitesse équivalente due au cisaillement du vent est

$$v_{eq_{ws}} = V_h \left[ \frac{\alpha(\alpha-1)}{8} \left( \frac{R}{H} \right)^2 + \frac{\alpha(\alpha-1)(\alpha-2)}{60} \left( \frac{R}{H} \right)^3 \cos^3 3\theta_b \right] \quad (1.27)$$

et la vitesse équivalente à l'ombre de la tour est

$$v_{eq_{ts}} = \frac{V_h}{3R^2} \sum_{b=1}^3 \left[ \frac{a^2}{\sin^2\theta_b} ln \left( \frac{R^2 \sin^2\theta_b}{x^2} + 1 \right) - \frac{2a^2 R^2}{R^2 \sin^2\theta_b + x^2} \right]$$
(1.28)

En supposant que  $r_0 = 0$  et en utilisant l'équation (1.27) et l'équation (1.28), nous pouvons réécrire l'expression du couple aérodynamique comme suit

$$T_{aero}(t,\theta) = \frac{1}{2} \frac{\rho A V_h^3 C_p(\lambda_0)}{\omega_r} + \frac{\rho A V_h C_p(\lambda_0) R}{\lambda_0} [v_{eq_{ws}} + v_{eq_{ts}}]$$
(1.29)

Le couple aérodynamique est composé du couple classique, de l'ombre de la tour et du cisaillement du vent. La figure 1.13 montre les différentes composantes du couple et le couple aérodynamique résultant. On observe que des perturbations sont introduites dans le système. Ces perturbations provoquent du stress, de la fatigue et, dans de nombreux cas, des défauts dans les composants mécaniques. D'où la nécessité de les compenser.



FIGURE 1.13 – Résultante  $T_{aero}$  et ses composantes.

# 1.5 Le modèle de transmission

Plusieurs modèles de transmission ont été développés pour refléter le fonctionnement de la transmission le long de la boîte de vitesses dans les systèmes rotatifs. Les modèles considèrent un nombre différent de degrés de liberté (DoF). Néanmoins, dans la majorité des cas, un modèle à transmission à deux masses est utilisé dans les applications éoliennes. Le modèle d'espace d'état du système est le suivant

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{ls} \\ \dot{\omega}_{hs} \\ \dot{\theta}_{i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-(B_{dt}+B_{t})}{J_{t}} & \frac{B_{dt}}{NJ_{t}} & \frac{-K_{dt}}{J_{t}} \\ \frac{\eta B_{dt}}{NJ_{g}} & \frac{-\eta B_{dt}-B_{g}N^{2}}{N^{2}J_{g}} & \frac{\eta K_{dt}}{NJ_{g}} \\ 1 & -\frac{1}{N} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_{ls} \\ \omega_{hs} \\ \theta_{i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{J_{t}} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{J_{g}} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{aero} \\ T_{e} \\ 0 \end{bmatrix} \\ y(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x(t)$$
(1.30)



FIGURE 1.14 – Représentation du système à deux masses.

La figure 1.14 montre les deux transmissions de masse. On voit que le modèle comprend un arbre basse vitesse côté turbine, une boîte de vitesses et un arbre haute vitesse côté génératrice. Où

- $-\omega_{ls}$  est la vitesse côté turbine;
- $-\omega_{hs}$  est la vitesse côté génératrice;
- $\theta_i$  est la position intermédiaire à l'intérieur de la boite de vitesse;
- N est le rapport de la boite de vitesse;
- $-\eta$  est le rendement de la boite de vitesse;
- $J_t$  est l'inertie de la turbine;
- $J_g$  est l'inertie du génératrice;
- $-B_t$  est le coefficient d'amortissement de la turbine;
- $-B_q$  est le coefficient d'amortissement de la génératrice;
- $-B_{dt}$  est le coefficient d'amortissement de la transmission.

# 1.6 Modèles de génératrices

Nous présentons ci-dessous la modélisation de différents générateurs électriques utilisés dans les éoliennes. En outre, différentes configurations pour chaque type sont expliquées afin de mieux comprendre les avantages et les inconvénients de chacune de ces configurations.

## 1.6.1 Repère de transformation

La théorie du changement de repère de référence est utilisée pour simplifier l'analyse des machines électriques tout en facilitant la mise en oeuvre et la simulation numérique. Au cours des années, de nombreux repères de transformation ont été développés

- référence stationnaire triphasé (abc),
- repère stationnaire biphasé  $(\alpha\beta)$ ,
- repère tournant de manière synchrone (dq tournant)

Les deux derniers repères sont les plus utilisées (voir figure 1.15(a)).

#### 1.6.1.1 abc/dq repère de transformation

Les tensions, les courants et les flux considérés comme des variables électriques triphasées peuvent être représentés par  $x_a$ ,  $x_b$  et  $x_c$ . On peut représenter les variables sur 3 phases en utilisant un vecteur espace  $\vec{x}$ dans le cadre de référence stationnaire *abc*. La figure 1.15 (b) montre comment *vecx* tourne à une vitesse angulaire arbitraire  $\omega$  par rapport au cadre stationnaire *abc*. En projetant  $\vec{x}$  sur les axes *a*, *b* et *c* correspondants, espacés de  $2\pi/3$ , donne les valeurs de phase  $x_a$ ,  $x_b$  et  $x_c$ .

Le fait que les axes *abc* soient stationnaires signifie que pour chaque tour de  $\vec{x}$  dans l'espace, chacune des variables à 3 phases varie d'un cycle à l'autre. Dans le cas idéal, lorsque l'amplitude et la vitesse angulaire de  $\vec{x}$  sont constantes, les formes d'onde de  $x_a$ ,  $x_b$  et  $x_c$  sont sinusoïdales avec un déphasage de  $2\pi/3$  entre chaque phases.

Le cadre stationnaire *abc* peut être transformé en variables à deux phases dans le cadre du repère dq. Les axes d (direct) et q (en quadrature) sont perpendiculaires. Le cadre de référence dq tourne à une vitesse angulaire arbitraire  $\omega = d\theta/dt$ , où  $\theta$  est l'angle entre l'axe a et l'axe d. La transfor-



FIGURE 1.15 – (a) Transformation des variables dans le repère (abc) vers le repère (dq). (b) Décomposition du vecteur d'état x dans le repère dq.

mation du repère de référence abc en cadre de référence dq se fait par la projection orthogonale de  $x_a$ ,  $x_b$  et  $x_c$  en dq en utilisant l'équation (1.31).

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos(\theta - 4\pi/3) \\ -\sin\theta & -\sin(\theta - 2\pi/3) & -\sin(\theta - 4\pi/3) \end{bmatrix} \begin{vmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{vmatrix}$$
(1.31)

On peut noter dans l'équation 1.31 que le coefficient 2/3 équivaut aux grandeurs des tensions biphasées et à celles des tensions triphasées après la transformation. Lorsque le système est équilibré, les variables dq contiennent toutes les informations des variables abc. Deux des trois variables du système triphasé équilibré sont indépendantes. Il est également possible de calculer l'inverse de la transformation en utilisant l'équation (1.32)

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \cos(\theta - 2\pi/3) & -\sin(\theta - 2\pi/3) \\ \cos(\theta - 4\pi/3) & -\sin(\theta - 4\pi/3) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \end{bmatrix}$$
(1.32)

Dans le cas où  $\vec{x}$  tourne à la même vitesse angulaire que celle du repère dq, l'angle entre  $\vec{x}$  et l'axe d noté  $\phi$  est constant. C'est l'avantage d'u repère dq, dans lequel les variables  $x_d$  et  $x_q$  sont des variables continues

(DC). Dans le cas de la machine asynchrone et du générateur synchrone, la vitesse angulaire arbitraire  $\omega$  est choisie égale à la vitesse angulaire synchrone  $\omega_s$ , comme indiqué dans l'équation 1.33

$$\omega_s = 2\pi f_s \tag{1.33}$$

où  $f_s$  est la fréquence du fondamental. La position angulaire  $\theta$  peut être déduite en intégrant la vitesse angulaire à l'aide de l'équation 1.34

$$\theta(t) = \int_0^t \omega_s(t) dt + \theta_0 \tag{1.34}$$

où  $\theta_0$  est la position angulaire initiale.

#### **1.6.1.2** Transformation $abc/\alpha\beta$

Le repère  $\alpha\beta$  ne tourne pas dans l'espace. Par conséquent, on peut obtenir l'équation de transformation en fixant  $\theta = 0$  dans l'équation 1.31 :

$$\begin{bmatrix} x_{\alpha} \\ x_{\beta} \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{a} \\ x_{b} \\ x_{c} \end{bmatrix}$$
(1.35)

La transformation inverse  $abc/\alpha\beta$  est donnée par :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1/2 & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ -1/2 & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix}$$
(1.36)

#### **1.6.2** Génératrice synchrone à aimants permanents

Un générateur synchrone à aimants permanents est un générateur dont le champ d'excitation est fourni par un aimant permanent au lieu d'une bobine. Le terme synchrone se réfère ici au fait que le rotor et le champ magnétique tournent à la même vitesse, car le champ magnétique est généré par un mécanisme à aimant permanent monté sur l'arbre et un courant est induit dans l'armature fixe. Ils ne contiennent pas d'enroulements au rotor ce qui réduit leur taille, leur poids, les pertes d'enroulement et le stress thermique, tout en atteignant une densité de puissance élevée. Les inconvénients sont des possibilités de démagnétisation et un coût élevé.

Le modèle général d'un générateur synchrone dans le repère dq est présenté sur les figure 1.16 et 1.17.



FIGURE 1.16 – Modèle de circuit équivalent pour la MS dans le repère d synchrone au flux du rotor

A des fins de simplification, les PMSG sont normalement modélisés dans un repère synchrone avec le champ du rotor. La vitesse angulaire du référentiel  $\omega$ , est remplacée par  $\omega_r$ . Dans le cas des rotors à pôles saillants, les inductances magnétisantes d'axe d et d'axe q sont égales ( $L_{dm} = L_{qm}$ ). Dans le cas des générateurs à pôles lisses, l'inductance magnétisante d'axe q est supérieure à celle de l'axe d ( $L_{dm} < L_{qm}$ ). La modélisation du circuit rotor commence par représenter le courant l'aide d'une source de courant constant  $I_f$  dans le circuit d'axe d [WN17]. Les tensions axiales dq sont données par

$$v_{ds} = R_s i_{ds} - \omega_r \lambda_{qs} + \frac{d\lambda_{ds}}{dt}$$

$$v_{qs} = R_s i_{qs} + \omega_r \lambda_{ds} + \frac{d\lambda_{qs}}{dt}$$
(1.37)

où  $\lambda_{ds}$  and  $\lambda_{qs}$  sont des liaisons de flux stator de l'axe d et de l'axe q respectivement, données par



FIGURE 1.17 – Modèle de circuit équivalent à q pour la MS dans le repère synchrone du champ de rotor

$$\lambda_{ds} = -L_{ls}i_{ds} + L_{dm}(I_f + i_{ds})$$
  
= -(L\_{ls} + L\_{dm})i\_{ds} + L\_{dm}I\_f = -L\_di\_{ds} + \lambda\_r(1.38)  
$$\lambda_{qs} = -(L_{ls} + L_{qm})i_{qs}$$

où  $\lambda_r$ ,  $L_d$  and  $L_q$  sont le flux rotor, les inductances d'axes dq, données par

$$\begin{cases} \lambda_r = L_{dm} I_f \\ L_d = L_{ls} + L_{dm} \\ L_q = L_{ls} + L_{qm} \end{cases}$$
(1.39)

En substituant l'équation (1.38) dans l'équation (1.37) et pour un champ constant  $I_f$  et  $\lambda_r$  constante,  $d\lambda_r/dt = 0$ , nous

$$v_{ds} = R_s i_{ds} + \omega_r L_q i_{qs} - L_d \frac{di_{ds}}{dt}$$

$$v_{qs} = -R_s i_{qs} - \omega_r L_d i_{ds} + \omega_r \lambda_r - L_q \frac{di_{qs}}{dt}$$
(1.40)

En se basant sur l'équation 1.40, nous pouvons obtenir le modèle simplifié de la PMSG, illustré sur les figure 1.18 et 1.19.

Le modèle simplifié devrait aboutir à des réponses identiques puisque sa dérivation a été réalisée sans aucune hypothèse. Le modèle est valable



FIGURE 1.19 – Circuit d'axe q

pour les générateurs à pôles saillants ou lisses. Le couple électromagnétique peut être calculé à l'aide de l'équation 1.41.

$$T_e = \frac{3}{2} P(i_{qs}\lambda_{ds} - i_{ds}\lambda qs) \tag{1.41}$$

En remplaçant dans l'équation (1.38) dans l'équation (1.41), nous obtenons

$$T_{e} = \frac{3}{2} P[\lambda_{r} i_{qs} - (L_{d} - L_{q}) i_{qs} i_{ds}]$$
(1.42)

On utilise l'équation du mouvement pour calculer la vites se angulaire du rotor,  $\omega_r$  :

$$\frac{d\omega_r}{dt} = \frac{P}{J}(T_e - T_m) \tag{1.43}$$

Les courants d'axes dq sont définis par :

$$\begin{cases} \frac{di_{ds}}{dt} = -\frac{R_s}{L_d}i_{ds} + \frac{L_q}{L_d}\omega_r i_{qs} - \frac{v_{ds}}{L_d} \\ \frac{di_{qs}}{dt} = -\frac{R_s}{L_q}i_{qs} - \frac{L_d}{L_q}\omega_r i_{ds} + \frac{\omega_r\lambda_r}{L_q} - \frac{v_{qs}}{L_q} \end{cases}$$
(1.44)

Le schéma de principe de la PMSG est présenté sur la figure 1.20.



FIGURE 1.20 – Schéma synoptique du générateur pour la simulation dynamique.

# 1.6.3 Contrôle vectoriel de la PMSG

Le contrôle vectoriel est utilisé pour les machines synchrones et asynchrones. C'est un contrôle des variateurs de vitesse électrique où les grandeurs triphasées de la machine sont transformés en deux composantes orthogonales considérées comme vecteurs. Le premier est responsable du réglage du flux magnétique (i.e. courant), tandis que le deuxième est responsable du réglage du couple. La stratégie de contrôle est illustrée sur figure 1.21.



FIGURE 1.21 – Contrôle vectoriel de la PMSG.

Les équations du contrôle vectoriel sont construits comme suit

$$v_{qs}^* = R_s i_{qs} - L_q \omega_r (L_q i_{ds} \lambda_r)$$
  

$$v_{ds}^* = R_s i_{ds} - L_d \omega_r i_{qs}$$
(1.45)

les correcteurs PI sont synthétisés en fonction des bandes passantes souhaitées en vitesse et en courant. La commande vectorielle est précise et rapide même en transitoire. En plus, le contrôle se fait au niveau de l'amplitude et de la phase.

## 1.6.4 Le système complet et ses paramètres

La figure 1.22 montre la représentation des différents sous-systèmes.



FIGURE 1.22 – Schéma bloc de l'éolienne

Dans ce qui suit les paramètres utilisés pour chacun des sous-systèmes existant dans une éolienne de 2.5MW représentés dans les tableaux 1.2 et 1.3 [WLZK11].

Les paramètres rentrent dans le modèle de simulation afin d'obtenir les résultats du couple aérodynamique (voir figure 1.13), et afin d'extraire les différentes grandeurs physiques du système pour l'étude à suivre (vitesses angulaires, courant de commande, couple électrique, etc.)

Paramètre	Valeur
Rayon Rotor R	56 m
densité de l'air $\rho$	$1.25 kg/m^3$
Composante empirique du cisaillement du vent $\alpha$	0.3
Hauteur du hub $H$	90
Rayon de la tour $a$	5 m
Distance entre les pales depuis la ligne médiane de la	10 m
tour x	

TABLE 1.2 – paramètres de la turbine

Paramètre	Valeur
Inertie Turbine $J_t$	$4915797.5 \ kg.m^2$
Coefficient amortissement Turbine $B_t$	2
Inertie Génératrice $J_g$	$90 \ kg.m^2$
Coefficient amortissement Génératrice $B_g$	0.8
Ratio boite de vitesses $N$	20
Rendement boite de vitesse $\eta$	0.95
Flexibilité du couplage $K_{dt}$	$99628000 \ N.m/rad$
Amortissement du couplage $B_{dt}$	2

TABLE 1.3 – Paramètres de l'entrainement

# 1.7 Estimation des harmoniques du couple aérodynamique par Filtrage de Kalman

Le contrôle actif envisagé dans ce travail nécessite d'identifier les perturbations causées par l'effet d'ombre de la tour et le cisaillement de vent. La littérature propose un grand nombre de méthodes permettant de réaliser cette estimation. Une des méthodes les plus répandues est le filtre de Kalman (KF) qui permet une estimation rapide moyennant un réglage convenable des matrices de covariance. Dans ce paragraphe, cette technique est utilisée afin d'estimer les harmoniques présentes dans les mesures de vitesse ou de couple.
Modélisation et estimation de la conversion d'énergie aérodynamique-électrique

Paramètre	Valeur
Nombre de paires de poles $P$	8
Fréquence $f$	$53.33 \; Hz$
Puissance mécanique nominale $P_m$	$2.4487 \ MW$
Puissance apparente nominale $P_a$	$3.419 \ MVA$
Tension nominale entre phases $V$	4000 Volt
Tension par phase $V_p$	$2309.4 \ Volt$
Courant nominal stator $I$	490 A
Facteur de puissance $\phi$	0.7162
Vitesse mécanique nominale $\omega_r$	$400 \ rpm$
Couple nominal $T_m$	$58.4585 \ kN.m$
Flux rotorique nominal $\lambda_r$	$4.971 \ Wb$
Inductance directe $L_d$	$0.009816 \ H$
Inductance en quadrature $L_q$	$0.009816 \ H$
Résistance statorique $R_s$	$0.02421~\Omega$

TABLE 1.4 – Paramètres de la génératrice

Les modèles du vent et du couple aérodynamique généré par l'éolienne sont extrêmement non linéaires et non-stationnaires. Afin de contourner en partie cet obstacle, nous approximons le couple aérodynamique comme un système composé de signaux harmoniques non-stationnaires dépendant de la vitesse de rotation de l'éolienne. Après étude, nous avons conclu que les 8 premières composantes harmoniques étaient suffisantes pour reconstruire la quasi intégralité du couple aérodynamique.

Soit  $\hat{s}(t)$  le signal représentant une grandeur physique observée à l'instant  $t_k$ .  $\hat{s}(t)$  est modélisé par la somme de huit sinusoïdes (M = 8) notée  $\hat{y}_k$  et d'un bruit additif  $\hat{v}_k$ . Dans ce cas d'étude on considère la vitesse angulaire estimée est exprimée par

$$\hat{s}(t) = \hat{y}_k + \hat{v}_k = \sum_{i=0}^M A_{k,i} \, \sin(i \, \theta_{k,i}) + \hat{v}_k \tag{1.46}$$

où  $A_{k,i}$  and  $\hat{\theta}_{k,i}$  sont respectivement l'amplitude et l'angle de phase du  $i^{eme}$  harmonique. La variable  $k = \{1, ..., N\}$  définit est le nombre d'échantillons N. L'algorithme du filtre de Kalman est appliqué comme suit pour chaque donnée échantillonnée :

1. Initialisation des grandeurs suivantes : s(0),  $A_{0,i}$  et  $\theta_{0,i}$  (respecti-

vement les matrices d'amplitude et de phase initiales), la matrice de gain de Kalman  $K_0$ , la covariance d'erreur  $P_0$ , la covariance de bruit de processus  $Q_0$  et la covariance de bruit d'observation  $R_0$ .

2. Le modèle de projection du véritable espace d'état dans l'espace d'état observé  $H_k$  est défini par :

$$H_{k} = diag \begin{bmatrix} \cos(i\hat{\theta}_{k}) & -\sin(i\hat{\theta}_{k}) \\ \sin(i\hat{\theta}_{k}) & \cos(i\hat{\theta}_{k}) \end{bmatrix}$$
(1.47)

où  $i \in \{0, ..., M\}$  et M est le rang d'harmonique étudiée.

3. Introduction de la covariance de bruit de processus :

$$P_{k}' = P_{k-1} + Q_k \tag{1.48}$$

4. Calcul de la matrice de gain de Kalman :

$$K_k = P'_k H_k^{\ T} (H_k P'_k H_k^{\ T} + R_k)^{-1}$$
(1.49)

5. Mise à jour de la matrice de covariance d'erreur :

$$P_k = (I - K_k H_k) P'_k \tag{1.50}$$

6. Mise à jour de :  $A_{k,i}$  et  $\theta_{k,i}$  pour  $i \in \{0, ..., M\}$ .

L'organigramme de l'algorithme est représenté sur la figure 1.22

Les résultats présentés ci-dessous montrent l'application du KF au simulateur implémenté dans Simulink. La vitesse du vent en entrée est la même que celle mentionnée ci-dessus. Par conséquent, le couple aérodynamique résultant est perturbé par les composantes d'ombre de la tour et le cisaillement du vent.

Le filtre de Kalman est appliqué pour estimer les différentes amplitudes et angles de phase des huit harmoniques. Le résultat est ensuite utilisé pour reconstruire la vitesse angulaire estimée du côté basse vitesse. Un changement de la vitesse angulaire mesurée est appliqué pour suivre le comportement du filtre Kalman. La figure 1.24 montre le suivi du signal ainsi que l'erreur d'estimation. Les résultats montrent un assez bon suivi de la vitesse angulaire. D'un point de vue spectral, la reconstruction est plus approximative comme le montre la figure 1.25. La figure 1.26 donne l'estimation des amplitudes des huit harmoniques en fonction du



FIGURE 1.23 – Organigramme pour la reconstruction des harmoniques par le filtre de Kalman.



FIGURE 1.24 – Estimation de la vitesse angulaire du côté basse vitesse.

temps. On note que le filtre de Kalman n'est pas en mesure d'isoler les informations de chaque harmonique du fondamental.

Les résultats de l'analyse pour la vitesse angulaire du côté grande vitesse,



FIGURE 1.25 – Analyse FFT de la vitesse angulaire du côté basse vitesse mesurée et reconstruite.



FIGURE 1.26 – Estimation harmonique individuelle à travers le filtre de Kalman.

sont donnés sur les figures 1.27, 1.28 et 1.29. A nouveau on note la difficulté qu'éprouve l'algorithme à estimer correctement les amplitudes des harmoniques.

Cette difficulté vient du fait que le signal analysé est composé d'une composante basse fréquence (que l'on notera onde porteuse dans la suite) variant dans le temps sur laquelle se superposent les harmoniques recherchées. Une piste d'amélioration est de tenter de séparer les composantes harmoniques de l'onde porteuse par l'utilisation d'un filtre de Kalman étendu (EKF).



FIGURE 1.27 – Estimation de la vitesse angulaire du côté grande vitesse.



FIGURE 1.28 – Analyse FFT de la vitesse angulaire du côté grande vitesse mesurée et reconstruite.

#### 1.7.1 Filtre de Kalman étendu

L'EKF est connu pour sa capacité à suivre en fréquence les processus non stationnaires [HTSZ12].

Dans ce cas, le signal étudié est modélisé par :

$$s(t) = A(t) \exp\left(j\phi(t)\right) \tag{1.51}$$

s(t) est un signal complexe dans lequel A(t) et  $\phi(t)$  sont respectivement l'amplitude et la phase instantanées.

s(t) exprimée sous forme discrète tout en tenant compte de la décomposition de  $s_m$  en parties réelles  $s_{1,m}$  et imaginaires  $s_{2,m}$ , on peut approcher



FIGURE 1.29 – Estimation harmonique individuelle à travers le filtre de Kalman.

la sinusoïde légèrement différente comme suit

$$s(t) = s_0(t) + s_m(t) = s_0(t) + \sum_{m=1}^M A_m \exp(j(m\omega_0 \Delta t))$$
(1.52)

tel que pour chaque harmonique m

$$\begin{cases} s_{1,k+1} = s_{1,k} \cos(m\omega_0 \Delta t) - s_{2,k} \sin(m\omega_0 \Delta t) \\ s_{2,k+1} = s_{1,k} \sin(m\omega_0 \Delta t) + s_{2,k} \cos(m\omega_0 \Delta t) \end{cases}$$
(1.53)

 $s_0(t)$  est la tendance estimée (composante continue - trend) utilisée pour séparer les harmoniques du signal, et  $\omega_0$  est la fréquence fondamentale.  $s_1$  et  $s_2$  sont respectivement les parties réelles et imaginaires de la représentation du signal. Afin de suivre la fréquence instantanée de chaque composante harmonique de s(t), une variable d'état  $s_{3,k} = m\omega_0\Delta t$  est ajoutée.

Ainsi, pour une seule composante, on peut écrire sous forme de matrice

$$\begin{bmatrix} s_{1,k+1} \\ s_{2,k+1} \\ s_{3,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(s_{3,k}) & -\sin(s_{3,k}) & 0 \\ \sin(s_{3,k}) & \cos(s_{3,k}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_{1,k} \\ s_{2,k} \\ s_{3,k} \end{bmatrix} + W_k$$
(1.54)

où  $W_k = N(0, Q)$  est un bruit Gaussien. Concernant la phase d'observation, la partie réelle de  $s_m(t)$ ,  $s_1$  peut être observée à l'aide de l'équation linéaire suivante pour une composante

$$Z_{k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_{1,k} \\ s_{2,k} \\ s_{3,k} \end{bmatrix} + V_{k} = HS_{k} + V_{k}$$
(1.55)

où  $V_k$  est le processus aléatoire d'observation du bruit. Afin de suivre les fréquences de toutes les composantes M de  $s_m(t)$ , nous étendons le système et appliquons le processus EKF comme suit :

- 1. Mettre à jour l'état prédictif de l'apriori $\hat{S}_{k+1|k} = \hat{F}_{k|k}\hat{S}_{k|k}$
- 2. Mettre à jour la matrice jacobienne $\tilde{F}_{k|k} = (\nabla_S (F(S)S)^T)^T|_{S=\hat{S}_{k|k}}$ où pour M composantes  $\nabla S_k = (\frac{\partial}{\partial S_{1,k}} \quad \frac{\partial}{\partial S_{2,k}} \quad \dots \quad \frac{\partial}{\partial S_{3M-1,k}} \quad \frac{\partial}{\partial S_{3M,k}})^T$ .
- 3. Mise à jour de l'estimation de la covariance d'erreur apriori  $\hat{P}_{k+1|k} = \tilde{F}_{k|k}\hat{P}_{k|k}\tilde{F}_{k|k}^T + Q.$
- 4. Mettre à jour le gain de Kalman  $K_{k+1} = \hat{P}_{k+1|k} H^T (H \hat{P}_{k+1|k} H^T + R)^{-1}.$
- 5. Mettre à jour l'estimation de l'état a posteriori  $\hat{S}_{k+1|k+1} = \hat{S}_{k+1|k} + K_{k+1}(Z_{k+1} - H\hat{S}_{k+1|k}).$
- 6. Mettre à jour l'estimation de la covariance a posteriori  $\hat{P}_{k+1|k+1} = (I - K_{k+1}H)\hat{P}_{k+1|k}$

où Q est la covariance de bruit de processus, R est la covariance de bruit de mesure, la mesure  $Z_{k+1} = HS_{k+1} + V_{k+1}$ , et  $H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}_{1 \times 3M}$  la matrice d'observation. De plus, la matrice jacobienne est exprimée sous forme de matrice à blocs liés.

$$\tilde{F}_{k} = \begin{bmatrix} \tilde{F}_{1,k} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \tilde{F}_{2,k} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \tilde{F}_{M,k} \end{bmatrix}$$
(1.56)

1.7 Estimation des harmoniques du couple aérodynamique par Filtrage de Kalman 53

tel que

$$\tilde{F}_{m,k} = \begin{bmatrix} \cos(\hat{s}_{3_{m,k}}) & -\sin(\hat{s}_{3_{m,k}}) & c\\ \sin(\hat{s}_{3_{m,k}}) & \cos(\hat{s}_{3_{m,k}}) & d\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(1.57)

où

$$c = -\hat{s}_{1+3(m-1),k} \quad \sin(\hat{s}_{3m,k}) - \hat{s}_{2+3(m-1),k} \quad \cos(\hat{s}_{3m,k}).$$
  
$$d = \hat{s}_{1+3(m-1),k} \quad \cos(\hat{s}_{3m,k}) - \hat{s}_{2+3(m-1),k} \quad \sin(\hat{s}_{3m,k}).$$

Cette formulation décompose le processus en systèmes M indépendants en fonction du nombre d'harmoniques considérés [HTSZ12]. Après avoir estimé les harmoniques individuellement, le contrôleur peut facilement contrer chaque composante individuellement ou collectivement.

#### 1.7.2 Imprécision d'estimation

Chaque signal contient un certain nombre d'harmoniques. Cependant, le rang des harmoniques est limité. La KF ou la EKF définit le rang harmonique à estimer. Dans ce processus, ces cas sont rencontrés :

- Si le rang de l'harmonique défini par l'EKF est supérieur ou inférieur à celui existant dans le signal, le processus essaiera de renseigner ou d'extraire respectivement les informations de fréquence et d'amplitude dans les autres rangs. Cela entraîne des distorsions dans l'estimation de la fréquence, tandis que les informations d'amplitude seront dispersées pour compléter d'autres rangs d'harmoniques.
- Seul le cas lorsque le nombre d'harmoniques estimées est égal à ceux existant dans le signal, l'estimation de chaque harmonique est réussie.

La figure 1.30 est preuve qu'un simple exemple d'un signal contenant cing composantes harmoniques, comme ce signal d'entrée peut donner deux résultats différents lorsque le nombre de rang d'harmoniques est changé. En effet, dans chacune des deux estimations : la première avec estimation de 18 harmoniques, tandis que la deuxième pour l'estimation de 12 harmoniques, on remarque que lorsque le nombre de rang change la composition de chacune des harmoniques en fréquence et amplitude n'est pas la même puisque le EKF essaye de répartir les informations du signal sur tous les rangs à estimer. Cet effet est plus valoriser dans ce qui suit.



FIGURE 1.30 – Problème d'estimation de EKF.

Dans le cas des signaux étudiés, nul pouvait prédire le rang des harmoniques existant dans le signal. Par conséquent, choisir huit ou seize harmoniques comme rang n'est qu'essayer de donner un aperçu des informations sur les harmoniques, alors que dans le premier cas ou dans le second, on aurait pu choisir un nombre plus grand ou plus petit d'harmoniques à estimer. Ainsi, les résultats vous trouvez dans ce qui suit.

#### 1.7.2.1 Analyse côté basse vitesse $\omega_{ls}$

La vitesse angulaire du côté basse vitesse est analysée à l'aide de l'algorithme EKF. L'estimation permet de séparer l'onde porteuse basse fréquence (BF) des harmoniques de perturbation (partie HF). La figure 1.31 montre l'estimation de la partie HF du signal vitesse.

Un léger retard est observé lors de l'estimation, ce qui entraı̂ne un retard dans l'estimation de la composante continu et des harmoniques. Par conséquent, un échantillon de données à l'instant t peut apparaı̂tre dans l'échantillon de données t + n de l'estimation, où n représente le délai.





FIGURE 1.31 – Isolement des perturbations via EKF pour  $\omega_{ls}$ .

L'analyse FFT de la partie HF du signal est donnée sur la figure 1.32. On vérifie que la composante BF a effectivement été extraite.

Cependant, les informations d'amplitude ne sont pas bien conservées malgré une détection de signature de fréquence. L'inconvénient du EKF en relation avec l'estimation des harmoniques vient d'un rang plus grand ou plus petit existant dans le signal initial. Les composantes HF ne sont pas clairement localisées en fréquence. Le spectre du signal reconstruit fourni un ensemble de composantes spectrales d'amplitudes variables autour des fréquences recherchées. D'où l'imprécision au niveau de détection des fréquences de perturbation.



FIGURE 1.32 – Analyse FFT de la perturbation isolée par rapport au signal d'origine pour  $\omega_{ls}$ .

L'estimation d'harmoniques individuelles EKF est présentée sur la figure 1.33. On peut constater que l'estimation harmonique individuelle est beaucoup plus lisible que celle du filtre de Kalman traditionnel. La somme des harmoniques donne une idée de la perturbation du signal mais sans précision au niveau de fréquence individuelle de chaque harmonique estimée. Cela aboutit a une estimation imprécis au niveau du spectre de fréquences.



FIGURE 1.33 – Estimation harmonique individuelle via le filtre de Kalman étendu pour  $\omega_{ls}$ .

## 1.7.2.2 Pour le cas de vitesse angulaire latérale à grande vitesse $\omega_{hs}$

Dans cette partie, l'EKF est appliqué à la vitesse angulaire du côté grande vitesse. La même précision concernant le suivi des harmoniques et des porteuses peut être déduite de celle de la vitesse angulaire du côté basse vitesse, comme indiqué sur la figure 1.34. Cela affecte l'analyse du spectre de fréquence comme expliqué avant.

La FFT de la figure 1.35 montre des résultats similaires au cas de la



FIGURE 1.34 – Isolement des perturbations via EKF pour  $\omega_{hs}$ .

vitesse angulaire du côté basse vitesse alors que les harmoniques estimés sur la figure 1.36 conduisent plutôt à une représentation de la somme des harmoniques sans compréhension claire des informations de fréquence et d'amplitude.



FIGURE 1.35 – Analyse FFT de la perturbation isolée par rapport au signal d'origine pour  $\omega_{hs}$ .

#### 1.8 Conclusion

Le Chapitre 1 passe en revue les bases de la théorie des éoliennes. Un profil du vent est présenté, incluant les composants de cisaillement du vent et d'ombre de la tour, connus pour être la source de perturbation majeure. Il a été démontré que cet effet de perturbation existe dans le couple aérodynamique, la vitesse angulaire du côté vitesse réduite et la vitesse angulaire du côté haute vitesse. Cela prouve la nécessité de réduire ou de rejeter l'effet de ces perturbations afin de garantir un fonctionnement



FIGURE 1.36 – Estimation harmonique individuelle via le filtre Extended Kalman pour  $\omega_{hs}$ .

plus fluide et d'allonger la durée de vie des composants mécaniques et électriques.

Un aperçu de la surveillance des conditions est fourni par le filtre de Kalman et l'EKF pour la reconstruction de perturbations par une estimation harmonique individuelle. Même si la fonction EKF a présenté une meilleure estimation harmonique tout en préservant les informations de fréquence, celles-ci ne sont pas suffisamment précises pour que l'unité de contrôle puisse les rejeter. Les informations présentées dans les spectres d'analyse donnent une idées où la fréquence de perturbation est située mais sans précision de la valeur fréquentielle. Dans tout contrôle la fréquence de défaut ou de perturbation à rejeter doit être connue afin de bien générer une commande qui s'oppose à ses effets nuisibles au système. Cela montre la nécessité d'appliquer une méthode plus efficace et plus précise pour séparer la signature de la perturbation haute fréquence de celle basse fréquence de la composante continue. Cela aura un meilleur impact sur le diagnostic et la surveillance d'état afin de détecter et d'isoler les perturbations ainsi que les informations sur les défauts. Dans ce but, cette thèse présente deux approches de traitement : le Chapitre 2 présente la méthode d'analyse de signal EMD à fenêtre glissante où une séparation des perturbations est faite en se basant sur l'interpolation des enveloppes du signal, tandis que le Chapitre 3 présente la méthode d'estimation des perturbations par l'utilisation de l'observateur à entrées inconnues.

Cette page a été intentionnellement laissée en blanc.

Chapitre 2

## Un nouveau EMD (Empirical Mode Decomposition) modifié pour l'extraction et l'isolation des oscillations en ligne

### 2.1 Introduction

Les signaux utilisés pour le contrôle actif des éoliennes (vitesse, couple) sont généralement considérés comme des signaux non-stationnaires (figure 2.1). En effet, les variations aléatoires du vent conduisent à une vitesse de rotation variable. Les composantes spectrales recherchées et relatives aux perturbations présentent alors des variations d'amplitude et de fréquence.

En se basant sur le Tableau 2 du chapitre d'introduction, on peut noter que la décomposition en mode empirique (EMD) est performante quand il s'agit de traiter les signaux stationnaires et non stationnaires. A l'origine, L'EMD présentait deux inconvénients majeurs qui étaient l'effet de bord et le mélange de modes entraînant des distorsions du signal. Ces verrous ont été levés comme nous allons le rappeler dans les paragraphes suivants.



FIGURE 2.1 – Différents types de signaux.

## 2.2 Revue historique et de la littérature sur les méthodes EMD.

L'EMD est basé sur la décomposition du signal en ondes sinusoïdales locales spécifiques à chaque fréquence. Cette méthode est connue sous le nom d'identification harmonique du signal. Tout signal non stationnaire peut être considéré comme un signal multi-composantes (multiharmoniques). La décomposition de mode empirique (EMD), proposée par N. E. Huang [HSL+98b], est capable de diviser un signal en monocomposantes connues sous le nom de fonctions de mode intrinsèque (IMF). L'EMD est indépendant de toute pré-définition de fonction de base et est totalement piloté par les données.

Les applications EMD sont nombreuses et variées, allant des applications médicales à la communication, en passant par la surveillance des procédés et la détection des pannes dans les systèmes. Cette variété d'applications conduit à diverses méthodes EMD.

Les applications peuvent être divisées en ligne ou hors ligne, pour des processus stationnaires et non stationnaires. Certaines des méthodes hors ligne sont les suivantes : Integral Absolute Error (IAE) [HÃ $\approx$ 95], fonction de covariance automatique (ACF) [THZ03], méthode de l'enveloppe spectrale [JCS<sup>+</sup>06].

Les méthodes hors ligne récentes pour les signaux non stationnaires peuvent être trouvées dans [LWHL10] pour la transformation discrète

en cosinus et dans [BF11] pour le support EMD.

De nombreuses applications nécessitent un traitement du signal en ligne rapide et précis. L'EMD rapide a été proposé dans [Bla05], où l'approximation des moindres carrés mobiles sans matrice est utilisée. En outre, le filtre de cosinus en relief est présenté comme une méthode plus rapide que l'EMD avec un taux d'échantillonnage plus bas [RD09, RD10], tandis que l'amélioration des performances a été expérimentée pour les signaux brefs et la version fenêtrée [RD11].

Les applications EMD par blocs [TH11, Zar09, RFG<sup>+</sup>03] suscitent un intérêt accru pour les applications en temps réel, car traiter le signal de manière bloc par bloc réduit le temps de calcul. De nouvelles méthodes basées sur des indices d'entropie ont été introduites dans [AMMBR<sup>+</sup>17] et dans l'ensemble complet EMD (CEEMD) [MBVRGL<sup>+</sup>18] pour la détection de pannes utilisant jusqu'à 7 fonctions IMF. Cela ne garantit pas une détection complète des pannes car certaines informations de signal ne peuvent pas être modélisées seulement 7 IMF.

Les effets de bords sont connus pour être un problème pour l'EMD dans l'approche par blocs. Ainsi, la fusion de l'analyse de deux blocs de données consécutifs est sujette à des discontinuités et des distorsions qui doivent être corrigées. Plusieurs applications de la fenêtre glissante EMD (SWEMD) ont été développées dans la littérature pour réduire les discontinuités [FBF17, FZT<sup>+</sup>11, ZFT<sup>+</sup>13, Ste14, Yip10, SCE<sup>+</sup>18].

Les paragraphes suivants rappellent les bases théoriques de la décomposition en oscillations du signal, ainsi que de l'EMD hors ligne traditionnel et de deux approches pour la modulation par blocs, connue sous le nom d'EMD à fenêtre glissante (SWEMD).

## 2.3 Théorie de la décomposition de l'oscillation du signal

Dans le domaine temporel, l'EMD est adaptative et efficace. La décomposition s'appuie sur les caractéristiques locales de l'échelle de temps des données. Appliquée à des processus stationnaires et non stationnaires, le processus EMD divise le signal en divers composants appelés IMF, formant une base orthogonale pour le signal d'origine. Le système EMD



FIGURE 2.2 – Analyse de x(t).

n'introduit aucun modèle pour le processus, il utilise uniquement des flux de données, ce qui le rend applicable à tout type de signaux. Tout signal x(t) peut être modélisé comme la somme de composants oscillatoires et d'une partie sans oscillations. La figure 2.2 montre un exemple d'analyse de signal, où r(t) est connu sous le nom de tendance ou de résidu et est exempt d'oscillation, et c(t) est le mode d'oscillation pure avec une moyenne nulle. On peut écrire

$$x(t) = r(t) + c(t)$$
 (2.1)

Connue pour être de moyenne nulle, l'intégrale de c(t) entre deux points minima ou maxima locaux doit être égale à zéro. Ainsi, on peut écrire

$$\int_{t_k}^{t_{k+2}} x(t)dt = \int_{t_k}^{t_{k+2}} c(t)dt + \int_{t_k}^{t_{k+2}} r(t)dt = \int_{t_k}^{t_{k+2}} r(t)dt$$
  
=  $r_0(t_{k+2}) - r_0(t_k)$  (2.2)

Telle que  $r_0(t)$  la fonction originale de r(t), c'est-à-dire  $r'_0(t) = r(t)$ .  $r_0(t)$  peut être dérivée à chaque point de  $[t_k, t_{k+2}]$ , tout en préservant la continuité et la valeur finie de la dérivé. Sur la base du théorème de la moyenne de Lagrange, pour au moins un échantillon à  $t_l \in [t_k, t_{k+2}]$ , on peut écrire

$$R(t_{k+2}) - R(t_k) = (t_{k+2} - t_k)R'(t_l) = (t_{k+2} - t_k)r(t_l)$$
(2.3)

Alors, l'équation 2.2 devient

$$\int_{t_k}^{t_{k+2}} x(t)dt = (t_{k+2} - t_k)r(t_l)$$
(2.4)

En considérant un échantillon au temps  $t_m$  entre  $t_{k+1}$  et  $t_{k+3},$  et en suivant les étapes précédentes, on peut écrire

$$\int_{t_k}^{t_{k+2}} x(t)dt = \int_{t_k}^{t_k + \Delta t} x(t)dt + \int_{t_k + \Delta t}^{t_{k+2} + \Delta t} x(t)dt - \int_{t_{k+2}}^{t_{k+2} + \Delta t} x(t)dt = (t_{k+2} - t_k)r(t_l)$$
(2.5)

$$\int_{t_{k+1}}^{t_{k+3}} x(t)dt = -\int_{t_{k+1}-\Delta t}^{t_{k+1}} x(t)dt + \int_{t_{k+1}-\Delta t}^{t_{k+3}-\Delta t} x(t)dt + \int_{t_{k+3}-\Delta t}^{t_{k+3}} x(t)dt$$
$$= (t_{k+3} - t_{k+1})r(t_m)$$
(2.6)

Les approximations suivantes sont utilisées pour introduire les valeurs extrémales

$$\int_{t_k}^{t_k + \Delta t} x(t) dt - \int_{t_{k+2}}^{t_{k+2} + \Delta t} x(t) dt \approx -\Delta t (x_{k+2} - x_k)$$
(2.7)

$$-\int_{t_{k+1}-\Delta t}^{t_{k+1}} x(t)dt + \int_{t_{k+3}-\Delta t}^{t_{k+3}} x(t)dt \approx \Delta t(x_{k+3}-x_{k+1})$$
(2.8)

$$\frac{1}{t_{k+2} - t_k} \int_{t_k + \Delta t}^{t_{k+2} + \Delta t} x(t) dt \approx \frac{1}{t_{k+3} - t_{k+1}} \int_{t_{k+1} - \Delta t}^{t_{k+3} - \Delta t} x(t) dt$$
(2.9)

$$t_m - t_l \approx 2\Delta t \tag{2.10}$$

Les approximations précédentes sont valides car les zones fantômes de la figure 2.2 sont approximativement égales vis-à-vis de la différence de temps entre deux extrémas. En appliquant ces approximations pour l'équation 2.5 et l'équation 2.6 divisée par  $(t_{k+3} - t_{k+1})$  et  $(t_{k+2} - t_k)$ , nous obtenons

$$\frac{1}{2\Delta t}[r(t_m) - r(t_l)] \approx \frac{1}{2} \left( \frac{x_{k+2} - x_k}{t_{k+2} - t_k} + \frac{x_{k+3} - x_{k+1}}{t_{k+3} - t_{k+1}} \right)$$
(2.11)

Le côté gauche de l'équation 2.11 est l'approximation de la dérivée de r(t). De plus, le premier terme à droite est le différentiel de l'enveloppe supérieure  $x_{max}(t)$  par rapport aux maximas, tandis que le second terme est le différentiel de l'enveloppe inférieure  $x_{min}(t)$  lié aux minimas. Cela implique la relation suivante

$$r'(t) \approx \frac{x'_{max}(t) + x'_{min}(t)}{2} \qquad pour(t_l \le t \le t_m)$$
(2.12)

Donc, la tendance (trend) r(t) peut être exprimée par

$$r(t) \approx \frac{x_{max}(t) + x_{min}(t)}{2} \qquad pour(t_l \le t \le t_m)$$
(2.13)

Le développement précédent montre que la tendance r(t) peut être trouvée en formant les enveloppes supérieure et inférieure des extrémas, tandis que la partie oscillation c(t) peut être extraite en soustrayant r(t) à x(t).

#### 2.4 La méthodologie EMD

#### 2.4.1 L'algorithme

Classiquement, l'algorithme EMD pour un signal aléatoire x(t) passe par les étapes suivantes :

- 1. Identifier les extrémas, puis connecter les enveloppes supérieure et inférieure par interpolation de splines (cubique, hermite, etc.).
- 2. Utiliser l'équation 2.12 pour calculer la moyenne  $m_1(t)$ .
- 3. Trouver le premier IMF,  $h_1(t)$  par la différence entre x(t) et  $m_1(t)$ ,  $h_1(t) = x(t)m_1(t)$ .

- 4. Pour atteindre un premier IMF plus précis,  $h_1(t)$  est maintenant considéré comme le signal. Ainsi,  $h_2(t) = h_1(t) - m_2(t)$  est calculé en fonction de la seconde moyenne relative aux enveloppes de  $h_1(t)$ . Maintenant,  $h_2(t)$  est considéré comme le nouveau signal et le processus se poursuit jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt, appelé écart type, soit satisfait. Ainsi,  $h_k(t)$  considéré comme le premier IMF, est désigné par  $H_1(t)$ .
- 5. Trouver le premier résidu  $d_1 = x(t) H_1(t)$  élimine le premier ensemble d'oscillations. Le processus continue jusqu'à ce qu'aucune variation apparente ou extréma ne soit trouvée.

Dans ce qui suit, le développement analytique du processus EMD dont la formation des enveloppes, et du résidu.

#### 2.4.2 Les processus itératifs et filtrants

Considérons  $c^{(0)}(t)$  la description principale du premier IMF. Considérons les positions extrémales de la description primaire comme les positions extrémales réelles de c(t). Considérons l'un des extrémas comme le point d'analyse où l'extrémum est égal à  $M_a$ , tandis que la valeur d'une autre courbe reliant un maximum à un minimum est égale à  $M_b$ . Après la première itération, et en se basant sur l'équation 2.12, le résidu correspondant  $r^{(1)}(t)$  est exprimé comme suit :

$$r^{(1)}(t) = \frac{M_a(t) + M_b(t)}{2}.$$
(2.14)

A partir de l'équation 2.1 on peut écrire :

$$c^{(1)}(t) = c^{(0)}(t) - r^{(1)}(t) = M_a(t) - \frac{M_a(t) + M_b(t)}{2} = \frac{M_a(t) - M_b(t)}{2}.$$
(2.15)

Après la deuxième itération, on obtient :

$$r^{(2)}(t) = \frac{c^{(1)}(t) - M_b^{(1)}(t)}{2} = \frac{M_a(t) - M_b(t)}{2^2} + \frac{M_b^{(1)}(t)}{2}$$
(2.16)

$$c^{(2)}(t) = c^{(1)}(t) - r^{(2)}(t) = \frac{M_a(t) - M_b(t)}{2^2} - \frac{M_b^{(1)}(t)}{2}$$
(2.17)

Pour la troisième itération, on peut écrire :

$$r^{(3)}(t) = \frac{c^{(2)}(t) - M_b^{(2)}(t)}{2} = \frac{M_a(t) - M_b(t)}{2^3} - \frac{M_b^{(1)}(t)}{2^2} + \frac{M_b^{(2)}(t)}{2} \quad (2.18)$$

$$c^{(3)}(t) = c^{(2)}(t) - r^{(3)}(t) = \frac{M_a(t) - M_b(t)}{2^3} - \frac{M_b^{(1)}(t)}{2^2} - \frac{M_b^{(2)}(t)}{2} \quad (2.19)$$

En généralisant pour  $j^{eme}$  itération

$$r^{(j)}(t) = \frac{c^{(j-1)}(t) - M_b^{(j-1)}(t)}{2} = \frac{M_a(t) - M_b(t)}{2^j} - \frac{M_b^{(1)}(t)}{2^{j-1}} - \frac{M_b^{(2)}(t)}{2^{j-2}} - \dots - \frac{M_b^{(j-2)}(t)}{2^2} + \frac{M_b^{(j-1)}(t)}{2},$$
(2.20)

Soit  $M_b^{(l)}$  est finie pour  $l \in (1, ..., j - 1)$ , il existe M > 0 tel que  $M \ge M_b^{(l)}$ . Alors, l'équation 2.20 devient

$$r^{(j)}(t) = \frac{c^{(j-1)}(t) - M_b^{(j-1)}(t)}{2} = \frac{M_a(t) - M_b(t)}{2^j} - \frac{M_b^{(1)}(t)}{2^{j-1}} - \frac{M_b^{(2)}(t)}{2^{j-2}} - \dots - \frac{M_b^{(j-2)}(t)}{2^2} + \frac{M_b^{(j-1)}(t)}{2} - \frac{M_a(t)}{2} + \frac{M_b^{(j-1)}(t)}{2} - \frac{M_a(t) + M_b^{(j-1)}(t)}{2^{j-1}} - \frac{M_b^{(j-1)}(t)}{2^{j-1}} - \frac{M_b^{(j-1)}(t)}{2^{j-1}} - \frac{M_b^{(j-1)}(t)}{2^{j-1}} - \frac{M_b^{(j-1)}(t)}{2} - \frac{M_b^{(j-1)}(t)}{2$$

Quand  $j \to \infty, r^{(j)}(t) \to 0$ . On peut écrire

$$\lim_{j \to \infty} c^{(j)}(t) = \lim_{j \to \infty} [c^{(j-1)}(t) - r^{(j)}(t)] = \lim_{j \to \infty} c^{(j-1)}(t)$$
(2.22)

Le développement mathématique montre que le processus EMD est indépendant du type du signal. Le processus peut traiter tout type de signal en se basant sur le flux de données et les extrémas afin de trouver le résidu et extraire les composants oscillatoires d'où. L'inconvénient majeur est le grand nombre d'itérations nécessaires pour les signaux complexes. Dans le cas d'une large quantité de donnée à traiter le processus EMD requiert un effort algorithmique énorme pour diverger. Ces deux inconvénients seront détaillés dans la section EMD à fenêtre glissante.

#### 2.4.3 Diagramme de fonctionnement.



FIGURE 2.3 – Diagramme de l'algorithme EMD.

L'organigramme de l'algorithme du processus EMD traditionnel est illustré sur la figure 2.3. La figure 2.4 montre l'application de cet algorithme sur un signal trivial composé d'une tendance de forme triangulaire et d'une composante sinusoïdale de moyenne nulle.



FIGURE 2.4 – Exemple représentatif du processus EMD.

Plus la partie oscillante est complexe, plus le nombre de IMF est important ce qui augmente le temps de calcul. Ceci est illustré sur la figure 2.5. Dans ce cas particulier, on peut noter que sept IMF sont nécessaires pour extraire toutes les oscillations. Tout cela se fait en enregistrant tout le signal dans le cas d'analyse hors ligne, ou une partie d'échantillons dans le cas d'EMD à fenêtre glissante. Dans le cas du système éolien, la surveillance et le contrôle sont préférable d'être en ligne afin de détecter et rejeter le perturbations instantanément. A cette fin, des recherches ont été menées sur des techniques de EMD en ligne basées sur une analyse par fenêtre de données.



FIGURE 2.5 – Un deuxième exemple représentatif du processus de EMD.

# 2.5 Décomposition en mode empirique à fenêtre glissante (SWEMD)

#### 2.5.1 Méthodologie

L'application EMD en temps réel ou en ligne nécessite une acquisition et un traitement constants des données. Cela se fait par analyse par blocs du flux de données en entrée, d'où le nom Sliding Window EMD. Le processus est appliqué à une quantité de données jugées nécessaires et suffisantes collectées dans une mémoire tampon. Les données mises en mémoire sont ensuite introduites dans le bloc EMD pour analyse. Le processus est représenté sur la figure 2.6. Cette méthodologie pose plusieurs problèmes :

 le choix de la taille de la mémoire tampon nécessaire pour l'analyse efficace en temps réel.

- La connexion entre deux fenêtres de données consécutives. Ce problème de connexion est connue sous le nom d'*effet de bords*. Il créé des discontinuités et des distorsions perturbant l'analyse.
- Le choix du nombre d'IMF nécessaires pour une extraction complète des oscillations. Plus le signal est complexe, plus le nombre d'IMF requis est élevé.



FIGURE 2.6 – Processus EMD à fenêtre glissante.

Fixer la taille de la mémoire tampon est la partie la plus facile. Cela peut être fait par la connaissance de la fréquence d'échantillonnage du système et d'une connaissance préalable primaire du type de signal. En pratique, 10 à 20 extrémas inclus dans la fenêtre suffisent pour constituer un bloc de données représentatif du signal. Les problèmes liés à l'effet de bord et au choix du nombre d'IMF sont abordés dans les paragraphes suivants.

#### 2.5.2 Elimination de l'effet de bord

Le problème de l'effet de bord dans le SWEMD est un inconvénient majeur de la méthode. C'est fondamental pour le processus de filtrage et de l'interpolation de l'enveloppe. Toutefois, les extrémas ne s'étendent pas jusqu'à la toute fin du bloc de données, ce qui entraîne une extrapolation aux extrémités des enveloppes maximal et minimal. On sait que les splines cubiques ne fonctionnent pas bien en extrapolation [ROB08], ce qui entraîne des discontinuités et des distorsions comme le montre la figure 2.7 au niveau de l'interpolation, les IMFs, et le résidu entre deux



blocs consécutifs.

FIGURE 2.7 – Sliding Window EMD avec effet de bords.

Les splines cubiques interpolent le signal de manière fragmentée, de sorte qu'un polynôme de splines cubiques est ajusté entre une paire de points en cours d'interpolation. Les splines cubiques sont considérées comme l'interpolant le plus lisse possible car forcer la dérivée seconde à être continue entre deux splines voisines conduit à la minimisation de la courbure totale [Kno12]. Cependant, lors de l'ajout d'un point de données à la fenêtre, la courbure entière change. C'est l'inconvénient des splines cubiques appliquées aux SWEMD. Lorsqu'il s'agit de n + 1 points, il s'agit d'ajuster la spline à des coefficients de dimension 4n. Alors que l'interpolation par splines cubiques nécessite l'ensemble des points de données pour pouvoir interpoler.

Pour résoudre ce problème, une interpolation de splines Hermitien a été proposée par Meeson dans [Mee03]. Ils sont proches des splines cubiques, cependant la première dérivée est fixée à chaque point, tandis que la deuxième dérivée est forcément continue dans les splines cubiques [CK12]. La moyenne du gradient entre les points i - 1 et i + 1 aide à estimer la première dérivée au point i. Ainsi, l'ajout de points de données ne modifiera que la dernière spline, les effets apparaissant à la dernière partie, comme le montre la figure 2.8. On peut clairement voir qu'à la fin de l'interpolation, l'hermitien est meilleur en convergence que la spline cubique. Malgré la réduction de l'effet de bords, l'interpolation par splines hermitien ne l'élimine pas totalement. A cette fin, plusieurs approches sont développées dans la littérature. Le processus de mise en miroir sera

expliqué dans ce manuscrit, ainsi que la nouvelle méthode basée sur l'index de temps développé au cours du travail de cette thèse.



FIGURE 2.8 – Spline Hermitien versus spline par interpolation cubique.

#### 2.5.2.1 Mise en Miroir

Rilling, et. al. [RFG<sup>+</sup>03] ont proposé la technique de mise en miroir pour la réduction de l'effet de bord. Son principe omet l'extrapolation spline pour couvrir les extrémités de l'intervalle, mais extrapole les données au-delà de la fin de cet intervalle. Cela s'effectue par copie miroir des extrémas, puis l'interpolation inclut les extrémas d'origine mais en miroir. Cette méthode réduit l'effet de bord sans garantir un alignement parfait des données. Cela est dû à l'ajout de données inexistantes en raison du manque de connaissance du futur signal. Le processus de "miroirisation" est montré dans la figure 2.9. La miroirisation peut être faite aux deux extrémités de l'intervalle de données, mais en sens inverse. Afin d'éliminer complètement les effets finaux et de ne garantir aucune discontinuité ni addition de données inexactes au signal, nous proposons une nouvelle méthode basée sur indexation de temporelle.

#### 2.5.2.2 Elimination des effets de bord par indexation temporelle

Une nouvelle méthode mise au point pour garantir une fusion complète des fenêtres issues de la SWEMD est publiée dans [SCE<sup>+</sup>18]. Cette méthode utilise un chevauchement afin de décider ou couper chaque bloc de fenêtre, comme indiqué sur la figure 2.10.

#### 2.5 Décomposition en mode empirique à fenêtre glissante (SWEMD) 75



FIGURE 2.10 – SWEMD avec indexation temporelle

Afin de garantir une fusion précise, un chevauchement des données est nécessaire. Dans ce cas, la fenêtre de chevauchement devrait inclure un nombre suffisant d'extrémas pour que, lorsque le rognage est terminé, tous les effets de bords soient éliminés. En pratique six à huit extrémas semblent suffire pour terminer le processus. Ensuite, un index temporel, à savoir  $t_1$  ou  $t_2$  est choisi entre deux fenêtres de données consécutives afin de réduire les deux fenêtres. Pour le premier instant  $t_1$  on défini où le découpage sera fait pour les deux fenêtres de sorte que l'effet de bord sera éliminé à l'extrémité de la première fenêtre et au début de la deuxième. En examinant le dernier axe de la figure 2.10, la fusion du signal semble effective. Ainsi, cette nouvelle manière garantit un passage en douceur entre les fenêtres. Un exemple simple est présenté dans la figure 2.11. On obtient une fusion complète entre deux fenêtres consécutives sans discontinuité.



FIGURE 2.11 – Exemple de SWEMD sans effets de bord.

# 2.5.3 Réduction du processus de filtrage grâce à une nouvelle technique SWEMD modifiée.

Fixer le nombre de processus de filtrage comme indiqué par Rilling et. al. [RFG<sup>+</sup>03] peut laisser certaines composantes harmoniques non traitées à la fin, alors, une nouvelle méthode est nécessaire pour garantir une séparation complète entre les composants oscillatoires (IMFs) et la partie du signal sans oscillations (résidu). En outre, la réduction du nombre de processus de filtrage réduirait la consommation de temps et rendrait l'analyse plus rapide.

La méthode s'appuie sur l'application de l'algorithme EMD traditionnel de la première partie appelée Passe 1. Ensuite, au lieu de continuer à filtrer, le résidu de la Passe 1 est dérivé, interpolé pour les points d'inflexion, puis les extrémas de la dérivée sont projetés temporellement dans le signal réel afin de détecter les extrémas correspondant au points d'inflexion dans la dérivée. Les avantages de la méthode peuvent être résumés comme suit :

- Au lieu d'appliquer de quatre à quinze processus de filtrage (en fonction de la complexité et du bruit de mesure existant dans le signal), un nombre limité de processus de filtrage est requis pour la première étape.
- l'extraction des harmoniques sera complète pour les modes oscillatoires à basse fréquence dans le Passe 2. Le temps nécessaire à l'analyse complète d'un bloc de données est inférieur au temps requis avec l'EMD traditionnel [SCE<sup>+</sup>18].

L'algorithme de la méthode peut être décrit comme suit (figure 2.11)



FIGURE 2.12 – Diagramme de l'EMD et isolation harmonique.

- 1. Mise en mémoire tampon d'un bloc de données.
- 2. Interpolation de splines Hermitien pour x(t) et mise en mémoire tampon.
- 3. Calcul de la moyenne

$$m_1(t) = \frac{x_{max}(t) + x_{min}(t)}{2}$$
(2.23)

4. Calcul de l'IMF de la Passe 1

$$imf_1(t) = x(t) - m_1(t)$$
 (2.24)

5. Calcul des résidus de la Passe 1

$$r_1(t) = x(t) - imf_1(t) \tag{2.25}$$

- 6. Dérivation de  $r_1(t)$ .
- 7. Interpolation par spline Hermitien pour la détection des extrémas et le calcul des enveloppes  $\frac{dr_1(t)}{dt}$ .
- 8. Extraction de  $t_i$  pour lequel aucun effet de bord n'existe dans  $\frac{dr_1(t)}{dt}.$
- 9. Calcul de la moyenne  $m_2(t)$  de  $r_1(t)$  avec

$$m_2(t) = \frac{r_{1_{max}}(t) + r_{1_{min}}(t)}{2}$$
(2.26)

10. Calcul de l'IMF de la Passe 2

$$imf_2(t) = r_1(t) - m_2(t)$$
 (2.27)

11. Calcul des résidus de la Passe 2

$$r_2(t) = r_1(t) - imf_2(t) \tag{2.28}$$

- 12. Troncature du signal du bloc à  $t_i$ .
- 13. Enregistrement d'un intervalle de données à la fin du bloc, avec au moins sept extrémas assurant le chevauchement avec le bloc de données suivant et gommant les effets de bord.

L'utilité de la nouvelle version de SWEMD modifiée est illustrée sur la figure 2.13, où un exemple de signal non stationnaire est présenté. On peut clairement noter la séparation complète entre les composants oscillatoires et la partie non oscillatoire (résidu). Cet exemple de signal nécessite deux processus de filtrage et une boucle d'interpolation dérivée. L'application du SWEMD traditionnel nécessite sept processus de filtrage. Il s'agit d'une réduction importante de la consommation en temps de calcul tout en garantissant une fusion parfaite entre des fenêtres consécutives.



FIGURE 2.13 – Application non stationnaire du nouveau SWEMD modifié.

## 2.6 Analyse non stationnaire des signaux du système éolien par EMD.

La nouvelle approche modifiée SWEMD est appliquée aux grandeurs physiques présentées au Chapitre 1 afin de souligner son utilité pour analyser le comportement des éoliennes.

#### 2.6.1 Application de l'algorithme SWEMD à l'analyse du couple aérodynamique.

La première grandeur physique affectée par les perturbations introduites par le profil du vent est le couple aérodynamique  $T_{aero}$ . Comme indi-



FIGURE 2.14 – Analyse SWEMD du couple aérodynamique (en N.m) .

qué dans le Chapitre 1, figure 1.13, les variations de vitesse du vent, le cisaillement du vent et l'ombre de la tour créent une perturbation indésirable du système. Pour analyser ces perturbations, il est nécessaire de diagnostiquer le signal car la FFT ne peut pas être appliquée dans un tel cas. A cette fin, le SWEMD modifié proposé est appliqué afin d'extraire les oscillations. La figure 2.14 montre le résultat obtenu.

En observant le processus, on peut constater l'efficacité de l'analyse du signal par bloc tout en préservant toutes les informations (figure 2.15). De plus, il est important de noter que ce signal complexe ne nécessite que 3 processus de filtrage et un processus de dérivation afin de terminer la séparation pour chaque fenêtre. En revanche, le SWEMD traditionnel avait besoin de 13 processus de filtrage. Ainsi, nous obtenons une réduction du temps de calcul.



FIGURE  $2.15 - T_{aero}$ , la porteuse, et la somme des IMFs (en N.m).



FIGURE 2.16 – Analyse FFT avant et après extraction harmonique.

L'analyse par FFT du signal d'origine et des oscillations isolées donne d'excellents résultats en préservant la signature en fréquence du signal. Ici, la FFT a réussi à extraire les harmoniques du signal d'origine en raison de la grande amplitude de la grandeur physique. Dans le paragraphe suivant, l'algorithme SWEMD modifiée est appliqué à l'extraction du signal de vitesse angulaire où les oscillations ont des amplitudes plus petites.
## 2.6.2 Application de l'algorithme SWEMD à l'analyse de la vitesse angulaire de la turbine



FIGURE 2.17 – Analyse SWEMD la vitesse angulaire du côté turbine à basse vitesse (en rad/sec).

La grandeur physique affectée ici est la vitesse angulaire côté turbine. La figure 2.17 montre les résultats obtenus pour le même cas d'étude précédent. Là encore, le processus a permis d'extraire les harmoniques du signal, alors que tous les harmoniques ont une moyenne nulle. Dans ce cas, deux processus de filtrage et un processus de dérivation ont suffi, contrairement au SWEMD traditionnel qui nécessite 10 processus de filtrage pour compléter l'analyse du signal.

Il est important de noter que malgré les faibles amplitudes des composantes hautes fréquences, le procédé est capable d'extraire les oscillations.



FIGURE 2.18 – Analyse FFT de l'extraction des harmoniques avant et après.

L'application de l'analyse FFT à la fois pour le signal d'entrée et pour les harmoniques extraits montre l'efficacité de la méthode proposée (figure 2.18). En fait, aucune information utile de fréquence ou d'amplitude du signal d'entrée ne peut être extraite par l'analyse FFT. En revanche, la FFT appliquée aux harmoniques extraites, et aussi faibles que soient les oscillations, on peut avoir un aperçu de leur décomposition fréquentielle. En comparant avec l'application du EKF dans le Chapitre 1, la SWEMD réussit à extraire la signature fréquentielle même pour des perturbations à faibles amplitudes.

## 2.6.3 Application de l'algorithme SWEMD à l'analyse de la vitesse angulaire de la génératrice

La même analyse est faite pour la vitesse angulaire côté génératrice (figure 2.19). On peut noter que des oscillations sont transmises à la génératrice par le biais de la transmission et de la boîte de vitesses. Il est important de noter également que les oscillations dans ce cas sont multipliées par le rapport de boîte de vitesses, donc les amplitudes des oscillations sont plus grandes.

Pour ce cas, deux processus de filtrage et un processus de dérivation ont suffi pour extraire les signaux. l'algorithme SWEMD traditionnel nécessite quant à lui 11 processus de filtrage.



FIGURE 2.19 – Analyse SWEMD côté haute vitesse (en rad/sec).

L'analyse FFT permet de tirer les mêmes observations que celles trouvées pour la vitesse angulaire côté turbine (figure 2.20). La méthode proposée permet donc une analyse fréquentielle du signal tout en préservant toutes les informations relatives aux oscillations.

La détection de la signature de perturbation côté génératrice est très utile pour l'unité de commande. Ces perturbations doivent être rejetées ou du moins réduites car elles sont la principale cause des fluctuations du courant et de la tension, et de la défaillance des composants mécaniques.



FIGURE 2.20 – Analyse FFT avant et après extraction harmonique.

## 2.7 Discussion et conclusion

Ce chapitre a présenté les différentes approches en matière de détection de harmoniques tout en insistant sur les différentes techniques de traitement du signal. L'EMD a été choisi pour son efficacité dans l'extraction des parties oscillantes du signal. L'application de l'EMD en ligne a ensuite été présentée à travers ce que l'on appelle le SWEMD. Un nouveau SWEMD modifié est proposé. Cette méthode utilise l'algorithme traditionnel de l'EMD tout en réduisant le nombre de processus de filtrage grâce à la détection du point d'inflexion de la dérivée du signal. La méthode montre une rapidité et une efficacité d'analyse comparées au système EMD traditionnel et au logiciel SWEMD moderne. Une nouvelle méthode d'élimination des effets de bords est présentée sur la base de l'indice de temps. Cette méthode conserve les informations de signal sans aucun ajout, comme cela est le cas dans le processus de mise en miroir, tout en garantissant l'élimination de la discontinuité.

L'application sur les grandeurs physiques du système éolien prouve l'efficacité de l'approche en comparaison avec l'EKF. On pourra conclure qu'en éliminant l'effet de la partie non oscillatoire (résidu ou porteuse) l'analyse FFT est possible. Avec une méthode capable d'extraire les composants oscillatoires, l'information fréquentielle de perturbation ou de défauts sera plus précise. Pour ce chapitre, une méthode d'analyse du signal a été développée, dans le chapitre 3 une méthode d'estimation de perturbation sera introduite afin de comparer entre analyse du signal et estimation afin de conclure laquelle des deux approches sera plus utile pour le contrôle actif.

86

Cette page a été intentionnellement laissée en blanc.

Chapitre 3

# Observateur à entrées inconnues

# 3.1 Introduction

### 3.1.1 Estimateurs et observateurs

Les premiers travaux concernant l'atténuation, l'annulation et le rejet des perturbations datent des années 1950. Les stratégies proposées ont d'abord reposé sur la théorie de l'estimation puis se sont améliorées grâce à la découverte des observateurs et notamment de l'observateur d'état étendu (Extended State Observer-ESO) et de l'observateur d'entrée inconnue (Unknown Input Observer-UIO), posant ainsi les bases pour le contrôle actif du rejet des perturbations (Active Disturbance Rejection Control-ADRC). Une classification de ces méthodes est donnée sur la figure 3.1.

Les estimateurs, comme leur nom l'indique, tentent d'extraire des informations sur la grandeur physique du système sans connaître le système dans son ensemble. Ils tentent de reconstruire une variable d'état inaccessible pour mieux comprendre le comportement du système. Dans ce qui suit, un examen approfondi de l'évolution des différents premiers estimateurs sera effectué.

Les estimateurs basés sur les sorties (Output Based Estimators-OBE) utilisent simplement les sorties pour extraire des informations sur les systèmes. L'OBE est utilisé avec des systèmes avec seulement une sortie. Cependant, les informations contenues dans les OBE sont souvent



FIGURE 3.1 – Estimateurs, observateurs and historique du rejet de perturbation active.

retardées et corrompues par des perturbations.

Le filtre  $\alpha\beta\gamma$  a été utilisé très tôt pour l'estimation de la vitesse et de l'accélération lorsque seules les informations sur la position sont disponibles [Sim63]. Bien qu'il s'agisse d'un cas particulier de l'OBE, le filtre  $\alpha\beta\gamma$  a hérité de ses inconvénients en matière de retard, de perturbation et de bruit.

Lorsque le modèle du système est bien défini et que les entrées et les conditions initiales sont disponibles, il est possible de déterminer les états internes en fonction des entrées. Ceci est connu sous le nom d'estimateur basé sur les entrées (Input Based Estimators-IBE). L'IBE peut également être appliqué sans besoins des sorties.

Le véritable travail sur les observateurs a commencé avec l'observateur de Luenberger, également appelé IOBO (Input Output Based Observer). Il s'agit d'une combinaison de l'OBE et de l'IBE . L'atout majeur de l'observateur de Luenberger (IOBO) réside dans l'utilisation de l'entrée et de la sortie ainsi que des informations sur le système afin de réduire le bruit tout en évitant les conditions initiales. Les estimateurs modernes ont tous été établis autour de cet observateur, tandis que les travaux portent sur différentes méthodes de calcul de la matrice de Luenberger L.

Une extension de l'observateur de Luenberger est connue sous le nom d'observateur intégral proportionnel (Proportionnal Integral Observer-PIO). Il vise à supprimer l'erreur en régime permanent. Sa principale caractéristique est l'introduction d'une matrice de gain intégrale  $L_i$  avec la matrice de gain proportionnelle L de l'IOBO d'origine pour effectuer l'estimation.

Le filtre de Kalman (KF) est considéré comme un équilibre entre le IBE et le OBE [Lei06] où la matrice L devient variable dans le temps L(t)[Kal60]. Le KF requiert une précision suffisante dans le modèle du système. Il décrit les perturbations comme des processus gaussiens stochastiques, avec une moyenne nulle. Les covariances de bruit d'entrée et de sortie sont connues. Suivant ces hypothèses, le KF minimise la norme 2 de l'erreur d'estimation. D'autres variations de KF ont été établies pour étendre le KF à temps discret d'origine aux applications à temps continu [Bur98] et au bruit non gaussien. Les autres applications du KF comprennent, entre autres, l'estimation des paramètres du système.

L'adaptation du filtre de Kalman aux systèmes non linéaires a commencé avec le filtre de Kalman Etendu (EKF) [Sor85, LXP17]. Dans le cas de l'EKF, les matrices système et processus de Kalman sont variables dans le temps [Sim06]. Une autre variante du KF est le filtre de Kalman "unscented" (Unsencted - UKF) proposé par Julier et Uhlmann [JU97]. L'UKF réduit les grandes erreurs résultant de l'approximation de la distribution d'états propagée de manière analytique par la variable aléatoire gaussienne dans l'EKF. Ceci est accompli par une représentation de distribution d'état avec un ensemble minimal de points d'échantillonnage soigneusement choisis dans le format UKF. Toutefois, l'application pratique de l'UKF est restée limitée en raison de la complexité de l'algorithme et des besoins en informations du modèle du système.

L'estimateur  $\mathcal{H}_{\infty}$  est un autre outil remarquable utilisé dans la théorie du contrôle moderne. Il ne tient compte d'aucune incertitude dans les matrices de modèle de système, tandis que la seule incertitude est un signal de bruit d'énergie lié. Dans les estimateurs  $\mathcal{H}_{\infty}$ , le signal de bruit est considéré comme un signal déterministe et lié à l'énergie. La conception garantit un gain d'énergie limité du signal de bruit vis à vis de l'erreur d'estimation [Bur98, DGKF89, LG95, HSK99].

#### 3.1.2 l'Estimation des perturbations

Les stratégies modernes de contrôle associent estimation de perturbations et synthèse de la loi de commande. Le rejet de perturbations a été initialement abordée via une représentation de fonction de transfert également connue sous le nom d'observateur de perturbations (DOB). Elle a été proposée par Ohnishi et al. au début des années 1980 pour le contrôle du couple et de la vitesse [OOM84], puis appliquée dans [UH91, HST92]. La représentation d'état date quant à elle des années 1960 [HM73]. L'observateur de perturbations d'entrée inconnu (UIDO) ou mieux connu sous le nom d'observateur d'entrée non connu (UIO) considère la perturbation comme un état fictif estimé par un observateur d'état. Ceci fournira une loi de contrôle de rétroaction avec une capacité de rejet de perturbation. Cette méthode est connue sous le nom de contrôle d'accommodation de perturbations (Disturbance Accommodation Control-DAC) [Joh71, Joh76, Joh81]. L'UIO a été appliquée à des perturbations exogènes inconnues dans les systèmes linéaires et les installations non linéaires, ainsi qu'à l'estimation des défauts [BM69, GKR77, Mül90, CPZ96]. She et Ohyama [SO02] ont proposé l'observateur basé sur les perturbations d'entrée équivalentes (EIDO) qui ne nécessite pas d'informations de différenciation de sortie mesurées ni de perturbations. En outre, on évite l'annulation instable du pôle/zéro en omettant d'utiliser directement la dynamique inverse du système. L'EIDO a été utilisé dans de nombreuses applications de la théorie du contrôle et en particulier du contrôle répétitif [SFO<sup>+</sup>08, FWS09, LLC<sup>+</sup>17, YWS<sup>+</sup>18]. Un autre observateur de perturbations connu sous le nom Unknown Disturbance Estimator (UDE) a été proposé dans le contrôle [ZR04]. l'UDE suppose qu'une approximation de signal peut être faite lorsqu'un filtre approprié est appliqué. Aucune information sur les perturbations ou les incertitudes n'est nécessaire en dehors de la bande passante utilisée pour analyser la stabilité du contrôleur. l'UDE a été combiné avec le Sliding Mode Control (SMC) dans certaines applications [SP07, CD07]. De plus, une approche à deux degrés de liberté de l'UDE a été développée dans [ZKS11] afin de découpler la conception du modèle de référence et des filtres.

Les éoliennes fonctionnent généralement dans des conditions aléatoires et imprévisibles, ce qui empêche toute connaissance préalable des perturbations d'entrée. Les UIO sont bien connues pour de telles applications, capables d'estimer des quantités physiques d'entrée inconnues avec une modélisation appropriée du système.

# 3.2 L'observateur à entrées inconnues (UIO)

Considérons le cas du système dynamique linéaire où l'incertitude est modélisée comme un terme additif de perturbation inconnue tel que

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Ed(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases}$$
(3.1)

où le vecteur d'état est  $x(t) \in \mathbf{R}^n$ , le vecteur de sortie  $y(t) \in \mathbf{R}^m$ , le vecteur d'entrée connu  $u(t) \in \mathbf{R}^r$  et l'entrée inconnue ou le vecteur de perturbation  $d(t) \in \mathbf{R}^q$ . Si la matrice de distribution d'entrée inconnue E n'est pas à rang de colonne complet, alors la décomposition du rang

$$Ed(t) = E_1 E_2 d(t) \tag{3.2}$$

peut être appliqué de telle sorte que  $E_1$  soit une matrice de rang complet et que  $E_2d(t)$  soit considéré comme une nouvelle entrée inconnue. On peut utiliser Ed(t) pour modéliser des perturbations additives ou des incertitudes inconnues à priori. Les incertitudes peuvent être le bruit, les non-linéarités des installations, les erreurs de réduction de modèle, les incertitudes paramétriques et les termes d'interconnexion difficiles à modéliser dans des systèmes à grande échelle. De plus, un terme de perturbation peut également apparaître dans l'équation de sortie.

$$y(t) = Cx(t) + E_y d(t)$$
 (3.3)

Les observateurs de base utilisent la structure de Luenberger dont tous les signaux d'entrée afin d'estimer le vecteur d'état. Cependant, dans la pratique, les systèmes sont modélisées avec des termes de perturbation, comme indiqué dans l'équation (3.1). Par conséquent, la structure traditionnelle de Luenberger devient difficile à mettre en oeuvre. **Définition 3.2.1.** Un observateur est défini comme un observateur d'entrée inconnu pour le système décrit par l'équation (3.1), si son vecteur d'erreur d'estimation d'état e(t) se rapproche de zéro de façon asymptotique, quelle que soit la présence de l'entrée inconnue (perturbation) dans le système.

Le problème de l'étude de systèmes avec des entrées connues et inconnues, avec ou sans perturbation connue ou inconnue, rend difficile l'utilisation des observateurs traditionnels tels que l'observateur de Luenberger. Ceci est lié au fait que les observateurs traditionnels ont besoin de toutes les informations d'entrée pour estimer le vecteur d'état.

Tous les facteurs incertains sont résumés dans une entrée inconnue (perturbation) agissant sur un modèle de système linéaire. La matrice de distribution est utilisée pour découpler la perturbation. La caractérisation de la perturbation comprend trois étapes principales :

- détection de perturbations : détecter les perturbations ou les conditions de fonctionnement sont normales,
- isolement des perturbations : déterminer l'origine de la perturbation (composant, capteur, etc.),
- identification des perturbations : estimer la taille et la signature de la perturbation et son influence.

Les observateurs à entrées inconnues (UIO) découplent l'erreur d'estimation d'état des entrées inconnues (perturbations). Ils sont également utilisés pour la détection et l'isolation de défauts de capteurs et d'actionneurs. Dans le cas où les entrées du système sont inaccessibles, l'observateur conventionnel utilisant tous les signaux d'entrée ne peut pas être utilisé. La Tableau 3.1 résume les différentes structures UIO d'ordre réduit et d'ordre complet

Les UIO ont été utilisés pour toutes sortes d'applications, y compris les éoliennes. Leur utilisation va de l'estimation des perturbations inconnues à la détection et à l'isolement des défauts des actionneurs et/ou des capteurs. Le Tableau 3.2 montre plusieurs références à différentes applications d'UIO dans les éoliennes.

#### 3.2.0.1 Modélisation de l'UIO

L'observateur d'ordre complet est modélisé comme suit

UIO d'ordre réduit		
Référence	Méthode	
Wang et al. [WD93]	Minimal order UIO	
Bhattacharyya [Bha78]	Geometric method	
Kobayashi & Nakamizo	Inversion algorithm	
[KN82]		
Watanabe & Himmelblau	Matrix algebra	
[WH82]		
Miller & Mukundan	Generalized matrix inversion	
[MM82]		
Fairman, Mahil & Luk	Singular value decomposition	
[FML84]		
Park & Stein [PS88]	Simultaneous state and input estima-	
	tion	
Guan, Saif, Hou & Muller	Algebraic approach	
[GS91]		
UIO d'order complet		
Référence	Méthode	
Kurek [KUR82]	Full order UIO	
Yang & Richard [YW88]	Design procedure for full order UIO,	
	and proof of non-convergence for redu-	
	ced order UIO	
Darouach et al. [DZK92,	Showed any UIO order between (n-m)	
DZX94]	and n is possible to exist.	

TABLE 3.1 – Premières méthodes pour un observateur réduit et complet UIO

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = Fz(t) + TBu(t) + Ky(t) \\ \hat{x}(t) = z(t) + Hy(t) \end{cases}$$
(3.4)

où  $\hat{x} \in \mathbf{R}^n$  est le vecteur d'état estimé,  $z \in \mathbf{R}^n$  est l'état de l'observateur de la commande complète. F, T, K et H sont des matrices à déterminer qui garantissent les exigences de conception et un découplage des entrées inconnues. Le schéma fonctionnel de l'observateur d'ordre complet est présenté sur la figure 3.2.

En appliquant l'observateur au système de l'équation 3.1, l'erreur d'esti-

		Scenario	
Références	Perturbation	Défaut d'actionneur	Défaut de capteur
[TPW15]	$\checkmark$		
$[LWA^{+}18]$		$\checkmark$	
[OS10, FS10]			$\checkmark$
$[WCZ^+17]$		$\checkmark$	$\checkmark$

TABLE	3.2 -	Applications	de	DITI.
TADLE	0.2 -	Applications	ue	1010



FIGURE 3.2 – Schéma bloc de l'UIO à ordre complet.

mation est définie par :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$$
  

$$\dot{e}(t) = ((A - HCA - K_1C)e(t) + [F - (A - HCA - K_1C)]z(t)$$
  

$$+ [K_2 - (A - HCA - K_1C)H]y(t)$$
  

$$+ [T - (I - HC)]Bu(t) + (HC - I)Ed(t)$$
(3.5)

où

$$K = K_1 + K_2 \tag{3.6}$$

Si les relations suivantes sont vraies

$$0 = (HC - I)E \tag{3.7}$$

$$T = I - HC \tag{3.8}$$

$$F = A - HCA - K_1C \tag{3.9}$$

$$K_2 = FH \tag{3.10}$$

alors l'erreur d'estimation d'état est

$$\dot{e}(t) = Fe(t) \tag{3.11}$$

Si les valeurs propres de F sont stables, e(t) est proche de zéro asymptotiquement (c'est-à-dire  $\hat{x} \to x$ ). Ainsi, l'observateur proposé est un observateur d'entrée inconnue basé sur la définition 1.1. La conception de l'UIO s'effectue par la résolution des équations (3.6) à (3.11), tout en garantissant des valeurs propres stables pour la matrice système F.

**Lemme 3.2.1.** <u>Nécessité :</u> L'équation (3.7) est solvable si et seulement si

$$rank(CE) = rank(E) \tag{3.12}$$

avec comme solution particulière

$$H^* = E[(CE)^T CE]^{-1} (CE)^T$$
(3.13)

*Démonstration.* Si l'équation (3.7) a une solution H, alors HCE = E avec

$$(CE)^T H^T = E^T (3.14)$$

 $E^T$  appartient alors à l'espace de la matrice  $(CE)^T$ , on obtient

$$rank(E^T) \le rank((CE)^T), \tag{3.15}$$

 $\operatorname{soit}$ 

$$rank(E) \le rank(CE)$$
 (3.16)

Cependant,

$$rank(CE) \le min\{rank(C), rank(E)\} \le rank(E)$$
(3.17)

Alors, la condition nécessaire rank(E) = rank(CE) est prouvée.

<u>Suffisance</u> : rank(CE) = rank(E) implique que CE est une matrice de rang complet (E est supposé un rang de colonne complet), et un inverse gauche de CE existe :

$$(CE)^{+} = [(CE)^{T}CE]^{-1}(CE)^{T}$$
(3.18)

Alors,  $H = E(CE)^+$  est une solution de l'équation (3.7).

Lemme 3.2.2. Soit

$$C_1 = \begin{bmatrix} C\\ CA \end{bmatrix} \tag{3.19}$$

La détectabilité de  $(C_1, A)$  est équivalente de celle de la paire (C, A)

Démonstration. Si  $s_1 \in \mathbf{C}$  est un mode observable de la paire  $(C_1, A)$ , alors

$$rank\left\{ \begin{bmatrix} s_1I - A \\ C_1 \end{bmatrix} \right\} = rank\left\{ \begin{bmatrix} s_1I - A \\ C_1 \\ CA \end{bmatrix} \right\} < n \tag{3.20}$$

Cela indique que le vecteur  $\alpha \in \mathbf{C}^n$  existe tel que

$$\begin{bmatrix} s_1 I - A \\ C \\ CA \end{bmatrix} \alpha = 0. \tag{3.21}$$

Ainsi

$$\begin{bmatrix} s_1 I - A \\ C \end{bmatrix} = 0 \quad ou \quad rank \left\{ \begin{bmatrix} s_1 I - A \\ C \end{bmatrix} \right\} < n \tag{3.22}$$

Cela prouve que  $s_1$  est également un mode inobservable de la paire (C, A). Si  $s_2 \in \mathbb{C}$  est également un mode inobservable de la paire (C, A), alors

$$rank\left\{ \begin{bmatrix} s_2I - A \\ C \end{bmatrix} \right\} < n \tag{3.23}$$

Cela indique que le vecteur $\beta \in \mathbf{C}^n$  peut toujours être trouvé tel que

$$\begin{bmatrix} s_2 I - A \\ C \end{bmatrix} \beta = 0 \tag{3.24}$$

Par conséquent

$$(s_2 I - A)\beta = 0 \qquad C\beta = 0 \tag{3.25}$$

$$CA\beta = Cs_2\beta = s_2C\beta = 0 \tag{3.26}$$

Alors

$$\begin{bmatrix} s_2 I - A \\ C \\ CA \end{bmatrix} \beta = \begin{bmatrix} s_2 I - A \\ C_1 \end{bmatrix} = 0$$
(3.27)

où  $s_2$  est également un mode inobservable de la paire (C, A)

Dès que les paires  $(C_1, A)$  et (C, A) ont les mêmes modes inobservables, leur détectabilité est équivalente.

**Remarque 3.2.1.** La détectabilité est une condition plus faible que l'observabilité. (C, A) est détectable lorsque tous les modes non observables pour cette paire sont stables.

**Théoreme 3.2.1.** Un UIO est compatible avec le système de l'équation (3.1) si les conditions suivantes sont remplies :

1. 
$$rank(CE) = rank(E)$$

2.  $(C, A_1)$  est une paire détectable, où

$$A_1 = A - E[(CE)^T CE]^{-1} (CE)^T CA$$
(3.28)

Démonstration. <u>Suffisance</u>: Selon le Lemme 3.2.1, l'équation (3.7) peut être résolue lorsque la Condition 1 est vraie. Avec la solution spéciale  $H^*$ pour H, la matrice de dynamique du système F est déterminée par

$$F = A - HCA - K_1C = A_1 - K_1C. (3.29)$$

La stabilité est garantie si la matrice de gain  $K_1$  est sélectionnée en fonction de la Condition 2. Ensuite, le reste des équations est calculé pour obtenir l'UIO du système (3.1).

<u>Nécessité</u> : Considérant que l'UIO est compatible avec le système de l'équation (3.1), la Condition 1 étant satisfaite, la solution générale pour la matrice H est :

$$H = E(CE)^{+} + H_0[I_m - CE(CE)^{+}]$$
(3.30)

où  $H_0 \in \mathbf{R}^{n \times m}$  est une matrice arbitraire et  $(CE)^+$  est l'inverse à gauche de CE soit :

$$(CE)^{+} = [(CE)^{T}CE]^{-1}(CE)^{T}.$$
(3.31)

En substituant la solution de H dans F

$$F = A - HCA - K_{1}C$$
  
=  $[I - E(CE)^{+}C]A - [K_{1} \quad H_{0}] \begin{bmatrix} C \\ [I_{m} - CE(CE)^{+}]CA \end{bmatrix}$   
=  $A_{1} - [K_{1} \quad H_{0}] \begin{bmatrix} C \\ CA_{1} \end{bmatrix}$   
=  $A_{1} - \bar{K}_{1}\bar{C}_{1}$  (3.32)

où

$$\bar{K}_1 = \begin{bmatrix} K_1 & H_0 \end{bmatrix} and \bar{C}_1 = \begin{bmatrix} C \\ CA_1 \end{bmatrix}$$
(3.33)

Puisque F est stable,  $(\bar{C}_1, A_1)$  est détectable et la paire  $(C, A_1)$  est également détectable selon le Lemme 3.3.2.

# 3.3 Procédure de synthèse de l'UIO

la procédure est la suivante :

- 1. Vérifier la condition de rang rank(CE) = rank(E), si la condition n'est pas vérifiée l'UIO n'existe pas. passer à l'étape 10.
- 2. Calculer  $H, T, \text{ et } A_1$

$$H = E[(CE)^T CE]^{-1} (CE)^T \qquad T = I - HC \qquad A_1 = TA$$

- 3. Vérifier l'observabilité de la paire  $(C, A_1)$ , si l'observabilité est vérifiée, qu'un UIO existe et que  $K_1$  peut être calculé par placement de pôle, passer à l'étape 9.
- 4. Construire *P* comme matrice de transformation pour la décomposition canonique

Sélectionner indépendamment  $n_1 = rank(W_0)$  (où  $W_0$  est la matrice d'observation de  $(C, A_1)$ ), de vecteur ligne  $p_1^T, \ldots, p_{n_1}^T$ , de  $W_0$ , avec  $n - n_1$  comme vecteur ligne  $p_{n_1+1}^T, \ldots, p_n^T$  construire une matrice non singulière

$$P = [p_1, \dots, p_{n_0}; p_{n_0+1}, \dots, p_n]^T$$
(3.34)

5. Une décomposition canonique observable est appliquée à la paire  $(C, A_1)$ 

$$PA_1P^{-1} = \begin{bmatrix} A_{11} & 0\\ A_{12} & A_{22} \end{bmatrix} \qquad CP^{-1} = \begin{bmatrix} C^* & 0 \end{bmatrix}$$
(3.35)

6. Vérifier la détectabilité de la paire  $(C, A_1)$  : si l'une des valeurs propres de  $A_{22}$  est instable, l'UIO n'existe pas. Passer à l'étape 10.

- 7. Sélectionner  $n_1$  valeurs propres souhaitables et les assigner à  $A_{11} K_p^1 C^*$  en utilisant le placement de pôles.
- 8. Calculer  $K_1 = P^{-1}K_p = P^{-1}[(K_p^1)^T \ (K_p^2)^T]^T$ , où  $K_p^2$  est une matrice de dimension  $(n n_1) \times m$
- 9. Calculer F et  $K : F = A_1 K_1C$ ,  $K = K_1 + K_2 = K_1 + FH$ .
- 10. Fin.

# 3.4 Application à l'éolien : UIO pour l'estimation de l'état de la chaîne cinématique et du couple perturbé

La chaine de transmission est la partie mécanique le plus approprié pour l'observation et l'extraction d'informations de perturbations et d'états physiques dans les éoliennes. C'est la connexion entre le rotor tournant à basse vitesse et les pales, avec la génératrice tournant à grande vitesse. Toutes les perturbations dues au vent apparaîtront du côté du générateur. Le système de transmission est considéré comme suit

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A_{dt}x(t) + B_{dt}u(t) + D_{dt}d(t) \\ y(t) = C_{dt}x(t) \end{cases}$$
(3.36)

où  $x = [\omega_{ls} \quad \omega_{hs} \quad \theta_g]^T$  est le vecteur d'état,  $y = [\hat{\omega}_{ls} \quad \hat{\omega}_{hs} \quad \hat{d}(t)]^T$  le vecteur des sorties,  $u = [T_{aero} \quad T_e]^T$  les vecteurs des entrées, d le vecteur de perturbations d'entrée inconnues incorporant les composantes de cisaillement du vent et d'ombre de la tour. Avec  $A_{dt}$  la matrice d'état,  $B_{dt}$  la matrice d'entrée,  $D_{dt}$  est la matrice d'entrée inconnue et  $C_{dt}$  est la matrice d'entrée inconnue et  $C_{dt}$  est la matrice d'état du groupe transmission mentionné au chapitre 1 :

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_{ls} \\ \dot{\omega}_{hs} \\ \dot{\theta}_{i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-(B_{dt} + B_{t})}{J_{t}} & \frac{B_{dt}}{NJ_{t}} & \frac{-K_{dt}}{J_{t}} \\ \frac{\eta B_{dt}}{NJ_{g}} & \frac{-\eta B_{dt} - B_{g} N^{2}}{N^{2} J_{g}} & \frac{\eta K_{dt}}{NJ_{g}} \\ 1 & -\frac{1}{N} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_{ls} \\ \omega_{hs} \\ \theta_{i} \end{bmatrix}$$

$$+ \begin{bmatrix} \frac{1}{J_{t}} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{J_{g}} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{classical} \\ T_{e} \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{J_{t}} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{ts} + T_{ws} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} x(t)$$

$$(3.37)$$

ce modèle est exprimé sous la forme :

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = Nz(t) + Gu(t) + Ly(t) \\ \hat{x}(t) = z(t) - Hy(t) \end{cases}$$
(3.38)

où  $N,\,G,\,L,\,{\rm et}\;H$  sont des matrices à déterminer. L'er reur d'estimation est :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) = x(t) - z(t) + Hy(t) = (I + HC)x(t) - z(t) = Px(t) - z(t)$$
(3.39)

où I est une matrice d'identité de dimension appropriée et P = I + HC. La dynamique d'erreur d'estimation est :

$$\dot{e}(t) = P\dot{x}(t) - \dot{z}(t) = PA_{dt}x(t) + PB_{dt}u(t) + PD_{dt}d(t) - Nz(t) - Gu(t) - LC_{dt}x(t) = (PA_{dt} - LC_{dt})x(t) + (PB_{dt} - G)u(t) + PD_{dt}d(t) - N(Px(t) - e(t)) = Ne(t) + (PA_{dt} - LC_{dt} - NP)x(t) + (PB_{dt} - G)u(t) + PD_{dt}d(t) (3.40)$$

Un observateur existe si et seulement s'il répond aux conditions suivantes

1.

$$PD_{dt} = 0 \implies (I + HC_{dt})D_{dt} = 0$$
  
$$\implies H = -D_{dt}(C_{dt}D_{dt})^{-1}$$
(3.41)

a une solution ssi  $rank(C_{dt}D_{dt}) = rank(D_{dt})$ 

2. La paire  $(PA_{dt}, C_{dt})$  doit être détectable :

$$rank\left(\begin{bmatrix} sI - A_{dt} & D_{dt} \\ C_{dt} & 0 \end{bmatrix}\right) = rank(A_{dt}) + rank(D_{dt}) \qquad (3.42)$$

- 3.  $G = PB_{dt}$
- 4. N doit être Hurwitz.
- 5.

$$PA_{dt} - LC_{dt} - NP = 0 \implies N(I + HC_{dt}) = PA_{dt} - LC_{dt}$$
$$\implies N = PA_{dt} - (L + NH)C_{dt}$$
$$\implies N = PA_{dt} - KC_{dt}$$
(3.43)

avec K = L + NH.

Lorsque toutes ces conditions sont remplies, on peut écrire  $\dot{e}(t) = (PA_{dt} - KC_{dt})e(t)$ . Le calcul des matrices N, H, L, G et K nécessite la résolution d'un ensemble d'inégalités matricielles linéaires (LMI). A cette fin, la fonction de Lyapunov suivante est considérée

$$V = e^T X e \tag{3.44}$$

Par conséquent, la dynamique de la fonction de Lyapunov est

$$\dot{V} = \dot{e}^T X e + e^T X \dot{e}$$

$$= e^T (A_{dt}^T P^T X + X P A_{dt} - C_{dt}^T K^T X - X K C_{dt}) e \qquad (3.45)$$

$$= e^T (A_{dt}^T P^T X + X P A_{dt}^T - C_{dt}^T \bar{K}^T - \bar{K} C_{dt}), où \quad \bar{K} = X K.$$

Par conséquent, les LMIs suivantes doivent être résolues

$$X > \gamma I$$

$$A_{dt}^T P^T X + X P A_{dt} - C_{dt}^T \bar{K}^T - \bar{K} C_{dt} < -\gamma I$$
(3.46)

où  $\gamma$  est une constante. La reconstruction d'entrée inconnue peut alors être déduite comme suit

$$y(t) = C_{dt}x(t)$$
  

$$\dot{y}(t) = C_{dt}\dot{x}(t)$$
  

$$= C_{dt}A_{dt}x(t) + C_{dt}B_{dt}u(t) + C_{dt}D_{dt}d(t)$$
(3.47)

La dynamique de perturbation est

$$\dot{d}(t) = (C_{dt}D_{dt})^{-1}(\dot{y}(t) - C_{dt}A_{dt}x(t) - C_{dt}B_{dt}u(t))$$
(3.48)

N.B : En pratique, et afin de reduire le bruit de mesure,  $\dot{y}(t)$  est remplacée par un filtre limiteur de derivé afin d'assurer que la dérivée de sortie reste dans la région de fréquence possible.

#### 3.4.1 Résultats

La solution LMI fournit les matrices suivantes avec  $\gamma = 10^{-3}$ 

$$N = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 \\ 3.17 \times 10^{-7} & -9 \times 10^{-3} & 52581.5 \\ -0.1^{-8} & -0.05 & 0 \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -0.0111 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
$$L = \begin{bmatrix} 0 \\ 0.00105 \\ 1 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, K = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.0011 \\ 1 \end{bmatrix}$$

L'estimation à la fois de la vitesse angulaire du côté basse vitesse et du côté haute vitesse est illustrée à la figure 3.3. L'observateur réussit à estimer les deux vitesses angulaires. Toutes les informations de fréquence et d'amplitude de la porteuse et des informations harmoniques sont préservées. Cela est due à la précision du modèle introduit dans le UIO. Dans

des futurs recherches, des tests pourront mettre en application l'introduction d'incertitude au niveau de la modélisation afin de tester l'effet sur la précision d'estimation.



FIGURE 3.3 – UIO estimation de  $\omega_{ls}$  et  $\omega_{hs}$ 



FIGURE 3.4 – Estimation UIO des composantes ombre et cisaillement du vent de la tour.

La perturbation contenue dans l'estimation du couple aérodynamique est illustrée à la figure 3.4. L'estimation de la perturbation est faite avec une précision de 99,997 %, ce qui montre l'utilité de l'UIO. Par l'estimation de la perturbation on pourra déduire la partie non-oscillatoire en se basant sur le couple aérodynamique d'entrée et le couple électrique de sortie.

# 3.5 Discussion et Conclusion

Ce chapitre a présenté l'observateur à entrée inconnue (UIO) en tant qu'approche fondée sur l'estimation des perturbations. L'UIO proposé a montré une capacité significative en estimation de perturbations. Cela a un impact important sur l'analyse et le diagnostic du système afin de détecter les défauts et/ou perturbations. Les deux solutions (SWEMD et UIO) ont montré leur efficacité pour le traitement du signal et l'isolation de signatures de fautes ou de perturbations dans le système d'éoliennes. Par deux approches différentes (analyse de signal et estimation) les perturbations dans le système éolien ont été identifiées. Ce diagnostic reflète les conditions d'opération du système dans le cas oú les perturbations doivent être rejetées ou atténuées. Le chapitre suivant présentera le contrôle afin d'atténuer les harmoniques détectés lors de l'utilisation des méthodes susmentionnées afin de déduire la meilleure approche à des fins de contrôle.

Cette page a été intentionnellement laissée en blanc.

Chapitre 4

# Contrôle actif appliqué à l'éolien

# 4.1 Introduction

La réduction ou l'annulation des ondulations de couple a fait l'objet de nombreuses recherches depuis la généralisation de l'installation d'éoliennes. De Battista et al. [DBM98] a abordé le problème d'atténuation de l'ondulation de couple dès le début tout en appliquant le contrôle de mode de glissement (SMC). L'amortissement a été réalisé sur la base d'un retour de vitesse tout en produisant un couple de référence à suivre. Outre le SMC, des méthodes de contrôle traditionnelles ont été utilisées pour résoudre le problème du contrôle adaptatif, du contrôle robuste (RC) et du contrôle par modèle interne (IMC). Néanmoins, ces méthodes sont connues pour être lentes en dynamique et elles sont cependant reconnues comme étant des méthodes de contrôle actif (AC) vis-à-vis de la perturbation. Ces méthodes répondent aux exigences de stabilité, de suivi, de régulation, de performance, de robustesse et de rejet des perturbations. Les systèmes modernes nécessitent un contrôle en ligne adaptatif et réactif vis-à-vis des perturbations. Ainsi, il est nécessaire de trouver des techniques de contrôle plus avancées. Dans les paragraphes suivants, quelques-unes des méthodes avancées les plus utilisées pour l'atténuation des perturbations sont présentées.

#### 4.1.1 Contrôle LPV et application aux éoliennes.

Lors de la conception de contrôleurs pour des systèmes non linéaires, les contrôleurs multivariables les plus utilisés sont conçus dans des conditions de fonctionnement spécifiées. Il est possible dans certains cas d'utiliser un modèle linéarisé de la dynamique du système pour chaque condition. Ces modèles linéarisés peuvent être dépendants d'un ou de plusieurs paramètres définissant les points de fonctionnement auxquels le système linéarisé existe. Cela revient à concevoir un contrôleur linéaire spécifié en un système linéaire à chaque condition de fonctionnement. Les paramètres du système déterminent la région d'exploitation de chaque contrôleur. En corrigeant ensemble les contrôleurs linéaires, on obtient un contrôleur non linéaire pour le système non linéaire. L'étude des gains, bien que simplifiant la conception du contrôleur, présente certains inconvénients tels que :

- La stabilité peut ne pas être garantie sur certains points de fonctionnement où aucun contrôleur n'est défini. Etant donné que les paramètres peuvent ne pas couvrir toutes les régions de fonctionnement, la stabilité peut ne pas exister dans certaines conditions de fonctionnement non choisies.
- Lorsqu'il s'agit de systèmes complexes, le design de contrôleurs multivariables devient fastidieux et nécessite un effort de calcul.
- La stabilité, la robustesse et les performances globales peuvent ne pas être garanties, car les paramètres du système ne couvrent pas tous les points de fonctionnement.

Afin de réduire les effets de ces inconvénients sur la synthèse, les contrôleurs de système à paramètres variants (LPV) sont utilisés en tant que procédure de conception systématique spécifique pour obtenir des contrôleurs. Les techniques LPV intègrent les exigences de performances, de robustesse et de bande passante de la structure. Les modèles de système LPV sont écrits de la même manière que la forme linéaire invariante avec l'inclusion du paramètre variant dans le temps. Deux représentations sont possibles : polytopique et affine.

#### 4.1.1.1 Représentation Polytopique

La formulation de la représentation polytopique est donnée par l'équation (4.1)

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(\rho(t))x(t) + B(\rho(t))u(t) \\ y(t) = C(\rho(t))x(t) + D(\rho(t))u(t) \end{cases}$$
(4.1)

où x est le vecteur d'état, u l'entrée de contrôle, y est la valeur mesurée sortie, tandis que  $\rho(t)$  est le vecteur des paramètres variant dans le temps. La figure 4.1 montre la région d'opération déterminée par M(t).



FIGURE 4.1 – Représentation d'un système Polytopique LPV

où

$$\begin{bmatrix} A(\rho(t)) & B(\rho(t)) \\ C(\rho(t)) & D(\rho(t)) \end{bmatrix} \in \left\{ \sum_{i=1}^{k} \alpha_i M_i \mid \alpha_i \ge 0; \sum_{i=1}^{k} \alpha_i = 1 \right\} =: Co\{M_1, \dots, M_k\}$$

$$(4.2)$$

tel que

$$M_i := \begin{bmatrix} A_i & B_i \\ C_i & D_i \end{bmatrix}$$
(4.3)

On peut passer du polytope à la représentation affine grâce à une conversion appropriée de la fonction paramètre.

#### 4.1.1.2 Représentation affine en fonction des paramètres

La représentation d'un système LPV est donnée dans l'équation (4.4)

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(\rho(t))x(t) + B(\rho(t))u(t) \\ y(t) = C(\rho(t))x(t) + D(\rho(t))u(t) \end{cases}$$
(4.4)

où x est le vecteur d'état, u l'entrée de contrôle, y est la valeur mesurée en sortie, tandis que  $\rho$  est le vecteur de paramètre mesuré en ligne inconnu a priori . La représentation affine LPV est montrée dans la figure 4.2.



FIGURE 4.2 – Représentation affine LPV

Nous pouvons écrire :

$$A(\rho) = A_0 + \sum_{i=1}^{k} A_i \rho_i$$
(4.5)

où le vecteur de paramètre est lié et les limites sont exprimées sous la forme d'un hyper-cube  $\rho \in \Gamma = \{\rho \mid \underline{\rho}_i \leq \rho_i \leq \overline{\rho}_i , i = 1, ..., k\}$ . Et  $\{v_1, v_2, v_3, v_4\}$  sont les sommets définissant la région couverte par  $\rho$ . Le système (4.4) doit satisfaire à l'inégalité matricielle linéaire (LMI) paramétrée typique suivante :

$$\begin{bmatrix} A^T P + PA + \dot{P} & * & * \\ B^T P & -\gamma I & * \\ C & D & -\gamma I \end{bmatrix} < 0$$

$$(4.6)$$

où le "\*" désigne un élément symétrique. La connexion entre l'état, la sortie et le paramètre donne la région de stabilité du système.

# 4.1.1.3 Etat de l'art du LPV pour l'atténuation et le rejet des perturbations dans les applications éoliennes

Le rejet de perturbations sinusoïdal ou périodique est un sujet actuel dans tous les domaines de l'ingénierie, qu'il s'agisse de véhicules électriques, d'hélicoptères, d'avions, d'éoliennes, etc. La régulation asymptotique est bien connue dans le rejet de perturbations de systèmes exogènes autonomes et instables connus. Cependant, avec les fréquences non stationnaires, incertaines, la régulation asymptotique de fréquences changeantes ne peut pas être appliquée. Dans ce cas, les méthodes de contrôle robustes et adaptatives sont principalement utilisées [KT04, GB05]. De plus, dans l'un des cas oú les fréquences sont soit estimables, soit mesurables, ou en ligne, comme c'est le cas pour les machines tournantes, le contrôle LPV peut également être appliqué pour une atténuation de perturbations robuste et adaptative pour le cas non stationnaire. Le tableau 4.1 résume certaines des applications LPV pour l'atténuation ou le rejet de perturbations.

Les perturbations dans les éoliennes peuvent être rejetées à l'aide des méthodes de contrôle LPV car il s'agit d'un système rotatif. Plusieurs applications de la commande LPV pourraient être utilisées pour les différents systèmes électriques et sous-techniques existant dans les éoliennes. La Table 4.2 montre différentes applications de contrôle LPV dans les éoliennes. Le contrôle LPV est largement utilisé dans les éoliennes avec des résultats prometteurs et intéressants en termes de réjection ou d'atténuation des perturbations. Cela n'a pas empêché les chercheurs de développer d'autres stratégies, dont le contrôle actif du rejet des perturbations (ADRC).

#### 4.1.2 Contrôle actif pour le rejet de perturbations

Le contrôle proportionnel intégrales et dérivées (PID) a dominé la communauté des contrôleurs au cours du siècle dernier avec 98 % d'utilisation de PI dans les boucles de contrôle et 95 % de PID pour le contrôle de processus [Lev18]. Cependant, le PID a été submergé par les exigences croissantes en matière d'efficacité, de robustesse et de stabilité des systèmes temps réel fonctionnant dans des environnements complexes. Le professeur Han a proposé dans les années 1980 une nouvelle approche permettant de gérer à la fois les incertitudes dynamiques et les perturbations externes inconnues. Han a indiqué que la motivation du travail est

Références	Méthode
Du & Shi [DS02]	LPV and $\mathcal{H}_{\infty}$ control
Du et al. [DZLS03]	LPV control for time varying frequency
	based disturbance rejection
Kinney & De Callafon	LPV for periodic disturbance attenua-
[KDC06]	tion
Köroğlu et al. [KS08b]	LPV control for non-stationary sinusoi-
	dal disturbances
Witte et al. [WBS10]	Stable and unstable LPV controllers.
Ballestros et al.	Frequency tunable LPV control for nar-
[BB11]	rowband active noise and vibration
	control.
Heins et al. [HBB12]	LPV observer for multisine disturbance
	rejection with time varying frequencies
Fueger et al. [FLS13]	Discrete time LPV controller parame-
	ter reduction
Ballestros et al.	Discrete time MIMO LPV controller
[BSB14]	for nonstationary harmonically related
	multisine disturbances.
Preda et al. $[PCH^+15]$	LPV control for active vibration miti-
	gation in high stability space missions.
Ramos et al.	LPV based observer for periodic distur-
[RCCCR15]	bance reduction
Yang et al. [YZK19]	$\mathcal{H}_{\infty}$ and switched LPV for refined anti-
	disturbance control

TABLE 4.1 – Techniques LPV pour l'attenuation et le rejet des perturbations.

liée à deux objectifs principaux : rendre le PID linéaire non linéaire, tout en utilisant la partie dérivée du PID qui améliorera les performances transitoires des systèmes de contrôle. Il est connu sous le nom d'observateur d'état étendu (ESO) [Han95]. L'ESO étudie la dynamique du processus et les perturbations externes, l'ensemble du processus revient à les estimer et à effectuer l'annulation. A partir de l'ESO produit par Han, l'ensemble du domaine du rejet des perturbations a été mis au point pour permettre de traiter toutes les incertitudes et perturbations du système dans ce que l'on a défini plus tard comme le contrôle actif du rejet des perturbations (ADRC) [Han09] (voir figure 4.3).

Références	Méthode
Bianchi et al.	Gain scheduling LPV control for va-
[BMC05]	riabl speed wind turbine.
Shirazi et al. [SGV12]	LPV control for an 8th order lumped
	model of wind turbine
Dias et al.	Linear models based LPV control
[DdCPAE+15]	
Castro et al. $[CSF^+17]$	LPV control for variable resonant fre-
	quency and load reduction
Wang et al. [WS18]	MIMO LPV control for region 2 and
	region 3
Imran et al. [IHC18]	LPV control for cyclic load disturbance
	reduction

TABLE 4.2 – Techniques LPV pour l'attenuation et le rejet des perturbations appliquées aux éoliennes.



FIGURE 4.3 – Schéma bloc de l'ADRC.

L'équation (4.7) définit le différentiel de suivi (TD) qui facilite le processus de détection des perturbations même avec du bruit [Han08].

$$\hat{y}(s) = \frac{1}{T_2 - T_1} \left( \frac{1}{T_1 s + 1} - \frac{1}{T_2 s + 1} \right) \hat{r}(s) \tag{4.7}$$

La méthodologie originale du contrôle actif (ADRC) est une combinaison du différentiel de suivi et de l'ESO avec une forme non linéaire. Néanmoins, le cadre de base d'ADRC, appelé plus tard contrôle de l'observateur de perturbations (DOBC), combine un observateur de perturbations, un bloc de contrôle feedforward et un contrôle de feedback . L'avantage majeur de cette conception réside dans le principe de séparation sur lequel est effectué l'ajustement des blocs de commande à rétroaction et à action directe. Dans ce schéma, le contrôleur prédictif rejette la perturbation, tandis que le contrôleur de feedback suit les performances de la commande.(voir la figure 4.4).



FIGURE 4.4 – Shéma bloc du contrôleur à observation de perturbations.

Sur la base de ces caractéristiques, le DOBC a montré des performances supérieures à celles des méthodes de contrôle actif traditionnelle. Comparé aux méthodes traditionnelles, le DOBC a une réponse dynamique plus rapide tout en gérant les perturbations. Cela est dû à la compensation directe qui introduit un signal qui neutralise directement les perturbations. Les méthodes traditionnelles reposent uniquement sur une régulation par retour pour le rejet de perturbations. Cette stratégie des méthodes DOBC utilise la technique classique de régulation par rétroaction utilisée dans le calcul du gain, la commande prédictive de modèle et la commande PID, tout en ajoutant une compensation basée sur les perturbations qui améliore les capacités de robustesse et de réjection de perturbations. La stratégie de contrôle développée est alors complémentaire aux théorèmes et méthodes classiques. L'un des avantages de DOBC sur l'AC est qu'il n'est pas conçu sur la base du scénario le plus défavorable. Il s'agit d'un estimateur en ligne des perturbations, tandis que la conception des contrôleurs à rétroaction et à anticipation s'adapte en conséquence. Avec cette stratégie, le DOBC assure de meilleures performances dynamiques nominales. Le tableau 4.3 résume certaines des applications ADRC dans les systèmes éoliens.

Références	Méthode
Patel et al. [PZ10]	ADRC for DFIG during voltage dip
Zhang et al. [ZX11]	ADRC based pitch control for variable
	speed wind turbine
Boukhriss et al.	Linear ADRC for DFIG based wind
[BNE13]	turbine
Anjun et al. $[AXS^+14]$	ADRC for pitch control
Chowdhury et al.	ADRC for transient stability enhance-
[CSIS14]	ment for DFIG based wind turbine
Tang et al. [TBHD15]	Linear ADRC for load frequency
	control in wind energy integration
Li et al. [LZLL16]	ADRC for rejection of internal and ex-
	ternal disturbances

TABLE 4.3 – Application de l'ADRC dans l'éolien.

## 4.1.3 Contrôle anti-perturbations hiérarchique composite (CHADC)

Une approche commune trouvée dans la littérature dans tous les systèmes mécaniques considère une seule perturbation équivalente pour traiter les perturbations multiples. Etant donné que les perturbations peuvent être de plusieurs types (processus stochastiques, gaussiens, constantes, harmoniques, périodiques, etc.), il est devenu indispensable de développer des techniques avancées de rejet des perturbations afin de les traiter séparément.

Conformément aux exigences des applications actuelles, une mise à niveau de l'ADRC a été proposée récemment, connue sous le nom de contrôle hiérarchique anti-perturbations composite (CHADC) [GC14].

En examinant la figure 4.5, on peut noter les similitudes existant avec le diagramme DOBC de la Figure 4.4. La principale différence réside dans l'existence de plusieurs boucles pour le CHADC afin d'assurer l'annulation de plusieurs types de perturbations. Le contrôleur de ligne de base peut être introduit à des fins de suivi ou d'atténuation ( $\mathcal{H}_{\infty}$ , théorie du contrôle stochastique, etc.). Alors qu'en soi, la stabilité et la performance pour l'atténuation de perturbation ne sont plus satisfaites. Les applications du CHADC incluent l'introduction du PID (Proportional, Integral, and Derivative) [WG10b], contrôle PD [LGZ12], Model Predic-


FIGURE 4.5 – Schéma bloc du CHADC.

tive Control (MPC) [YLCL10, LLXY14, YLCL11], Mode de glissement-Sliding Mode Control (SMC) [WZG09, CC10], Adaptive Control [GW11],  $\mathcal{H}_{\infty}$  [WZG09, WG10a], Contrôle par logique floue - Fuzzy Control [WC14].

La combinaison des techniques DOBC et ADRC et de la théorie du contrôle rend les stratégies du CHADC plus complexes et hautement couplées. il en résulte des difficultés liées à l'analyse, à la modélisation des caractéristiques de perturbation, aux restrictions relatives à la modélisation des perturbations conformément au modèle DOBC et au traitement des paramètres incertains et inconnus existant dans le processus CHADC [GC13]. La tableau 4.4 mentionne certaines applications du CHADC.

Références	Méthode	
Coral et al.	Maximize energy capture in variable	
$[CECRR13, CE^+16]$	speed wind turbines with Generalized	
	Proportional Internal Observer	
Coral et al. [CECR16]	Spatial domain for load mitigation	
Wang et al. [WTL16]	Load frequency control	
Li et al. [LL17]	Output predictor for PMSG based	
wind turbine		

TABLE 4.4 – Applications de l'ADRC dans l'éolien.

# 4.2 Réduction des harmoniques de couple par contrôle LPV

#### 4.2.1 Introduction

Le chapitre III a introduit l'UIO pour l'estimation harmonique. Dans cette partie, les harmoniques estimées seront utilisées par la stratégie de contrôle LPV proposée afin de produire une commande électrique capable d'en réduire les effets. La figure 4.6 montre le diagramme de blocs de la stratégie de contrôle appliquée pour la partie simulation et expérimentale. La commande conduit au calcul d'un courant de référence  $i_{q_{ref2}}$  approprié (contrôle du couple en commande vectorielle). Le contrôleur LPV est basé sur celui utilisé dans [NCC10, NCC11, CCN13] avec les adaptations et modifications appropriées pour répondre au système éolien et aux exigences de fonctionnement.



FIGURE 4.6 – Contrôle LPV avec observateur UIO.

Les harmoniques estimés par l'UIO sont considérés comme une perturbation exogène. La conception de la commande LPV assure sa capacité à agir sur un ou plusieurs composantes harmoniques, elle prend donc en compte la somme des harmoniques et génère le signal  $i_{q_{ref2}}$  en conséquence. La conception du contrôleur est basée sur le principe de modèle interne (IMP) et sur une régulation asymptotique généralisée [HTL05]. La stabilité quadratique du système en boucle fermée est un objectif de l'approche.

Une légère modification du modèle de transmission du Chapitre 1 est effectuée afin d'adapter le système à la commande LPV, le modèle de transmission est exprimé comme suit :

$$(G_{dt}):\begin{cases} \dot{x} = A_{dt}x + B_{dt}u\\ y = C_{dt}x + D_{dt}u \end{cases}$$

$$(4.8)$$

La représentation du système perturbé est la suivante :

$$(\mathbf{G}):\begin{cases} \dot{x} = Ax + B_w w + B_u u, \\ y = C_y x + D_{yu} u, \end{cases}$$
(4.9)

avec

$$B_{u} = \begin{bmatrix} \frac{1}{J_{t}} & 0\\ 0 & -\frac{1}{J_{g}}\\ 0 & 0 \end{bmatrix}; B_{w} = \begin{bmatrix} \frac{1}{J_{t}}\\ 0\\ 0 \end{bmatrix}$$
(4.10)

Pour la synthèse du contolleur w représente d(t) la perturbation,  $u = [T_{classical} \quad T_e]^T$  le vecteur d'entrée de contrôle, w la perturbation exogène  $T_{ts} + T_{ws}$  et y la sortie contrôlée.

#### 4.2.2 Synthèse de contôleur LPV

Le contrôleur LPV est conçu pour faire face à la nature non stationnaire du fonctionnement de l'éolienne. Il doit garantir la stabilité quadratique et l'élimination des harmoniques non stationnaires. Un modèle de référence  $G_{ref}$  est nécessaire en tant que trajectoire de contrôle à satisfaire.  $G_{ref}$  est exprimé comme suit

$$(G_{ref}): \begin{cases} \dot{x}_{ref} = Ax_{ref} + B_w w_{opt} + B_u u_{opt} \\ y_{ref} = C_y x_{ref} + D_{yu} u_{opt} \end{cases}$$
(4.11)

 $x_{ref} = [\omega_{lsopt}\theta_{hsopt} \quad \omega_{gopt}]^T$  est le vecteur d'état,  $u_{opt}$  le vecteur d'entrées de contrôle tandis que  $y = y_{ref}$ .  $w_{opt}$  est l'entrée de perturbation exogène.  $(G_{ref})$  fournit la référence à suivre par le modèle système. La référence dans ce cas est générée sans les harmoniques indésirables. Etant donné que l'UIO estime les harmoniques du système, on peut trouver la trajectoire à suivre  $T_{classique} = T_{aero} - (T_{ts} + T_{ws})$ . Par conséquent, le système modélisant l'erreur  $e = x_{ref} - x$  est décrit par le système suivant :

$$(G_{\Delta}):\begin{cases} \dot{e} = Ae + B_w \Delta w + B_u \Delta u\\ \overline{y} = C_y e + D_{yu} \Delta u \end{cases}$$
(4.12)

avec  $\Delta w = w_{opt} - w$ ,  $\Delta u = u_{opt} - u$ ,  $\dot{\Delta}w = A_e(\delta(t))\Delta w$ . w(t) est considérée comme étant un signal multi-sinusoidal nonstationnaire représentant la perturbation.

Le modèle équivalent est donné sur la figure 4.7.



FIGURE 4.7 – Stratégie de contrôle LPV avec modèle de référence.

Après avoir modélisé la dynamique des harmoniques non stationnaires, le problème est de concevoir le contrôleur LPV suivant :

$$K(\delta(t)) = \begin{bmatrix} A_k(\delta(t)) & B_k(\delta(t)) \\ C_k(\delta(t)) & D_k(\delta(t)) \end{bmatrix}$$
(4.13)

Il est entendu que :

- 1.  $A_e(\delta(t))$  est anti-Hurwitz.
- 2. La paire  $(A, B_u)$  est stabilisable, Ainsi  $\exists F : A + B_u F$  satisfait la condition d'*Hurwitz*.

- 3.  $\begin{bmatrix} A & B_w \\ 0 & A_e(\delta(t)) \\ C_y & 0 \end{bmatrix}$  est détectable.
- 4.  $K(\delta(t))$  est calculé pour que la stabilité interne et la régulation asymptotique  $(\exists \kappa : ||\overline{y}(t)|| = (\overline{y}(t)^T \overline{y}(t))^{1/2} \leq \kappa ||\Delta w(t)||, \forall t \geq 0)$  soient garanties.

 $\kappa$  est un paramètre de régulation qui détermine le niveau d'atténuation harmonique allant de l'atténuation harmonique complète à l'atténuation partielle.

## 4.2.3 Structure du contrôleur et régulation asymptotique

Le contrôleur est le même que celui utilisé dans [KS08a] pour la garantie de régulation asymptotique et la stabilité dans le système en boucle fermée. La structure du contrôleur est montrée sur la figure 4.8



FIGURE 4.8 – Structure du contrôleur LPV.

**Lemme 4.2.1.** Considérons les hypothèses susmentionnées, le contrôleur existe si et seulement s'il existe  $\Pi, \Gamma \in \mathbb{R}^{n \times n_w}$ , qui satisfait

$$\begin{cases} -B_w + \Pi A_e(\delta(t)) - A\Pi - B_u \Gamma(\delta(t)) = \dot{\Pi} \\ \begin{bmatrix} \kappa I & -C_y \Pi \\ (-C_y \Pi)^T & \kappa I \end{bmatrix} \ge 0 \end{cases}$$
(4.14)

La matrice dans l'équation 4.14 est connue comme étant **l**a matrice de Sylvester. Le contrôleur capable de résoudre ce problème donne l'expression suivante  $K(\delta(t))$ . Pour des raisons de notation, à partir de maintenant  $\delta$  désigne  $\delta(t)$ .

$$\begin{bmatrix} \dot{v} \\ \Delta u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_e(\delta) - D_c^2(\delta)C_y\Pi & C_c^2(\delta) & D_c^2(\delta) \\ -B_c(\delta)C_y\Pi & A_c(\delta) & B_c(\delta) \\ \Gamma - D_c^1(\delta)C_y\Pi & C_c^1(\delta) & D_c^1(\delta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{v} \\ \Delta \overline{y} \end{bmatrix}$$
(4.15)

Ainsi, le contrôleur peut être implémenté à condition que

$$K_i(\delta) = \begin{bmatrix} A_e(\delta) & I \\ I & 0 \end{bmatrix}; K_a(\delta) = \begin{bmatrix} A_c(\delta) & B_c(\delta) \\ C_c^1(\delta) & D_c^1(\delta) \\ C_c^2(\delta) & D_c^2(\delta) \end{bmatrix}$$
(4.16)

et  $K_i(\delta)$  ]est la partie responsable de la réplication du système de perturbations exogènes, alors que  $K_a(\delta)$  stabilise  $(\mathbf{G}_{\Delta})$  et  $K(\delta)$ .

Comme les solutions pour  $\Pi$  et  $\Gamma$  montrent peu de variation avec la variation de la vitesse du vent, elles sont considérées comme constantes. Donc  $\dot{\Pi} = 0$ . La preuve de la conception du contrôleur basée sur cette hypothèse se trouve dans [KS08a]. Par conséquent, on peut écrire

$$\tilde{x} = \begin{bmatrix} I & -\Pi \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e \\ -\begin{bmatrix} 0 & I_{n_w} \end{bmatrix} v \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} \Delta w$$
(4.17)

Par conséquent, le système LPV peut être écrit comme suit :

$$\tilde{G}(\Delta) : \begin{cases} \dot{\tilde{x}} = \tilde{A}(\delta)\tilde{x} + \tilde{B}\Delta\tilde{u} \\ \Delta u_a = \tilde{C}\tilde{x} \end{cases}$$
(4.18)

où

$$\tilde{A}(\delta) = \begin{bmatrix} A & B_u \Gamma(\delta) \\ 0 & A_e(\delta) \end{bmatrix}; \tilde{B} = \begin{bmatrix} 0 & B_u \\ I & 0 \end{bmatrix}; \tilde{C} = \begin{bmatrix} C_y & C_y \Pi \end{bmatrix}$$

## 4.2.4 Synthèse du retour de sortie

Une représentation polytopique du système est utilisée pour effectuer le calcul des LMI. Considérons l'ensemble des sommets  $\mathcal{A}$  comme suit

$$\mathcal{A} = \left\{ \tilde{A}(\delta) \mid \tilde{A}(\delta) = \sum_{j=1}^{2^{z}} \zeta_{i} \tilde{A}_{j}, \quad \zeta_{i} \in \Delta_{1} \right\}$$
(4.19)

où

$$\Delta_{1} = \left\{ \begin{bmatrix} \zeta_{1} \\ \vdots \\ \zeta_{2^{z}} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2^{z}} | \zeta_{j} \ge 0, \forall j \in \{1, ..., 2^{z}\}; \sum_{j=1}^{2^{z}} \zeta_{i} = 1 \right\}$$
(4.20)

où  $A_j$  for  $j \in \{1, ..., 2^z\}$  sont les matrices extrêmes de la combinaison convexe déterminées par les valeurs extrêmes  $\omega_r(t) \in [\underline{\omega}_r, \overline{\omega}_r]$ , tel que  $\omega_r = m(\omega_0 + \delta)$ . Nous pouvons écrire  $\tilde{G}$  comme suit

$$\tilde{G}(\Delta) = \begin{bmatrix} \tilde{A}(\delta) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & \tilde{B} \\ I & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K_a(\delta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & I & 0 \\ \tilde{C} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
(4.21)

 $K_a(\delta)$  stabilise  $\tilde{G}$  s'il existe une matrice définie positive symétrique  $\tilde{P}$  telle que

$$\tilde{A}_f^T(\delta)\tilde{P} + \tilde{P}\tilde{A}_f(\delta) < 0 \tag{4.22}$$

valable à condition que

$$\tilde{A}_f(\delta) = \tilde{A}_g(\delta) + \tilde{B}_g K_a(\delta) \tilde{C}_g \tag{4.23}$$

où

$$\tilde{A}_g(\delta) = \begin{bmatrix} \tilde{A}(\delta) & 0\\ 0 & 0 \end{bmatrix}; \tilde{B}_g = \begin{bmatrix} 0 & \tilde{B}\\ I & 0 \end{bmatrix}; \tilde{C}_g = \begin{bmatrix} 0 & I\\ \tilde{C} & 0 \end{bmatrix}$$

La synthèse du contrôleur est ensuite réalisée à travers les étapes suivantes 1. Calculer  $\tilde{P}$  et  $\tilde{F}_0(\delta)$  satisfaisant les LMIs suivantes

$$\begin{cases} \tilde{P} = \tilde{P}^T > 0\\ \tilde{P}\tilde{A}_{0j} + \tilde{A}_{0j}^T\tilde{P} < 0 \end{cases}$$

$$(4.24)$$

tel que pour  $j \in \{1, ..., 2^z\}$ ,  $\tilde{A}_{0j} = \tilde{A}_{gj} + \tilde{B}_{gj}\tilde{F}_{0j}$ , tandis que  $\tilde{F}_{0j}$  est la solution à la deuxième inégalité dans l'équation (4.24) qui stabilise  $\tilde{G}$ .

2.  $K_a(\delta)$  est alors solution de la LMI suivante

$$\begin{bmatrix}
\tilde{A}_{0j}^{T}\tilde{P} + \tilde{P}\tilde{A}_{0j}^{T} & \tilde{P} & 0 \\
\tilde{P} & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0
\end{bmatrix} + Sym \left\{ \begin{bmatrix}
F_{1} \\
F_{2} \\
0
\end{bmatrix} \begin{bmatrix}
0 & -I & \tilde{B}_{g}
\end{bmatrix} \right\} + Sym \left\{ \begin{bmatrix}
0 \\
0 \\
I
\end{bmatrix} \begin{bmatrix}
L_{aj}\tilde{C}_{g} - G_{a}\tilde{F}_{0j} & 0 & -G_{a}
\end{bmatrix} \right\} < 0$$
(4.25)

où pour  $j \in \{1, ..., 2^z\}$ ,  $K_{aj}(\delta) = G_a^{-1}L_{aj}(\delta)$   $(G_a \in \mathbb{R}^{n_u+n_c} \text{ est})$ une matrice carrée et variable non singulière inconnue,  $L_a(\delta) \in \mathbb{R}^{(n_u+n_c)\times(n_y+n_c)}$ ,  $F_1 \in \mathbb{R}^{(n_x+n_c)\times(n_x+n_c)}$  and  $F_2 \in \mathbb{R}^{n_x\times(n_x+n_c)}$  sont des matrices de variables inconnues satisfaisant l'équation (4.25).

3. Trouver  $K(\delta)$  basé sur l'équation (4.16).

Lemme 4.2.2. Les deux déclarations suivantes sont équivalentes :

1. Soient  $\phi$ , a et b permettant que la LMI suivante soit réalisable dans la variable G

$$\begin{bmatrix} \phi & a + bG^T \\ a^T + Gb^T & -G - G^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi & a \\ a^T & 0 \end{bmatrix} + Sym\left\{ \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} G \begin{bmatrix} b^T & -I \end{bmatrix} \right\} < 0$$

2. Soient  $\phi$ , a et b satisfaisant les LMIs suivantes

$$\begin{cases} \phi < 0\\ \phi + ab^T + ba^T < 0 \end{cases}$$

La preuve de ce lemme est liée à l'application du lemme d'élimination que l'on peut trouver dans [SIG98] **Lemme 4.2.3.** Dans ce cas quand  $\phi$  est définie négative, les affirmations suivantes sont équivalentes

1. Soit  $\phi$ , a, et b satisfaisant à la LMI suivante et faisable dans les variables f et g

$$\begin{bmatrix} \phi & a \\ a^T & 0 \end{bmatrix} + Sym\left\{ \begin{bmatrix} f \\ g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b^T & -I \end{bmatrix} \right\} < 0$$

2. Soit  $\phi$ , a, et b satisfaisant la LMI suivante

$$\phi + ab^T + ba^T < 0$$

Démonstration. La stabilisation quadratique est réalisée via le contrôleur  $K_a$  en proposant une solution LMI. Les inégalités initiales de la matrice bilinéaire (BMI) sont transformées en un ensemble de LMIs par le biais du Lemme 4.2.2 et du Lemme 4.2.3. Ceci est effectué via l'application de la solution de contrôle de retour de sortie dynamique, puis converti en problème de contrôle de retour de sortie statique.

Considérerons

$$\tilde{A}_f = \tilde{A}_g + \tilde{B}_g \tilde{F}_0 - \tilde{B}_g \tilde{F}_0 + \tilde{B}_g K_a \tilde{C}g 
= \tilde{A}_0 + \tilde{B}_g (K_a \tilde{C}_g - \tilde{F}_0)$$
(4.26)

En utilisant le lemme 4.2.3, l'équation (4.25) est équivalent à

$$\begin{bmatrix} \tilde{A}_{0}^{T}\tilde{P} + \tilde{P}\tilde{A}_{0}^{T} & \tilde{P} \\ \tilde{P} & 0 \end{bmatrix} + Sym \left\{ \begin{bmatrix} F_{1} \\ F_{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -I \end{bmatrix} \right\} + Sym \left\{ \begin{bmatrix} F_{1}\tilde{B}_{g} \\ F_{2}\tilde{B}_{g} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K_{a}\tilde{C}_{g} - \tilde{F}_{0} & 0 \end{bmatrix} \right\} < 0$$

$$(4.27)$$

En utilisant le Lemme 4.2.2, on peut réécrire

$$\begin{bmatrix} \tilde{A}_0^T \tilde{P} + \tilde{P} \tilde{A}_0^T & \tilde{P} & 0\\ \tilde{P} & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + Sym \left\{ \begin{bmatrix} F_1\\ F_2\\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -I & 0 \end{bmatrix} \right\}$$
$$+ Sym \left\{ \begin{bmatrix} F_1 \tilde{B}_g\\ F_2 \tilde{B}_g\\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & I \end{bmatrix} \right\} + Sym \left\{ \begin{bmatrix} 0\\ 0\\ I \end{bmatrix} G \begin{bmatrix} K_a \tilde{C}_g - \tilde{F}_0 & 0 & I \end{bmatrix} \right\} < 0$$
(4.28)

L'équation (4.28) correspond à l'équation (4.25). L'inégalité de l'équation (4.28) tient si

$$\begin{bmatrix} \tilde{A}_0^T \tilde{P} + \tilde{P} \tilde{A}_0^T & \tilde{P} \\ \tilde{P} & 0 \end{bmatrix} + Sym \left\{ \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -I \end{bmatrix} \right\} < 0$$
(4.29)

En utilisant le Lemme 4.2.3, l'inégalité de l'équation (4.29) est équivalente à

$$\tilde{P}\tilde{A}_0 + \tilde{A}_0^T \tilde{P} < 0, \tag{4.30}$$

ce qui correspond à l'équation (4.24).

# 4.3 Résultats de simulation

## 4.3.1 Contrôle basé sur l'UIO

Une vitesse du vent constante est appliquée afin de visualiser l'effet de la commande LPV. Le contrôle produit un signal regroupant des composantes en oppositions aux harmoniques de perturbation dans le but de les atténuer. Il ne doit pas, en théorie, générer de composantes n'existant pas à l'origine dans le signal de perturbation.

Avant d'appliquer la commande générée par le contrôleur LPV, il faut garder à l'esprit la capacité du générateur à supporter la quantité d'énergie injectée. Dans ce cas, nous ne nous intéressons qu'à l'atténuation harmonique et non au rejet total. Comme ces derniers nécessitent une grande quantité d'énergie injecté ce qui peut compromettre l'ensemble du système, on vérifiera les conséquences de la commande sur le couple électromagnétique de la génératrice.

La figure 4.9 montre la vitesse angulaire du côté grande vitesse avant et après l'activation du contrôle LPV.



FIGURE 4.9 – Vitesse angulaire haute vitesse  $\omega_{hs}$  avec contrôle LPV pour une vitesse du vent constante.

L'analyse FFT montre qu'aucun harmonique supplémentaire n'a été ajoutée. On peut observer qu'après l'introduction du contrôle LPV, l'amplitude de chaque harmonique est considérablement réduite surtout à partir de 4 rad/s.

Le couple électromagnétique est la principale préoccupation. La quantité de courant injecté doit respecter le niveau auquel le générateur peut faire



FIGURE 4.10 – Couple électromagnétique Te avec commande LPV pour une vitesse du vent constante.

face. La figure 4.10 montre comment les harmoniques de  $T_e$  sont amplifiées. Cependant, à ce niveau, la machine fonctionne dans une région sûre. Bien que les harmoniques soient aggravés dans la machine et que les tensions et les courants de sortie soient plus fluctuants, la stratégie permet de réduire les vibrations sur les composants mécaniques, notamment la boîte de vitesses. Les courants et les tensions fluctuants seront filtrés par liaison continue avant d'atteindre le réseau. L'amplification harmonique est d'environ 20% de  $T_e$ .

La dernière observation pour une vitesse de vent constante concerne le courant produit par le contrôleur LPV. La figure 4.11 montre le courant injecté. La valeur du courant est négative puisqu'elle s'oppose aux harmoniques préexistants. De plus, la forme est similaire à celle trouvée dans  $T_{aero}$ . Ceci est montré dans l'analyse FFT où les composantes de fréquence sont similaires. Le contrôleur LPV a réussi à préserver les informations de signature de fréquence trouvées dans l'ensemble du système.

Une simulation est effectuée à l'aide du profil de vitesse du vent d'origine présenté au chapitre 1 afin d'étudier l'efficacité du contrôleur dans le cas non stationnaire. La figure 4.12 prouve que même avec des vitesses de vent variables, le contrôleur LPV est capable de générer une commande de courant appropriée. Dans ce cas, l'analyse FFT est évidemment inutile.



FIGURE 4.11 – Référence de courant  $i_{q_{ref2}}$  généré par le contrôleur LPV pour une vitesse du vent constante.



FIGURE 4.12 – Référence de courant  $i_{q_{ref2}}$  généré par le contrôleur LPV pour une vitesse du vent variable.

Cette section a prouvé l'efficacité du contrôleur dans l'atténuation des harmoniques par le biais de la commande de courant tout en utilisant l'UIO comme estimateur harmonique.

#### 4.3.2 Comparaison avec un contrôle basé sur l'EKF

Dans cette section, la fonction EKF est appliquée afin de prouver l'utilité de l'UIO par rapport à la fonction EKF. En utilisant l'EKF présenté au chapitre 1, les harmoniques du couple aérodynamique sont isolés et introduits dans la commande LPV. Le schéma bloc de l'approche est donné sur la figure 4.13.

La figure 4.14 montre l'effet des harmoniques isolés par l'EKF et utilisés par le contrôle LPV. L'analyse FFT de la vitesse angulaire à grande vitesse après le début du contrôle LPV montre de bons résultats en atténuation harmonique. Cependant, comparé aux résultats du paragraphe précédent, l'observateur à entrées inconnues donne de meilleurs résultats.

La performance de l'UIO est d'avantage mise en évidence dans le couple électromagnétique  $T_e$ . En observant la figure 4.15, on peut noter que, comparé à l'UIO, le courant injecté a entraîné de plus fortes oscillations sur le couple  $T_e$ .

Les plus grandes amplitudes lors du contrôle LPV sont dues à l'injection de  $i_{q_{ref2}}$  observée sur la figure 4.16. Des amplitudes plus importantes des harmoniques sont remarquables, liées à un courant plus élevé généré par le contrôle LPV.

Le même test est réalisé pour un vent variable. La figure 4.17 montre de bons résultats avec l'EKF mais avec une plus grande quantité de courant générée. L'EKF associé au contrôle actif nécessite une injection de courant plus importante risquant d'amener la machine à la limite de



FIGURE 4.13 – Schéma de principe du système avec isolement harmonique EKF et contrôle LPV.



FIGURE 4.14 – Vitesse angulaire à haute vitesse  $\omega_{hs}$  avec isolement harmonique EKF et contrôle LPV pour une vitesse du vent constante.



FIGURE 4.15 – Couple électromagnétique Te avec isolement harmonique EKF et contrôle LPV pour une vitesse du vent constante.

sa zone de fonctionnement normale.



FIGURE 4.16 – Commande électrique  $i_{q_{ref2}}$  produite par le contrôleur LPV pour une vitesse de vent constante avec isolation des harmoniques EKF.



FIGURE 4.17 – Commande électrique  $i_{q_{ref2}}$  par le contrôleur LPV pour la modification de la vitesse du vent avec isolation des harmoniques EKF.

### 4.3.3 Contrôle basé sur SWEMD

Dans cette section, la SWEMD modifiée est appliquée afin de prouver l'efficacité de la méthode proposée tout en comparant sa synthèse avec les méthodes EKF et UIO. En utilisant le SWEMD modifié présenté au Chapitre 2, les harmoniques du couple aérodynamique sont isolés et introduits dans la commande LPV. Le schéma de principe est donné sur la figure 4.18.



FIGURE 4.18 – Schéma fonctionnel du système avec SWEMD modifié pour l'isolation harmonique et le contrôle LPV.

La figure 4.19 montre l'effet du contrôle LPV lors de l'utilisation du SWEMD modifié à vent constant. L'analyse FFT de la vitesse angulaire à grande vitesse après le début du contrôle LPV montre de bons résultats en atténuation harmonique. Un pic est attendu dans la première fenêtre de la SWEMD car l'effet final ne peut pas être éliminé dans la première fenêtre de données, comme souligné dans le chapitre 2. Comparé à l'UIO, il est à noter que l'UIO a de meilleurs résultats d'atténuation.

La figure 4.20 montre l'effet du contrôle LPV sur le couple électromagnétique  $T_e$ . On peut noter que le courant injecté a entraîné une amplitude supérieure à celle observée pour le cas UIO. Cela montre que lors de l'utilisation de l'UIO, l'atténuation des harmoniques peut être plus grande que lorsque l'on utilise l'EKF ou le SWEMD modifié pour isoler les harmoniques.

Comme indiqué dans le cas EKF, les plus grandes amplitudes lors du contrôle LPV sont dues à l'injection de  $i_{q_{ref2}}$  observée dans la figure 4.21. Les amplitudes des harmoniques sont plus importantes et sont remarquables, celles-ci sont liées à un courant plus élevé généré par le contrôle LPV.

La figure 4.22 montre de bons résultats comme pour le EKF. Les résultats montrent une atténuation de perturbation dans le régime permanent pour les méthodes de traitement de signal et d'estimation utilisées. En revanche, le mode opératoire des éoliennes est non-stationnaire d'où les inconvénients déjà mentionnés dans les chapitres précédents pour la SWEMD modifié et surtout l'EKF concernant l'estimation des harmo-



FIGURE 4.19 – Vitesse angulaire à haute vitesse  $\omega_{hs}$  avec isolation des harmoniques SWEMD modifiée et contrôle LPV pour une vitesse de vent constante.



FIGURE 4.20 – Couple électromagnétique Te avec isolement harmonique SWEMD modifié et commande LPV pour une vitesse du vent constante.

niques individuels et du signal total.



FIGURE 4.21 – Commande électrique  $i_{q_{ref2}}$  produite par le contrôleur LPV pour une vitesse de vent constante avec une isolation harmonique SWEMD modifiée.



FIGURE 4.22 – Commande électrique  $i_{q_{ref2}}$  générée par le contrôleur LPV avec modification de la vitesse du vent et isolation des harmoniques par EKF.

# 4.4 Discussion et conclusion

Ce chapitre a présenté la stratégie de contrôle LPV pour l'atténuation des harmoniques de couple. La commande LPV a permis de réduire les harmoniques de la vitesse angulaire du côté grande vitesse grâce à une commande électrique appliquée au générateur. La préoccupation majeure est liée à la quantité de courant que le générateur peut supporter sans l'endommager. Trois approches d'estimation d'harmoniques et d'isolation ont été appliquées. L'UIO a montré de meilleurs résultats par rapport à l'EKF et au projet de SWEMD modifié. Ceci est lié à la capacité du contrôle LPV à atténuer une plus grande quantité d'harmoniques pour un courant injecté moindre. Quoi qu'il en soit, le SWEMD modifié reste une technique très efficace et précise pour l'analyse du signal et le diagnostic des systèmes. Cela est due à la possibilité de l'appliquer à n'importe que signal sans avoir le modèle du signal. Cette approche prouve que l'on peut assouplir le fonctionnement de l'éolienne tout en protégeant différents composants mécaniques, notamment la chaîne cinématique. Cela peut avoir un impact sur la durée de vie de ces composants, tout en réduisant les contraintes et la fatigue imposées par le profil du vent et, éventuellement, par les harmoniques de couple. Une autre remarque concerne les harmoniques ajoutés au couple électromagnétique : un contrôle et un filtrage supplémentaires sont nécessaires en ce qui concerne la fluctuation des courants et des tensions de sortie. Cela pourrait se faire par la liaison DC et la conception appropriée de convertisseurs avant d'envoyer l'énergie électrique produite au réseau.

Chapitre 5

# Banc d'essai et résultats expérimentaux

# 5.1 Introduction

Ce chapitre vise à valider les méthodes et les résultats discutés dans les chapitres précédents. Les tests expérimentaux reposent sur un banc de test du LIAS de l'Université de Poitiers. Le banc de test est présenté sur la Figure 5.1. Les machines de test sont des machines synchrones LRSPM de Leroy Somer d'environ 8kW. Elles sont connectées au réseau au travers de deux variateurs de vitesse. La génératrice fonctionne en mode régénération et renvoi l'énergie sur le réseau. On peut choisir une stratégie de contrôle de la vitesse ou une stratégie de contrôle du couple pour les deux machines. Les deux machines sont reliées par un multiplicateur COMPABLOC de rapport de vitesse N = 4, 57.

Un boitier de mesure permet de récupérer les courants et les tensions des machines. Une mesure de position est disponible cotés basse et haute vitesses. Les mesures sont transmises à un système d'acquisition Dspace DS1104 associé à MATLAB/Simulink.

Les paramètres de chacune des machines se trouvent dans les tableaux 5.1 et 5.2.

L'objectif est de tester l'effet de la variation de la vitesse du vent tout en prenant en compte l'effet du cisaillement du vent et de l'ombre de la tour et d'observer le comportement de la génératrice dans ces conditions.



FIGURE 5.1 – Schéma fonctionnel du système expérimental en boucle fermée.

Caracteristiques et paramètres du moteur		
Puissance nominale $P_m$	7.8KW	
Tension nominale $V$	360 V	
Courant nominal $I$	15.6 A	
Vitesse nominale $\omega_{ls}$	$750 \ tr/min$	
Couple mecanique nominal $T_m$	99 N.m	
Fréquence $f$	50 Hz	
Rendement	89%	
Résistance du stator $R_s$	$1 \ \Omega$	
Inductance de l'axe $d L_d$	25.7 mH	
Inductance de l'axe $q L_q$	25.9 mH	
Flux magnétique $\lambda$	0.8 Wb	
Inertie $J_t$	$0.0418 \ Kg.m^2$	
Résolution du codeur	$1024 \ points/tour$	

TABLE 5.1 – Caractéristiques du Moteur LSRPM 160MP.

\_

#### **5.1 Introduction**

Caracteristiques et paramètres	de la génératrice
Puissance nominale $P_m$	8.7KW
Tension nominale $V$	360 V
Courant nominal $I$	$16.2 \ A$
Vitesse nominale $\omega_{hs}$	$3000 \ tr/min$
Couple mécanique nominal $T_m$	28 N.m
Fréquence $f$	200 Hz
Rendement	93%
Résistance du stator $R_s$	$0.6 \ \Omega$
Inductance de l'axe $d L_d$	6.58 mH
Inductance de l'axe $q L_q$	6.6 mH
Flux magnétique $\lambda$	0.8 Wb
Inertie $J_g$	$0.00663 \ Kg.m^2$
Résolution du codeur	$2500 \ points/tour$

TABLE 5.2 – Caractéristiques du Générateur LSRPM 100L

Ensuite, les méthodes d'extractions des harmoniques sont testées et la commande LPV est utilisée pour atténuer l'effet de ces perturbations via une commande électrique injectée. La figure 5.2 montre le schéma de principe général du système.



FIGURE 5.2 – Schéma fonctionnel du système expérimental.

Un modèle MATLAB / Simulink a été mis au point comme simulateur afin d'introduire un modèle de couple décrivant le couple aérodynamique présenté au chapitre 1 concernant les composants de perturbation et les équations de base. La vitesse angulaire de la machine synchrone agissant en moteur (PMSM) est contrôlée par le biais d'un contrôle vectoriel. Le modèle de couple entraînant le système ainsi que le couple de charge du générateur constituent le couple résistant du moteur. Le schéma de base du modèle Simulink est illustré à la Figure 5.3 tel que :  $\omega_{hs}$  et  $\omega_{ls}$  sont réspectivement les vitesses angulaires côté génératrice et moteur.  $v_d$ ,  $i_d$ ,  $v_q$ , et  $i_d$  sont les tensions et courants des axes d et q respectivement.

Dans ces conditions, le moteur doit refléter le comportement en rotation des pales d'une éolienne. La perturbation générée par le cisaillement du vent et l'ombre de la tour se propage le long de la transmission et à travers la boîte de vitesses jusqu'à atteindre le générateur. Les résultats des tests expérimentaux sont présentés dans la suite avec la même hiérarchie que celle utilisée le long de cette thèse : estimation de perturbation à l'aide de l'UIO, puis commande active utilisant l'atténuation des ondulations de couple à base LPV.



FIGURE 5.3 – Schéma fonctionnel du système expérimental en boucle fermée.

# 5.2 Profil du vent et Couple aérodynamique résultant

La figure 5.4 montre le profil de vent aléatoire introduit dans la configuration du système expérimental. Comme indiqué au Chapitre 1, l'objectif est d'étudier le comportement du système éolien lorsque la vitesse du vent change de manière aléatoire. Le couple aérodynamique résultant  $T_{aero}$  est présenté sur la figure 5.5. Les résultats montrent les différentes composantes du couple avec une signature harmonique similaire. L'ombre de la tour et le cisaillement du vent ont été intégrés au couple d'entrée entraînant le système en tant que couple aérodynamique.



 $\begin{array}{c} 0 \\ -20 \\ -40 \\ 0 \\ 20 \\ 40 \\ 60 \\ 80 \\ 100 \\ 120 \\ 140 \\ 160 \\ 180 \\ \end{array}$ 

FIGURE 5.5 – La résultante  $T_{aero}$  et ses composantes de couple.

L'analyse FFT dans l'intervalle  $t \in [75s; 90s]$  des figures 5.6-5.9 montre une signature harmonique similaire à celle trouvée pour le modèle de simulation. Deux observations sont à noter. La première est reliée à la quantité de rang harmoniques. Puisque le test est appliqué sur des machines largement plus petite que celles utilisées dans les simulations, la quantité de rang harmoniques transmise est plus grande. En plus, l'amplitude de chaque harmonique est plus grande car les inerties sont beaucoup plus petites et qu'une grande boîte de vitesse filtre plus de perturbation qu'une petite comme celle utilisée dans la partie expérimentale. L'analyse FFT permet de vérifier l'existence de toute la signature fréquentielle des perturbations introduite au niveau du couple aérodynamique. Cela garantit que l'application expérimentale est valable pour tester les approches diagnostic, estimation, et atténuation déjà utilisées dans cette thèse.



FIGURE 5.6 – FFT de  $T_{aero}$ .



FIGURE 5.7 – FFT de la vitesse angulaire à grande vitesse  $\omega_{hs}$ .

Les résultats obtenus en appliquant les méthodes d'identification et d'isolation d'harmoniques basées sur les approches de décomposition en mode filtre Kalman, filtre de Kalman étendu et décomposition EMD sont présentés dans le paragraphe suivant.



FIGURE 5.8 – Analyse FFT du courant d'axe de quadrature  $i_q$ .



FIGURE 5.9 – Analyse FFT du couple  $T_e$ .

# 5.3 Isolation et identification des harmoniques

#### 5.3.1 Filtre de Kalman

Dans cette section, le filtre de Kalman de base pour l'estimation des harmoniques est utilisé pour estimer les perturbations introduites dans l'éolienne. La figure 5.10 montre l'estimation du couple aérodynamique. L'erreur d'estimation est importante et une bonne quantité d'informations de perturbation est perdue lors de l'estimation.



FIGURE 5.10 – Reconstruction de  $T_{aero}$  basée sur le filtre de Kalman par estimation harmonique.



FIGURE 5.11 – Estimation harmonique individuelle basée sur le filtre de Kalman de  $T_{aero}$ .

Malgré le suivi du signal, le résultat du suivi individuel des harmoniques est non conforme, comme le montre la Figure 5.11. Ceci apparaît dans la comparaison d'analyse FFT entre le signal d'origine et le signal estimé dans lequel une grande quantité d'informations d'amplitude est perdue, et les composantes de fréquence légèrement modifiées (voir Figure 5.12).

Des résultats similaires sont présentés pour la vitesse angulaire du côté



FIGURE 5.12 – Analyse FFT de l'estimation du filtre de Kalman par rapport au couple aérodynamique d'origine avec plusieurs composantes de fréquence.

grande vitesse. Le filtre de Kalman n'a pas réussi à préserver la signature de perturbation telle qu'elle est représentée sur les figures 5.14 et 5.15.



FIGURE 5.13 – Reconstruction de  $\omega_{hs}$  basée sur le filtre de Kalman par estimation harmonique.



FIGURE 5.14 – Estimation harmonique individuelle basée sur le filtre de Kalman de  $\omega_{hs}$ .



FIGURE 5.15 – Analyse FFT de l'estimation du filtre de Kalman par rapport à la vitesse angulaire initiale du côté grande vitesse.

## 5.3.2 Le cas du filtre de Kalman étendu

Dans cette section, la fonction EKF est appliquée afin de séparer la porteuse BF et les harmoniques du signal. La figure 5.16 montre l'analyse du couple aérodynamique. L'analyse montre l'utilité de séparer la porteuse du signal de perturbation. Une meilleure reconstruction fréquentielle est obtenue alors que l'erreur est très petite. En fait, la signature de fréquence est préservée tandis que certaines informations d'amplitude sont perdues lors de l'estimation. Des résultats similaires sont observés pour chacun des signaux.



FIGURE 5.16 – Analyse des harmoniques basée sur EKF pour  $T_{aero}$ 

## 5.3.3 Résultats pour le SWEMD

Cette section présente l'application de la méthode SWEMD modifiée afin d'extraire les harmoniques du couple aérodynamique  $T_{aero}$ . La figure 5.17 montre les différentes étapes du processus SWEMD, comme expliqué au chapitre 2.

Les résultats montrent une bonne séparation de la porteuse et des harmoniques, comme prévu. Cependant, un inconvénient a été noté en raison du bruit du codeur de la machine et des piques soudains dans les données extraites. Comme ces changements sont rapides, les enveloppes du processus SWEMD suivent ces fluctuations, ce qui provoque une perturbation l'estimation.

Malgré cet inconvénient, les autres parties du signal sont bien analysées et la séparation entre porteuse et harmoniques est réussie. Comme mentionné précédemment, le SWEMD est considéré comme une bonne méthode de traitement du signal, mais l'UIO est plus efficace pour suivre les perturbations du système, comme indiqué dans la section suivante.



FIGURE 5.17 – Application de la SWEMD pour  $T_{aero}$ 

La figure 5.18 montre le résultat de l'analyse fréquentielle en se basant sur l'analyse SWEMD de  $T_{aero}$ . La plus grande partie de la signature fréquentielle des harmoniques est préservée ce qui correspond aux résultats déjà trouvés dans la partie simulation. Cela peut être utile dans le cas de diagnostic et identification des perturbations. Les erreurs d'enveloppe introduites par l'algorithme à cause de bruit de mesure, présentent un inconvénient au niveau de l'application avec des vitesses de vent variables.



FIGURE 5.18 – Analyse fréquentielle pour l'application de la SWEMD pour  $T_{aero}$ 

### 5.3.4 Résultats pour le UIO

Dans cette section, l'UIO est utilisé pour estimer les perturbations du couple aérodynamique. Les résultats sont présentés sur la figure 5.19. Comme prévu et prouvé dans les parties de la simulation, l'UIO présente une isolation plus stable même avec du bruit de mesure. Son estimation élimine toutes les informations de la porteuse et la perturbation est très bien estimée. L'analyse FFT montre une excellente estimation au niveau des informations de fréquences et amplitudes. Les résultats ont une précision similaire pour tous les autres signaux, ce qui correspond aux résultats de la simulation des chapitres précédents. La section suivante



FIGURE 5.19 – Analyse des harmoniques par UIO pour le  $T_{aero}$ 

applique le contrôle LPV afin de rejeter les perturbations.

# 5.4 La commande LPV pour l'atténuation des perturbations

Dans cette section, un test expérimental est mis en place avec l'UIO et le LPV dans le but de réduire l'effet des perturbations sur le système. Comme mentionné dans les sections précédentes, l'UIO est utilisé afin d'estimer les perturbations introduites dans le système. Ensuite, la perturbation estimée est envoyée comme entrée à la commande LPV en même temps que le couple aérodynamique afin de générer une commande  $i_{q_{ref2}}$ . La commande de courant est injectée dans le générateur pour annuler ou atténuer la perturbation.

La configuration prend en compte deux scénarios. Le premier scénario introduit 3 valeurs de vitesse du vent, chacune d'elles pour un intervalle de temps déterminé. Le système fonctionne pendant un certain temps à chaque vitesse du vent sans l'introduction de la commande de contrôle LPV. Ensuite, la commande est introduite et le système fonctionne à nouveau à chaque vitesse du vent pendant un intervalle de temps. Ce scénario vise à souligner l'effet du contrôle LPV avec l'UIO sur le système, tout en insistant sur l'efficacité du contrôle.

Le second scénario utilise un profil de vent avec une vitesse de vent changeant de manière aléatoire. Ce scénario montre la capacité du contrôle LPV à suivre et à générer une commande de contrôle malgré le fonctionnement non stationnaire.

#### 5.4.1 Le cas des vitesses de vent constantes

Comme mentionné ci-dessus, cette section présente les résultats lorsque la vitesse du vent est constante pendant un certain temps. La figure 5.20 montre le couple aérodynamique résultant  $T_{aero}$  et ses composants de perturbation  $T_{ts}$  et  $T_{ws}$ . Les trois vitesses de vent différentes sont mises en évidence sur la figure pour les cas # 1, # 2 et # 3. Le cas # 1 représente la vitesse du vent la plus lente, alors que le cas # 3 est la plus rapide. Il est à noter que plus la vitesse est élevée, plus les effets des perturbations sont réduits.



FIGURE 5.20 – Couple aérodynamique  $T_{aero}$  et ses composants pour des vitesses de vent constantes.

L'objectif est d'appliquer l'UIO afin d'extraire les composantes de perturbation et d'utiliser l'estimation comme entrée du contrôle LPV. La figure 5.21 montre l'estimation de l'UIO pour les composants de cisaillement du vent et d'ombre de la tour. Comme prévu et éprouvé dans les applications précédentes, l'UIO fait un excellent travail d'estimation des perturbations. Ceci donne clairement au contrôle LPV une compréhension claire de la signature de perturbation.



FIGURE 5.21 – Estimation UIO de la perturbation du couple aérodynamique  $T_{aero}$  pour des vitesses de vent constantes.

Etant donné que le contrôleur LPV est chargé de générer une commande de contrôle qui sera ajoutée à celle générée par le bloc de contrôle vectoriel, la commande est introduite sous forme d'une quantité de courant en quadrature appelée  $i_{q_{ref2}}$ . La figure 5.22 montre la commande de contrôle générée par le contrôleur LPV. On peut clairement constater que la signature de perturbation du cisaillement du vent et de l'ombre de la tour
est bien préservée. Cependant, pour s'opposer à la perturbation, la commande est une quantité négative et inversée.



FIGURE 5.22 – Commande de contrôle actuelle générée par le contrôleur LPV pour des vitesses de vent constantes.

Cette commande de contrôle affectera sûrement le fonctionnement du système. Comme il s'oppose au couple aérodynamique d'entrée, les oscillations dans les vitesses angulaires du côté grande vitesse et du côté basse vitesse devraient être modifiées. La figure 5.23 montre la vitesse angulaire du côté grande vitesse pour chaque vitesse du vent avant et après l'introduction du contrôle LPV ainsi que l'analyse FFT pour chaque cas.

Il est à noter que la signature des perturbations a été réduite. Cela a également été remarqué au cours de l'expérimentation, où le fonctionnement du système s'est considérablement amélioré. Une observation peut être mise en évidence concernant la vitesse du vent élevée pour le cas # 3 où la quantité de signature de perturbation est remarquablement inférieure à celle des autres parties de la configuration. Malgré la faible quantité d'informations sur la perturbation, le contrôleur a pu détecter les perturbations et en réduire les effets. Cependant, le rapport d'atténuation est inférieur aux vitesses plus élevées.

La figure 5.24 montre les résultats pour la vitesse angulaire côté basse vitesse  $\omega_{ls}$ . Des observations et conclusions similaires peuvent être tirées comme celles tirées des résultats de la vitesse angulaire côté haute vitesse  $\omega_{hs}$ . Cela prouve bien que le contrôleur LPV est capable d'atténuer les perturbations du côté de la turbine et de la génératrice du système, ce qui rend le fonctionnement de l'ensemble plus fluide.



FIGURE 5.23 – Effet du contrôleur LPV sur la vitesse angulaire côté vitesse élevée  $\omega_{hs}$  pour des vitesses de vent constantes.

#### 5.4.2 Le cas de la vitesse du vent variable

Dans cette section, un profil de vitesse du vent variant de manière aléatoire est pris en compte afin de tester les capacités du contrôleur LPV dans le cas non stationnaire. La figure 5.25 montre le couple aérodynamique  $T_{aero}$  et ses composants de perturbation  $T_{ws}$  et  $T_{ts}$  pour des vitesses de vent variables. Dans ce scénario, le contrôleur LPV est initialement appliqué, puis son effet est supprimé.

La commande en cours générée  $i_{q_{ref2}}$  est représentée par la Figure 5.26. On constate que le contrôleur LPV résiste rapidement aux variations de la vitesse du vent.

L'effet du contrôleur LPV apparaît clairement dans les vitesses angulaires latérales à grande vitesse et à basse vitesse, comme indiqué dans La figure 5.27. Il est à noter que le nombre d'oscillations lorsqu'on a appliqué le



FIGURE 5.24 – Effet du contrôleur LPV sur la vitesse angulaire côté vitesse lente  $\omega_{ls}$  pour des vitesses de vent constantes.

contrôleur LPV soit inférieur à celui qui a suivi la fin du contrôle LPV. Ceci montre les capacités du contrôleur LPV lors des changements de profils de vitesse du vent.

### 5.5 Conclusion

Les méthodes théoriques présentées dans les chapitres précédents ont été confrontées à une installation expérimentale utilisant un banc d'essai imitant le fonctionnement d'une éolienne. Dans la première partie, les estimateurs EKF, SWEMD et UIO ont été utilisés afin de comparer leurs capacités en diagnostic et estimation de signaux. L'EKF a montré de bons résultats dans la séparation totale de la partie basse fréquence et des perturbations. Malgré une mauvaise estimation harmonique individuelle, la somme de l'estimation EKF est plutôt utile pour le diagnostic



FIGURE 5.25 – Couple aérodynamique  $T_{aero}$  et ses composants pour différentes vitesses de vent.



FIGURE 5.26 – Commande de contrôle actuelle générée par le contrôleur LPV pour différentes vitesses de vent.

et l'analyse des signaux dans le domaine temps-fréquence.

Le SWEMD a également montré de bons résultats concernant la séparation des harmoniques et des signaux basses fréquences. Cependant, certains bruits de codeur ont eu un effet important sur l'interpolation d'enveloppe du signal. Le bruit a provoqué des pics indésirables qui pourraient ajouter des informations non pertinentes au signal.

L'UIO a permis une estimation de perturbation la plus précise. En fait, la méthode s'est révélée adaptée aux installations expérimentales. Le signal de perturbations estimé a été utilisé comme entrée pour le contrôleur LPV. Les deux scénarios considérés avec un profil de vitesse du vent



FIGURE 5.27 – Vitesses angulaires côté vitesse et côté vitesse lente pour des vitesses de vent variables.

constant et le profil de vitesse du vent variable ont permis de tester la robustesse et la fiabilité de la configuration de contrôle UIO-LPV. Les résultats montrent que, combiné avec l'UIO, le contrôleur LPV est une méthode très utile capable d'atténuer les perturbations à travers les composants mécaniques du système.

Il est important de noter qu'il est nécessaire que toutes les perturbations ne soient pas annulées. Étant donné que le contrôleur LPV génère un couple opposé au moyen de la commande de courant (qui devient supérieure à ce que le générateur et/ou la boîte de vitesses peut supporter), le système tomberait en panne. Ainsi, il est nécessaire de prendre en compte la quantité de courant injecté.

Les composants de perturbation laissés apparaîtront sûrement à la sortie triphasée du générateur. Des unités de conversion appropriées sont capables de filtrer les perturbations résiduelles tout en garantissant un transfert sécurisé vers le réseau.

## **CONCLUSION GÉNÉRALE**

Les travaux présentés dans cette thèse font partie du projet FEDER "Maintenance prédictive des éoliennes et maîtrise des impacts environnementaux", organisé par le Laboratoire des sciences de l'ingénieur pour l'environnement (LaSIE) de La Rochelle et le laboratoire Informatique et d'Automatique des systèmes (LIAS) de l'Université de Poitiers. L'objectif du projet est de développer et d'améliorer les compétences dans les domaines d'études de l'éolien en Poitou-Charentes. Les objectifs de ce projet peuvent être résumés sous les deux idées principales du diagnostic des pannes mécaniques et de l'optimisation de l'espérance de vie des éoliennes grâce à un contrôle actif.

Ce projet vise à lutter contre les perturbations résultant de la variation aléatoire de la vitesse du vent. Par atténuation ou rejet complet, l'éolienne fonctionnerait sans perturbation, ce qui prolongerait la durée de vie utile et réduirait le nombre de défaillances. Dans la première partie, l'éolienne était présentée avec tous ses composants mécaniques et électriques. Une présentation détaillée de la modélisation d'éoliennes a été réalisée tout en déterminant les principales quantités physiques affectées par le profil du vent. Les composantes de perturbation connues comme le cisaillement du vent et l'ombre de la tour ont également été identifiées par le profil du vent. Ainsi, cela a permis de souligner sur quels points la recherche devrait être dirigée.

Par conséquent, les méthodes de diagnostic et les approches de traitement du signal ont été présentées. Un examen approfondi de la littérature a été effectué concernant deux approches de détection des perturbations instationnaires. La première approche est liée à l'estimation harmonique. Le filtre de Kalman étendu (EKF) a été utilisé pour estimer et séparer les informations de porteuse et de perturbation. Les résultats ont montré une bonne précision dans la préservation de la signature de perturbation malgré la perte des sigantures de fréquence et d'amplitude lors des phases de transitoires. En outre, une nouvelle méthode SWEMD modifiée a été présentée, capable de traiter les signaux en ligne afin d'extraire les composantes de perturbation d'un signal. La méthode SWEMD s'est avérée plus efficace que la méthode EKF. En comparaison avec d'autres méthodes SWEMD, celle proposée dans cette thèse s'est avérée plus rapide en calcul car elle utilise moins de processus de filtrage.

La deuxième approche pour l'identification des perturbations est réalisée par estimation. À cette fin, un observateur d'entrée inconnue (UIO) a été présenté. Le processus UIO utilise le signal de couple aérodynamique pour estimer la perturbation. Tout au long de l'application, l'UIO s'est révélée la méthode la plus précise pour suivre la signature de perturbation tout en préservant la quasi-totalité des informations physiques.

Toutes les méthodes de traitement, d'estimation du signal et d'identification des perturbations ont été utilisées en tant qu'entrée d'un contrôleur linéaire à paramètres variants (LPV). Le contrôleur LPV utilise le signal d'entrée afin de générer une commande électrique opposée à la signature de perturbation. La commande électrique est injectée en ligne sur le générateur afin d'atténuer ou d'annuler les perturbations dans le système. Les résultats ont montré un succès dans l'atténuation des perturbations, rendant le fonctionnement de l'éolienne beaucoup plus fluide.

Dans la dernière partie, toutes les approches et méthodes théoriques ont été validées via un banc d'essai situé au LIAS. Le banc d'essai imite le fonctionnement de l'éolienne à petite échelle. Un moteur synchrone à aimant permanent (PMSM) est utilisé comme entraînement du système. Il représente le profil du vent d'entrée, plus précisément, il entraîne le système par le couple aérodynamique résultant de la variation de la vitesse du vent. À l'autre extrémité, un générateur synchrone à aimant permanent (PMSG) est responsable de la production d'électricité. Les deux machines sont reliées par une boîte de vitesses. Les résultats expérimentaux ont montré une correspondance avec ceux trouvés dans la partie théorique. Il faut remarquer que le SWEMD ait un peu moins de performance dans la configuration expérimentale en raison du bruit du codeur lors de l'acquisition des données. L'UIO s'est avéré être l'approche la plus précise. Ensuite, les perturbations estimées par l'UIO ont été transmises au contrôleur LPV, qui était capable de les atténuer en cours de fonctionnement, même avec des vitesses de vent variables.

L'objectif du projet a été atteint par l'atténuation des perturbations par le biais d'un contrôle actif. Cette approche garantit des conditions de fonctionnement plus sûres pour l'éolienne. Cela permettrait de prolonger la durée de vie de tous les systèmes mécaniques existants dans l'éolienne en réduisant le taux d'occurrence de pannes.

Le fait que la commande de courant produite par le contrôleur LPV ne puisse pas dépasser la limite que le générateur peut supporter maintient une légère perturbation qui aboutit à la sortie triphasée. Un posttraitement est nécessaire pour garantir une sortie de courants triphasées filtrées afin d'alimenter ?le réseau.

# Bibliographie

[All77]	Jonathan Allen. Short term spectral analysis, synthesis, and modification by discrete fourier transform. <i>IEEE</i> <i>Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Proces-</i> <i>sing</i> , 25(3) :235–238, 1977.
[AMMBR <sup>+</sup> 17]	Gustavo Alvarez-Monroy, Arturo Mejia-Barron, Mar- tin Valtierra Rodriguez, David Granados-Lieberman, Juan C Olivares-Galvan, and Rafael Escarela-Perez. A new emd-shannon entropy-based methodology for de- tection of inter-turn faults in transformers. In 2017 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electro- nics and Computing (ROPEC), pages 1–6. IEEE, 2017.
[AXS <sup>+</sup> 14]	Xia Anjun, Li Xu, Hu Shuju, Li Nianhong, and Xu Hong- hua. A new pitch control method for large scale wind turbine based on adrc. In 2013 International Conference on Materials for Renewable Energy and Environment, volume 1, pages 373–376. IEEE, 2014.
[BB11]	Pablo Ballesteros and Christian Bohn. A frequency- tunable lpv controller for narrowband active noise and vibration control. In <i>Proceedings of the 2011 American</i> <i>Control Conference</i> , pages 1340–1345. IEEE, 2011.
[BC05]	Frede Blaabjerg and Zhe Chen. Power electronics for mo- dern wind turbines. Synthesis Lectures on Power Elec- tronics, $1(1)$ :1–68, 2005.
[BF78]	Jean Baptiste Joseph Baron Fourier. <i>The analytical theory of heat.</i> The University Press, 1878.

[BF11]	S Braun and M Feldman. Decomposition of non- stationary signals into varying time scales : Some aspects of the emd and hvd methods. <i>Mechanical Systems and</i> <i>Signal Processing</i> , 25(7) :2608–2630, 2011.
[Bha78]	S Bhattacharyya. Observer design for linear systems with unknown inputs. <i>IEEE transactions on Automatic Control</i> , 23(3) :483–484, 1978.
[Bla05]	Christopher D Blakely. A fast empirical mode decompo- sition technique for nonstationary nonlinear time series. <i>Preprint submitted to Elsevier Science</i> , 3, 2005.
[BM69]	Giuseppe Basile and Giovanni Marro. On the observability of linear, time-invariant systems with unknown inputs. <i>Journal of Optimization theory and applications</i> , 3(6):410–415, 1969.
[BMC05]	Fernando D Bianchi, Ricardo J Mantz, and Carlos F Christiansen. Gain scheduling control of variable-speed wind energy conversion systems using quasi-lpv models. <i>Control Engineering Practice</i> , 13(2) :247–255, 2005.
[BNE13]	Ali Boukhriss, Tamou Nasser, and Ahmed Essadki. A linear active disturbance rejection control applied for dfig based wind energy conversion system. <i>International</i> <i>Journal of Computer Science Issues (IJCSI)</i> , 10(2 Part 2) :391, 2013.
[Bra86]	Simon Braun. Mechanical signature analysis : theory and applications. Academic Pr, 1986.
[Bru04]	Andreas Bruns. Fourier-, hilbert-and wavelet-based si- gnal analysis : are they really different approaches? <i>Journal of neuroscience methods</i> , 137(2) :321–332, 2004.
[BSB14]	<ul> <li>Pablo Ballesteros, Xinyu Shu, and Christian Bohn.</li> <li>A discrete-time mimo lpv controller for the rejection of nonstationary harmonically related multisine disturbances. In 2014 American Control Conference, pages 4464–4469. IEEE, 2014.</li> </ul>
[Bur98]	Jeff B Burl. <i>Linear optimal control : H (2) and H (In-finity) methods</i> . Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1998.

#### BIBLIOGRAPHIE

[CC10]	Mou Chen and Wen-Hua Chen. Sliding mode control for a class of uncertain nonlinear system based on dis- turbance observer. <i>International Journal of Adaptive</i> <i>Control and Signal Processing</i> , 24(1):51–64, 2010.
[CCN13]	S Cauet, P Coirault, and M Njeh. Diesel engine torque ripple reduction through lpv control in hybrid electric vehicle powertrain : Experimental results. <i>Control En-</i> gineering Practice, 21(12) :1830–1840, 2013.
[CD07]	T Chandrasekhar and LILLIE Dewan. Sliding mode control based on tdc and ude. International Journal of Informatics and Systems Sciences, $3(1):36-53, 2007$ .
$[CE^{+}16]$	Horacio Coral-Enriquez et al. <i>Active Disturbance Rejection Control of Horizontal-Axis Wind Turbines.</i> PhD thesis, Universidad Nacional de Colombia–Sede Bogota, 2016.
[CECR16]	Horacio Coral-Enriquez and John Cortes-Romero. Spatial-domain active disturbance rejection control for load mitigation in horizontal-axis wind turbines. In 2016 <i>IEEE Conference on Control Applications (CCA)</i> , pages 575–580. IEEE, 2016.
[CECRR13]	Horacio Coral-Enriquez, John Cortes-Romero, and Ger- man A Ramos. Robust active disturbance rejection control approach to maximize energy capture in variable- speed wind turbines. <i>Mathematical Problems in Enginee-</i> <i>ring</i> , 2013, 2013.
[CGMGAL12]	David Campos-Gaona, Edgar L Moreno-Goytia, and Olimpo Anaya-Lara. Fault ride-through improvement of dfig-wt by integrating a two-degrees-of-freedom in- ternal model control. <i>IEEE Transactions on Industrial</i> <i>Electronics</i> , 60(3) :1133–1145, 2012.
[CK12]	E Ward Cheney and David R Kincaid. Numerical ma- thematics and computing. Cengage Learning, 2012.
[Cla80]	Theo ACM Classen. The wigner distribution-a tool for time-frequency signal analysis, part ii : Discrete-time si- gnals. <i>Philips J. Res.</i> , 1980.
[CPZ96]	Jie Chen, Ron J Patton, and Hong-Yue Zhang. Design of unknown input observers and robust fault detection

filters. International Journal of control, 63(1):85–105, 1996.  $[CSF^{+}17]$ Rafael S Castro, Aurelio T Salton, Jeferson V Flores, Michel Kinnaert, and Daniel F Coutinho. Variable frequency resonant controller for load reduction in wind turbines. Control Engineering Practice, 66:76–88, 2017. [CSIS14] MA Chowdhury, AHM Sayem, KS Islam, and WX Shen. Enhancement of transient stability of dfig wind turbine using active disturbance rejection controller. In 2014 9th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, pages 36–41. IEEE, 2014. [CV95] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik. Support-vector networks. Machine learning, 20(3):273–297, 1995. [DBM98] Hernan De Battista and Ricardo Julian Mantz. Sliding mode control of torque ripple in wind energy conversion systems with slip power recovery. In Industrial Electronics Society, 1998. IECON'98. Proceedings of the 24th Annual Conference of the IEEE, volume 2, pages 651– 656. IEEE, 1998.  $[DdCPAE^+15]$ A Diaz de Corcuera, A Pujana-Arrese, JM Ezquerra, A Milo, and J Landaluze. Linear models-based lpv modelling and control for wind turbines. Wind Energy, 18(7): 1151-1168, 2015.[DGKF89] JC Doyle, K Glover, P Khargonekar, and P Francis. State space solutions to standard h-2 and h-infinity. IEEE Trans. Autom. Control, AC, 34:831-847, 1989. [DS02] Haiping Du and Xizhi Shi. Gain-scheduled h-infinity control for use in vibration suppression of system with harmonic excitation. In Proceedings of the 2002 American Control Conference (IEEE Cat. No. CH37301), volume 6, pages 4668–4669. IEEE, 2002. [DZK92] M Darouach, M Zasadzinski, and JY Keller. State estimation for discrete systems with unknown inputs using state estimation of singular systems. In 1992 American Control Conference, pages 3014–3015. IEEE, 1992. [DZLS03] H Du, L Zhang, Z Lu, and X Shi. Lpv technique for the rejection of sinusoidal disturbance with time-varying

	frequency. <i>IEE Proceedings-Control Theory and Applications</i> , 150(2):132–138, 2003.
[DZX94]	Mohamed Darouach, Michel Zasadzinski, and Shi Jie Xu. Full-order observers for linear systems with unknown inputs. <i>IEEE transactions on automatic control</i> , 39(3) :606–609, 1994.
[FBF17]	Romain Fontugne, Pierre Borgnat, and Patrick Flandrin. Online empirical mode decomposition. In Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2017 IEEE International Conference on, pages 4306–4310. IEEE, 2017.
[FLS13]	Tobias Fueger, Nabil Lachhab, and Ferdinand Svaricek. Parameter reduction for disturbance attenuation with a discrete-time lpv controller. <i>IFAC Proceedings Volumes</i> , $46(2)$ :791–796, 2013.
[FML84]	F Fairman, S Mahil, and L Luk. Disturbance decoupled observer design via singular value decomposition. <i>IEEE transactions on Automatic Control</i> , $29(1)$ :84–86, 1984.
[FS10]	Peter Fogh and Odgaard Jakob Stoustrup. Fault tolerant control of wind turbines using unknown input observers. 2010.
[FWS09]	Ming-Xing Fang, Min Wu, and Jin-Hua She. Structural active control based on the concept of equivalent-input- disturbance considering actuator saturation. In <i>Mea-</i> <i>suring Technology and Mechatronics Automation, 2009.</i> <i>ICMTMA'09. International Conference on</i> , volume 1, pages 882–885. IEEE, 2009.
[FZT <sup>+</sup> 11]	Rupert Faltermeier, Angela Zeiler, Ana Maria Tomé, Alexander Brawanski, and Elmar Wolfgang Lang. Weighted sliding empirical mode decomposition. <i>Ad</i> - vances in Adaptive Data Analysis, 3(04) :509–526, 2011.
[GB05]	Xiuyan Guo and Marc Bodson. Adaptive cancellation of a sinusoidal disturbance with rapidly varying frequency using an augmented error algorith. In <i>Proceedings of the</i> 44th IEEE Conference on Decision and Control, pages 4803–4808. IEEE, 2005.

[GC13]	Lei Guo and Songyin Cao. Anti-disturbance control for systems with multiple disturbances. Crc Press, 2013.
[GC14]	Lei Guo and Songyin Cao. Anti-disturbance control theory for systems with multiple disturbances : A survey. <i>ISA transactions</i> , 53(4) :846–849, 2014.
[GKR77]	V Gourishankar, P Kudva, and K Ramar. Reduced- order observers for multivariable systems with inac- cessible disturbance inputs. <i>International Journal of</i> <i>Control</i> , 25(2) :311–319, 1977.
[GS91]	Yuping Guan and Mehrdad Saif. A novel approach to the design of unknown input observers. <i>IEEE Transactions on Automatic Control</i> , 36(5):632–635, 1991.
[GSB06]	Péter Gáspár, I Szaszi, and József Bokor. Rollover sta- bility control in steer-by-wire vehicles based on an lpv method. <i>International journal of heavy vehicle systems</i> , 13(1-2) :125–143, 2006.
[Gup06]	SC Gupta. <i>Fluid mechanics and hydraulic machines</i> . Pearson Education India, 2006.
[GW11]	Lei Guo and Xin-Yu Wen. Hierarchical anti-disturbance adaptive control for non-linear systems with composite disturbances and applications to missile systems. <i>Tran-</i> <i>sactions of the Institute of Measurement and Control</i> , 33(8) :942–956, 2011.
[GWE17]	Global Wind Energy Council GWEC. Global wind report : Annual market update 2017. URL http ://g-wec. net/global-figures/graphs/.[Accessed May 18, 2017], 2017.
$[H\tilde{A} lpha 95]$	T. HÃ $\approx$ gglund. A control-loop performance monitor. Control Engineering Practice, $3(11):1543 - 1551, 1995.$
[Han95]	JQ Han. The extended state observer of a class of uncertain systems. Control and decision, $10(1)$ :85–88, 1995.
[Han08]	Jingqing Han. Active disturbance rejection control technique-the technique for estimating and compensating the uncertainties. <i>National Defense Industry Press, Beijing</i> , pages 197–270, 2008.

#### BIBLIOGRAPHIE

[Han09]	Jingqing Han. From pid to active disturbance rejection control. <i>IEEE transactions on Industrial Electronics</i> , 56(3) :900–906, 2009.
[HBB12]	Wiebke Heins, Pablo Ballesteros, and Christian Bohn. Experimental evaluation of an lpv-gain-scheduled ob- server for rejecting multisine disturbances with time- varying frequencies. In 2012 American Control Confe- rence (ACC), pages 768–774. IEEE, 2012.
[Hei14]	Siegfried Heier. Grid integration of wind energy : onshore and offshore conversion systems. John Wiley & Sons, 2014.
[HM73]	GH Hostetter and JS Meditch. On the generalization of observers to systems with unmeasurable, unknown inputs. <i>Automatica</i> , $9(6)$ :721–724, 1973.
[HSK99]	Babak Hassibi, Ali H Sayed, and Thomas Kailath. Indefinite-Quadratic Estimation and Control : A Uni- fied Approach to H2 and H-infinity Theories, volume 16. SIAM, 1999.
[HSL+98a]	Norden E Huang, Zheng Shen, Steven R Long, Manli C Wu, Hsing H Shih, Quanan Zheng, Nai-Chyuan Yen, Chi Chao Tung, and Henry H Liu. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. In <i>Proceedings</i> of the Royal Society of London A : mathematical, physi- cal and engineering sciences, volume 454, pages 903–995. The Royal Society, 1998.
[HSL <sup>+</sup> 98b]	Norden E Huang, Zheng Shen, Steven R Long, Manli C Wu, Hsing H Shih, Quanan Zheng, Nai-Chyuan Yen, Chi Chao Tung, and Henry H Liu. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. In <i>Proceedings</i> of the Royal Society of London A : mathematical, physi- cal and engineering sciences, volume 454, pages 903–995. The Royal Society, 1998.
[HST92]	Yoichi Hori, Koji Shimura, and Masayoshi Tomizuka.

[HST92] Yoichi Hori, Koji Shimura, and Masayoshi Tomizuka. Position/force control of multi-axis robot manipulator based on the tdof robust servo controller for each joint.

	In American Control Conference, 1992, pages 753–759. IEEE, 1992.
[HTL05]	Tingshu Hu, Andrew R Teel, and Zongli Lin. Lyapu- nov characterization of forced oscillations. <i>Automatica</i> , 41(10) :1723–1735, 2005.
[HTSZ12]	Habib Hajimolahoseini, Mohammad Reza Taban, and Hamid Soltanian-Zadeh. Extended kalman filter fre- quency tracker for nonstationary harmonic signals. <i>Mea-</i> <i>surement</i> , 45(1) :126–132, 2012.
[IAHD15]	Joel Igba, Kazem Alemzadeh, Keld Henningsen, and Christopher Durugbo. Effect of preventive maintenance intervals on reliability and maintenance costs of wind turbine gearboxes. <i>Wind Energy</i> , 18(11) :2013–2024, 2015.
[IHC18]	Raja Imran, D Hussain, and Bhawani Chowdhry. Parameterized disturbance observer based controller to reduce cyclic loads of wind turbine. <i>Energies</i> , 11(5):1296, 2018.
[Ise06]	Rolf Isermann. Fault-diagnosis systems : an introduction from fault detection to fault tolerance. Springer Science & Business Media, 2006.
[JCS <sup>+</sup> 06]	Hailei Jiang, M.A.A Shoukat Choudhury, Sirish L. Shah, John W. Cox, and Michael A. Paulonis. Detection and diagnosis of plant-wide oscillations using the spectral en- velope method. <i>IFAC Proceedings Volumes</i> , 39(2):1139– 1144, 2006. 6th IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes.
[Joh71]	Cn Johnson. Accomodation of external disturbances in linear regulator and servomechanism problems. <i>IEEE</i> <i>Transactions on automatic control</i> , 16(6):635–644, 1971.
[Joh76]	CD Johnson. Theory of distrubance-accommodating controllers. In <i>Control and Dynamic Systems</i> , volume 12, pages 387–489. Elsevier, 1976.
[Joh81]	CD Johnson. Discrete-time disturbance-accommodating control theory with applications to missile digital control. <i>Journal of Guidance, Control, and Dynamics</i> , 4(2):116–125, 1981.

[JU97]	Simon J Julier and Jeffrey K Uhlmann. New exten- sion of the kalman filter to nonlinear systems. In <i>Signal</i> <i>processing, sensor fusion, and target recognition VI</i> , vo- lume 3068, pages 182–194. International Society for Op- tics and Photonics, 1997.
[Kal60]	Rudolph Emil Kalman. A new approach to linear filte- ring and prediction problems. <i>Journal of basic Enginee-</i> ring, $82(1)$ :35–45, 1960.
[KDC06]	CE Kinney and RA De Callafon. Scheduling control for periodic disturbance attenuation. In 2006 American Control Conference, pages 6–pp. IEEE, 2006.
[KN82]	N Kobayashi and T Nakamizo. An observer design for linear systems with unknown inputs. <i>International Jour-</i> <i>nal of Control</i> , 35(4) :605–619, 1982.
[Kno12]	Gary D Knott. <i>Interpolating cubic splines</i> , volume 18. Springer Science & Business Media, 2012.
[KS08a]	Hakan Korouglu and Carsten W Scherer. An lmi approach to h-infinity synthesis subject to almost asymptotic regulation constraints. Systems & Control Letters, $57(4):300-308, 2008.$
[KS08b]	Hakan Korouglu and Carsten W Scherer. Lpv control for robust attenuation of non-stationary sinusoidal distur- bances with measurable frequencies. <i>IFAC Proceedings</i> <i>Volumes</i> , 41(2) :4928–4933, 2008.
[KT04]	Byung-Sub Kim and Tsu-Chin Tsao. A performance enhancement scheme for robust repetitive control system. Journal of dynamic systems, measurement, and control, 126(1):224–229, 2004.
[KUR82]	JERZY KUREK. Observation of the state vector of linear multivariable systems with unknown inputs. <i>International Journal of Control</i> , 36(3):511–515, 1982.
[KWIC72]	J C Kaimal, JC Wyngaard, Y Izumi, and OR Coté. Spectral characteristics of surface-layer turbulence. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 98(417):563-589, 1972.
[Lei06]	James R Leigh. Applied digital control : theory, design and implementation. Courier Dover Publications, 2006.

[Lev18]	William S Levine. <i>The control handbook : control system applications</i> . CRC press, 2018.
[LG95]	M Limebeer and Michael Green. Linear robust control. <i>Ed. Prentice Hall</i> , 1995.
[LGZ12]	Hua Liu, Lei Guo, and Yumin Zhang. An anti- disturbance pd control scheme for attitude control and stabilization of flexible spacecrafts. <i>Nonlinear Dynamics</i> , 67(3) :2081–2088, 2012.
[LL17]	Shengquan Li and Juan Li. Output predictor-based active disturbance rejection control for a wind energy conversion system with pmsg. <i>IEEE Access</i> , 5 :5205–5214, 2017.
[LLC <sup>+</sup> 17]	Fang Liu, Yong Li, Yu Chen, Bo Hu, and Min Wu. Fault diagnosis based on equivalent input disturbance for power system. In <i>Control Conference (CCC), 2017 36th Chinese</i> , pages 7104–7108. IEEE, 2017.
[LLXY14]	Kai Li, Dewei Li, Yugeng Xi, and Debin Yin. Model predictive control with feedforward strategy for gas collectors of coke ovens. <i>Chinese Journal of Chemical Engineering</i> , 22(7):769–773, 2014.
[LWA+18]	Shanzhi Li, Haoping Wang, Abdel Aitouche, Yang Tian, and Nicolai Christov. Active fault tolerance control of a wind turbine system using an unknown input observer with an actuator fault. <i>International Journal of Applied</i> <i>Mathematics and Computer Science</i> , 28(1):69–81, 2018.
[LWHL10]	Xinong Li, Jiandong Wang, Biao Huang, and Sien Lu. The dct-based oscillation detection method for a single time series. <i>Journal of Process Control</i> , 20(5) :609–617, 2010.
[LWK06]	Bei Lu, Fen Wu, and SungWan Kim. Switching lpv control of an f-16 aircraft via controller state reset. <i>IEEE</i> transactions on control systems technology, 14(2) :267– 277, 2006.
[LXP17]	Frank L Lewis, Lihua Xie, and Dan Popa. Optimal and robust estimation : with an introduction to stochastic control theory. CRC press, 2017.

[LYWP16]	Zhixiong Li, Xinping Yan, Xuping Wang, and Zhongxiao Peng. Detection of gear cracks in a complex gearbox of wind turbines using supervised bounded component analysis of vibration signals collected from multi-channel sensors. <i>Journal of Sound and Vibration</i> , 371 :406–433, 2016.
[LZLL16]	Shengquan Li, Kezhao Zhang, Juan Li, and Chao Liu. On the rejection of internal and external disturbances in a wind energy conversion system with direct-driven pmsg. <i>ISA transactions</i> , 61 :95–103, 2016.
[MAdS18]	Eduardo José Novaes Menezes, Alex Maurício Araújo, and Nadège Sophie Bouchonneau da Silva. A review on wind turbine control and its associated methods. <i>Journal of cleaner production</i> , 174 :945–953, 2018.
[Mas15]	Mohamed Lamine Masmoudi. Detection d'un defaut lo- calise dans un multiplicateur d'eolienne : approche par analyse des grandeurs electromecaniques. PhD thesis, La Rochelle, 2015.
[MBVRGL <sup>+</sup> 18]	Arturo Mejia-Barron, Martin Valtierra-Rodriguez, David Granados-Lieberman, Juan C Olivares-Galvan, and Rafael Escarela-Perez. The application of emd-based methods for diagnosis of winding faults in a transformer using transient and steady state currents. <i>Measurement</i> , 117:371–379, 2018.
[MDH05]	Johan Morren and Sjoerd WH De Haan. Ridethrough of wind turbines with doubly-fed induction generator during a voltage dip. <i>IEEE Transactions on energy conversion</i> , $20(2)$ :435–441, 2005.
[Mee03]	Reginald N Meeson. Hht sifting and adaptive filtering. Technical report, INSTITUTE FOR DEFENSE ANA- LYSES ALEXANDRIA VA, 2003.
[MEMS16a]	Mohamed Lamine Masmoudi, Erik Etien, Sandrine Mo- reau, and Anas Sakout. Amplification of single me- chanical fault signatures using full adaptive pmsm ob-

chanical fault signatures using full adaptive pmsm observer. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 64(1):615–623, 2016. [MEMS16b] Mohamed Lamine Masmoudi, Erik Etien, Sandrine Moreau, and Anas Sakout. Localized mechanical fault detection of pmsm test bed using two different identification techniques. In IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, pages 1518–1523. IEEE, 2016. [MEMS17] Mohamed Lamine Masmoudi, Erik Etien, Sandrine Moreau, and Anas Sakout. Single point bearing fault diagnosis using simplified frequency model. Electrical Engineering, 99(1): 455-465, 2017. $[MKH^{+}16]$ Mohammad Hoseintabar Marzebali, Shahin Hedayati Kia, Humberto Henao, Gérard-André Capolino, and Jawad Faiz. Planetary gearbox torsional vibration effects on wound-rotor induction generator electrical signatures. IEEE Transactions on Industry Applications, 52(6):4770-4780, 2016.[MM82] RJ Miller and R Mukundan. On designing reducedorder observers for linear time-invariant systems subject to unknown inputs. International Journal of control, 35(1):183-188, 1982.[Moh15] Amiya R. Mohanty. *Machinery Condition Monitoring* Principles and Practices. CRS Press, Taylor & Francis Group, 2015. [Mül90] PC Müller. Indirect measurement of nonlinear effects by state observers. In Nonlinear Dynamics in Engineering Systems, pages 205–215. Springer, 1990. [NCC10] Mohamed Njeh, S Cauet, and Patrick Coirault. Hinfinity control of combustion torque ripples on hybrid electric vehicles. IFAC Proceedings Volumes, 43(7):542– 547, 2010. [NCC11] Mohamed Njeh, Sebastien Cauet, and Patrick Coirault. Lpv control of ice torque ripple in hybrid electric vehicles. IFAC Proceedings Volumes, 44(1) :2931–2936, 2011. [OOM84] Kivoshi Oishi, Kouhei Onishi, and Kunio Mivachi. An approach to the torque-speed regulation of the separa-

#### BIBLIOGRAPHIE

tely excited dc motor using a state observer. *Electrical* Engineering in Japan, 104(3):93–99, 1984. [OS10] Peter F Odgaard and Jakob Stoustrup. Unknown input observer based detection of sensor faults in a wind turbine. In 2010 IEEE International Conference on Control Applications, pages 310–315. IEEE, 2010.  $[PCH^+15]$ Valentin Preda, Jerome Cieslak, David Henry, Alexandre Falcoz, and Samir Bennani. Lpv control for active vibration mitigation in high stability space missions : a comparative study. IFAC-PapersOnLine, 48(14):88–94, 2015.[PML+98]Erik L Petersen, Niels G Mortensen, Lars Landberg, Jørgen Højstrup, and Helmut P Frank. Wind power meteorology. part i : Climate and turbulence. Wind Energy : An International Journal for Progress and Applications in Wind Power Conversion Technology, 1(S1) :25–45, 1998. [PS88] Youngjin Park and JEFFREY L STEIN. Closed-loop, state and input observer for systems with unknown in-International Journal of Control, 48(3) :1121– puts. 1136, 1988. [PZ10] Dixitbhai Patel and Lin Zhao. Active disturbance rejection control of doubly-fed induction generator during voltage dip. In Proceedings of ESA annual meeting on electrostatics, 2010. [Ran11] Robert Bond Randall. Vibration-based condition monitoring : industrial, aerospace and automotive applications. John Wiley & Sons, 2011. [RCCCR15] German Andres Ramos, Ramon Costa-Castello, and John Cortes-Romero. Lpv observer-based strategy for rejection of periodic disturbances with time-varying frequency. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 2015.[RD09] Arnab Roy and John F Doherty. Raised cosine interpolation for empirical mode decomposition. In Information Sciences and Systems, 2009. CISS 2009. 43rd Annual Conference on, pages 888–892. IEEE, 2009.

[RD10]	A Roy and John F Doherty. Improved signal analysis performance at low sampling rates using raised co- sine empirical mode decomposition. <i>Electronics letters</i> , 46(2):176–177, 2010.
[RD11]	Arnab Roy and John F Doherty. Raised cosine filter- based empirical mode decomposition. <i>IET signal pro-</i> cessing, 5(2) :121–129, 2011.
[RFG+03]	Gabriel Rilling, Patrick Flandrin, Paulo Goncalves, et al. On empirical mode decomposition and its algorithms. In <i>IEEE-EURASIP workshop on nonlinear signal and image processing</i> , volume 3, pages 8–11. NSIP-03, Grado (I), 2003.
[ROB08]	RT Rato, Manuel Duarte Ortigueira, and AG Batista. On the hht, its problems, and some solutions. <i>Mechanical Systems and Signal Processing</i> , 22(6) :1374–1394, 2008.
[SCE+18]	Jack P Salameh, Sebastien Cauet, Erik Etien, Anas Sa- kout, and Laurent Rambault. A new modified sliding window empirical mode decomposition technique for si- gnal carrier and harmonic separation in non-stationary signals : Application to wind turbines. <i>ISA transactions</i> , 2018.
[SFO <sup>+</sup> 08]	Jin-Hua She, Mingxing Fang, Yasuhiro Ohyama, Hiro- shi Hashimoto, and Min Wu. Improving disturbance- rejection performance based on an equivalent-input- disturbance approach. <i>IEEE Transactions on Industrial</i> <i>Electronics</i> , 55(1) :380–389, 2008.
[SGV12]	Farzad A Shirazi, Karolos M Grigoriadis, and Daniel Viassolo. Wind turbine integrated structural and lpv control design for improved closed-loop performance. <i>International Journal of Control</i> , 85(8) :1178–1196, 2012.
[SHR02]	Poul Sørensen, Anca D Hansen, and Pedro André Car- valho Rosas. Wind models for simulation of power fluc- tuations from wind farms. <i>Journal of wind engineering</i> <i>and industrial aerodynamics</i> , 90(12) :1381–1402, 2002.
[SIG98]	RE Skelton, T Iwasaki, and KM Grigoriadis. A unified algebraic approach to linear control design, 1998. <i>Google Scholar</i> , pages 121–199, 1998.

[Sim63]	H Simpson. Performance measures and optimization condition for a third-order sampled-data tracker. <i>IEEE</i> <i>Transactions on Automatic Control</i> , 8(2) :182–183, 1963.
[Sim06]	Dan Simon. Optimal state estimation : Kalman, H in- finity, and nonlinear approaches. John Wiley & Sons, 2006.
[SO02]	Jin-Hua She and Yasuhiro Ohyama. Estimation and re- jection of disturbances in servo systems. <i>IFAC Procee-</i> <i>dings Volumes</i> , 35(1) :67–72, 2002.
[Sor85]	Harold Wayne Sorenson. Kalman filtering : theory and application. IEEE, 1985.
[SP07]	<ul> <li>P Shendge and B Patre. Robust model following load frequency sliding mode controller based on ude and error improvement with higher order filter. <i>IAENG International Journal of Applied Mathematics</i>, 37(1):1–6, 2007.</li> </ul>
[Ste14]	Pawel Stepien. Sliding window empirical mode decomposition-its performance and quality. <i>EPJ Non-linear Biomedical Physics</i> , 2(1) :14, 2014.
[TBHD15]	<ul> <li>Yanmei Tang, Yan Bai, Congzhi Huang, and Bin Du. Linear active disturbance rejection-based load frequency control concerning high penetration of wind energy. <i>Energy Conversion and Management</i>, 95 :259–271, 2015.</li> </ul>
[TEWL03]	<ul> <li>A Tsourdos, JT Economou, BA White, and PCK Luk.</li> <li>Control design for a mobile robot : A fuzzy lpv approach.</li> <li>In Proceedings of 2003 IEEE Conference on Control Applications, 2003. CCA 2003., volume 1, pages 552–557.</li> <li>IEEE, 2003.</li> </ul>
[TH11]	P Trnka and M Hofreiter. The empirical mode decom- position in real-time. In <i>Proceedings of the 18th interna-</i> <i>tional conference on process control, Tatranská Lomnica,</i> <i>Slovakia</i> , pages 14–17, 2011.
[THZ03]	Nina F Thornhill, Biao Huang, and H Zhang. Detec- tion of multiple oscillations in control loops. <i>Journal of</i> <i>Process control</i> , 13(1) :91–100, 2003.
[TPW15]	Daoliang Tan, Ron J Patton, and Xi Wang. A relaxed so- lution to unknown input observers for state and fault es- timation. <i>IFAC-PapersOnLine</i> , 48(21) :1048–1053, 2015.

[UH91]	Takaji Umeno and Yoichi Hori. Robust speed control of dc servomotors using modern two degrees-of-freedom controller design. <i>IEEE Transactions on Industrial Elec-</i> <i>tronics</i> , 38(5) :363–368, 1991.
[VdH57a]	Isaac Van der Hoven. Power spectrum of horizontal wind speed in the frequency range from 0.0007 to 900 cycles per hour. <i>Journal of meteorology</i> , 14(2) :160–164, 1957.
[VdH57b]	Isaac Van der Hoven. Power spectrum of horizontal wind speed in the frequency range from 0.0007 to 900 cycles per hour. <i>Journal of meteorology</i> , 14(2) :160–164, 1957.
[VK48]	Theodore Von Karman. Progress in the statistical theory of turbulence. <i>Proceedings of the National Academy of</i> <i>Sciences</i> , 34(11) :530–539, 1948.
[WBS10]	Jasper Witte, HMNK Balini, and Carsten W Sche- rer. Experimental results with stable and unstable lpv controllers for active magnetic bearing systems. In 2010 <i>IEEE International Conference on Control Applications</i> , pages 950–955. IEEE, 2010.
[WC14]	Xinjiang Wei and Nan Chen. Composite hierarchical anti-disturbance control for nonlinear systems with dobc and fuzzy control. <i>International Journal of Robust and</i> <i>Nonlinear Control</i> , 24(2) :362–373, 2014.
[WCZ <sup>+</sup> 17]	Lei Wang, Ming Cai, Hu Zhang, Fuad Alsaadi, and Liu Chen. Active fault-tolerant control for wind turbine with simultaneous actuator and sensor faults. <i>Complexity</i> , 2017, 2017.
[WD93]	H Wang and S Daley. A fault detection method for unk- nown systems with unknown input and its application to hydraulic turbine monitoring. <i>International Journal</i> of Control, 57(2) :247–260, 1993.
[WG10a]	Xinjiang Wei and Lei Guo. Composite disturbance- observer-based control and h-infinity control for complex continuous models. <i>International Journal of Robust and</i> <i>Nonlinear Control : IFAC-Affiliated Journal</i> , 20(1) :106– 118, 2010.
[WG10b]	Xin-Yu Wen and Lei Guo. Attenuation and rejection for multiple disturbances of nonlinear robotic systems using

	nonlinear observer and pid controller. In 2010 8th World Congress on Intelligent Control and Automation, pages 2512–2517. IEEE, 2010.
[WH82]	K Watanabe and DM Himmelblau. Instrument fault detection in systems with uncertainties. <i>International Journal of Systems Science</i> , 13(2) :137–158, 1982.
[WLZK11]	Bin Wu, Yongqiang Lang, Navid Zargari, and Samir Kouro. <i>Power conversion and control of wind energy systems</i> , volume 76. John Wiley & Sons, 2011.
[WN17]	Bin Wu and Mehdi Narimani. <i>High-power converters and AC drives</i> . John Wiley & Sons, 2017.
[WS18]	Shu Wang and Peter Seiler. Gridded-based lpv control of a clipper liberty wind turbine. <i>Wind Energy</i> , 21(11) :1106–1120, 2018.
[WTL16]	Siying Wang, Wen Tan, and Donghai Li. Design of linear adrc for load frequency control of power systems with wind turbine. In 2016 14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), pages 1–5. IEEE, 2016.
[WZG09]	Xinjiang Wei, Hui-Feng Zhang, and Lei Guo. Composite disturbance-observer-based control and terminal sliding mode control for uncertain structural systems. <i>Inter-</i> <i>national Journal of Systems Science</i> , 40(10) :1009–1017, 2009.
[Yip10]	L-a Yip. Realtime empirical mode decomposition for in- travascular bubble detection. <i>Bachelor Thesis, School of</i> <i>engineering and physical sciences, James Cook Univer-</i> <i>sity</i> , 2010.
[YLCL10]	Jun Yang, Shihua Li, Xisong Chen, and Qi Li. Disturbance rejection of ball mill grinding circuits using dob and mpc. <i>Powder Technology</i> , 198(2) :219–228, 2010.
[YLCL11]	Jun Yang, Shihua Li, Xisong Chen, and Qi Li. Disturbance rejection of dead-time processes using disturbance observer and model predictive control. <i>Chemical engineering research and design</i> , 89(2) :125–135, 2011.

[YW88]	Fuyu Yang and Richard W Wilde. Observers for linear systems with unknown inputs. <i>IEEE transactions on automatic control</i> , 33(7):677–681, 1988.
[YWS <sup>+</sup> 18]	Pan Yu, Min Wu, Jinhua She, Kang-Zhi Liu, and Yosuke Nakanishi. An improved equivalent-input-disturbance approach for repetitive control system with state delay and disturbance. <i>IEEE Transactions on Industrial Electronics</i> , 65(1):521–531, 2018.
[YZK19]	Dong Yang, Guangdeng Zong, and Hamid Reza Karimi. H-infinity refined anti-disturbance control of switched lpv systems with application to aero-engine. <i>IEEE Tran-</i> <i>sactions on Industrial Electronics</i> , 2019.
[Zar09]	F Lezama Zarraga. On-line extraction of modal cha- racteristics from power system measurements based on hilbert-huang analysis. In <i>Electrical Engineering, Com-</i> <i>puting Science and Automatic Control, CCE, 2009 6th</i> <i>International Conference on</i> , pages 1–6. IEEE, 2009.
[ZBS12]	Aleksandra Ziaja, Tomasz Barszcz, and Wieslaw Stas- zewski. Fractal based signal processing for fault de- tection in ball-bearings. <i>Condition Monitoring of Ma-</i> <i>chinery in Non-Stationary Operations</i> , pages 385–392, 2012.
[ZFT <sup>+</sup> 13]	Angela Zeiler, Rupert Faltermeier, Ana Maria Tomé, C Puntonet, Alexander Brawanski, and Elmar Wolfgang Lang. Weighted sliding empirical mode decomposition for online analysis of biomedical time series. <i>Neural pro-</i> <i>cessing letters</i> , 37(1) :21–32, 2013.
[ZKS11]	Qing-Chang Zhong, Alon Kuperman, and RK Stobart. Design of ude-based controllers from their two-degree- of-freedom nature. <i>International Journal of Robust and</i> <i>Nonlinear Control</i> , 21(17) :1994–2008, 2011.
[ZR04]	Qing-Chang Zhong and David Rees. Control of uncer- tain lti systems based on an uncertainty and disturbance estimator. <i>Journal of dynamic systems, measurement,</i> <i>and control</i> , 126(4) :905–910, 2004.
[ZUB <sup>+</sup> 11]	Radosław Zimroz, Jacek Urbanek, Tomasz Barszcz, Walter Bartelmus, Fabien Millioz, and Nadine Martin.

	Measurement of instantaneous shaft speed by advanced vibration signal processing-application to wind turbine gearbox. <i>Metrology and Measurement Systems</i> , 18(4):701–712, 2011.
[ZX11]	Wenjing Zhang and Hongze Xu. Active disturbance re- jection based pitch control of variable speed wind tur- bine. In <i>Proceedings of the 30th Chinese Control Confe-</i> <i>rence</i> , pages 5094–5098. IEEE, 2011.

### Publications de l'auteur

Salameh, J. P., Cauet, S., Etien, E., Sakout, A., & Rambault, L. PMSG-based Wind Turbine Torque Harmonic Reduction Through LPV Control of Extended Kalman Filter-Based Disturbance Estimation

3rd IFAC Workshop on Linear Parameter-Varying Systems (LPVS) 2019 - Eindhoven, Netherlands

Salameh, J. P., Cauet, S., Etien, E., Sakout, A., & Rambault, L. EMD-Kalman filter design for wind turbine condition monitoring

28th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE) 2019 -Vancouver, Canada

https://doi.org/10.1109/ISIE.2019.8781448

Salameh, J. P., Cauet, S., Etien, E., Sakout, A., & Rambault, L. A new modified sliding window empirical mode decomposition technique for signal carrier and harmonic separation in nonstationary signals : Application to wind turbines ISA Transaction (2018) - Elsevier https://doi.org/10.1016/j.isatra.2018.12.019

Salameh, J. P., Cauet, S., Etien, E., Sakout, A., & Rambault, L. Enhanced Kalman Filter Through Modified Empirical Mode Decomposition For Wind Profile Exogenous Disturbance Extraction & Isolation in Wind Turbines

IEEE - 7th International Conference on Systems and Control (ICSC) 2018 - Valencia, Spain

#### https://doi.org/10.1109/ICoSC.2018.8587825

Salameh, J. P., Cauet, S., Etien, E., Sakout, A., & Rambault, L. Gearbox condition monitoring in wind turbines : A review Mechanical Systems and Signal Processing MSSP (2018) - Elsevier https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.03.052

Salameh, J. P., Cauet, S., Etien, E., Sakout, A., & Rambault, L. Wind Turbine Condition Monitoring : Sensor-less Kalman Filter Example for Bearing Fault Detection

20th World Congress of the International Federation of Automatic Control IFAC 2017 - Toulouse, France

Salameh, J. P., El Ghossein, N., El Hassan, M., Karami, N., & Najjar, M. B.

#### **Battery Modeling and Lifetime Prediction**

Modern Environmental Science and Engineering (2017) - Academic Star http://www.academicstar.us/UploadFile/Picture/2017-8/20178181356234.pdf

Salameh, J. P., El Ghossein, N., El Hassan, M., Karami, N., & Najjar, M. B.

#### Survey on electrical modeling methods applied on different battery types

Third International Conference on Technological Advances in Electrical, Electronics and Computer Engineering (TAEECE) 2015 - Beirut, Lebanon

https://doi.org/10.1109/TAEECE.2015.7113597

#### Approche par contrôle actif dans le cadre de l'optimisation de la durée de vie des éoliennes

#### Résumé :

Cette thèse intitulée "Approche par contrôle actif dans le cadre de l'optimisation de la durée de vie des éoliennes» étudie le fonctionnement des éoliens et vise à réduire les perturbations au moyen d'une stratégie de contrôle actif. Les éoliennes fonctionnent dans des conditions environnementales difficiles en raison de vitesses de vent aléatoires. Le profil du vent induit deux composantes de perturbation appelées cisaillement et ombre de la tour. Ces composants produisent un couple aérodynamique perturbé qui provoque des contraintes, de la fatigue et une défaillance des composants mécaniques. Le Chapitre 1 introduit la théorie autour des éoliennes et tous les sous-systèmes mécaniques et électriques associés. Le filtre de Kalman étendu (EKF) est ensuite introduit pour évaluer la nécessité du traitement du signal et du diagnostic pour l'isolation et la détection des perturbations. Le Chapitre 2 présente une nouvelle méthode modifiée de décomposition en mode empirique par fenêtre glissante (SWEMD) en tant que méthode de traitement du signal capable de mieux isoler les perturbations. On en conclut qu'après le SWEMD, on peut détecter la signature fréquentielle du cisaillement du vent et de l'ombre de la tour. Dans le Chapitre 3, une méthode d'estimation basée sur l'observateur à entrée inconnue (UIO) est appliquée afin d'estimer la perturbation dans l'éolienne. L'UIO montre d'excellents résultats en estimant avec précision la perturbation. Le chapitre 4 présente la stratégie de contrôle actif basée sur un contrôleur linéaire à paramètres variants (LPV) dans le but d'atténuer les ondulations du couple aérodynamique. En fait, la perturbation isolée par le SWEMD et la perturbation estimée via l'UIO sont utilisées comme entrée de contrôle LPV afin de générer une référence de contrôle. La commande est ensuite injectée dans le générateur afin de réduire l'effet des perturbations. Tant pour l'isolation que pour l'estimation, les résultats montrent une bonne atténuation des perturbations aérodynamiques. On peut constater que l'UIO a montré des résultats supérieurs à ceux de la SWEMD. Le chapitre 5 présente le montage expérimental utilisé pour valider les travaux théoriques. Un banc d'essai de l'Université de Poitiers est utilisé pour imiter le fonctionnement de l'éolienne. Tous les résultats permettent la validation des techniques théoriques utilisées dans les simulations numériques.

Mots clés : Profil du vent, éolien, perturbations, EKF, SWEMD, UIO, contrôle LPV.

#### Active control for wind turbine lifetime expectancy optimization

#### Summary :

This thesis entitled "Active control for wind turbine lifetime expectancy optimization" studies the operation of wind turbines and aims to reduce disturbance through an active control strategy. Wind turbines are known to operate under harsh environmental conditions mainly related to random wind speeds. The wind profile induces two disturbance components known as the wind shear and tower shadow. These components produce a disturbed aerodynamic torque causing stress, fatigue, and mechanical component failure. Chapter 1 introduces the wind turbine theory and all related mechanical and electrical subsystem. The extended Kalman filter (EKF) is then introduced to show the necessity of signal processing and diagnosis for disturbance isolation and detection. Chapter 2 presents a new modified Sliding Window Empirical Mode Decomposition (SWEMD) method as a signal processing method capable of better isolating the disturbance component. It is concluded that after the SWEMD one can accurately diagnose the wind shear and tower shadow disturbance frequency signature. In chapter 3 an estimation method based on the Unknown Input Observer (UIO) is applied in order to estimate the disturbance in the wind turbine. The UIO shows great results in accurately estimating the disturbance. Chapter 4 introduces the active control Linear Parameter Varying (LPV)-based strategy for torque ripple attenuation. The isolated disturbance by the SWEMD, and the estimated disturbance through the UIO are used as the LPV control input in order to generate a current control command. The control command is then injected into the generator in order to reduce the disturbance effect on the drivetrain. For both isolation and estimation results show good aerodynamic disturbance attenuation, while the UIO showed better results than those of the SWEMD. Chapter 5 presents the experimental setup used to validate the theoretical work. A test bench at the University of Poitiers is used to imitate the operation of the wind turbine. All the results matched the ones found in the theoretical tests.

Keywords : Wind profile, wind turbine, disturbances, EKF, SWEMD, UIO, LPV control.





Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement (LaSIE) - UMR CNRS 7356



Pôle Sciences et Technologie - Avenue Michel Crépeau 17042 LA ROCHELLE Cedex 1 - France