

Conception d'un jumeau numérique pour un procédé d'aspiration industrielle

Houssem Hosni

▶ To cite this version:

Houssem Hosni. Conception d'un jumeau numérique pour un procédé d'aspiration industrielle. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de La Rochelle, 2022. Français. NNT : 2022LAROS031 . tel-04116930

HAL Id: tel-04116930 https://theses.hal.science/tel-04116930v1

Submitted on 5 Jun2023

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 :

Houssem HOSNI

soutenue le : **01 juillet 2022** pour obtenir le grade de : **Docteur de l'université de La Rochelle** Discipline : **Image, Signal et Automatique**

Conception d'un jumeau numérique pour un procédé d'aspiration industrielle

JURY :

Nezha TRIGEASSOU Mohamed BOUSSAK Erik ETIEN Anas SAKOUT Laurent RAMBAULT Marc TERRIEN Maître de Conférences - HDR, Université de Poitiers, LIAS, Rapporteur Professeur, Ecole Centrale de Marseille (ECM), LIS, Rapporteur Maître de Conférences - HDR, Université de Poitiers, LIAS, Co-directeur de thèse Professeur, La Rochelle Université, LaSIE, Directeur de thèse Maître de Conférences - HDR, Université de Poitiers, LIAS, Membre invité PDG, Société GIRARDEAU, Membre invité

Dans le cadre de la Convention Industrielle de Formation pour la REcherche (CIFRE), les travaux de cette thèse ont été réalisés en collaboration entre le Laboratoire d'Informatique et d'Automatique pour les Systèmes (LIAS) de l'Université de Poitiers, du Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement (LaSIE) de L'Université de La Rochelle et l'entreprise GIRARDEAU.

Je remercie mes directeurs de thèse M. Erik ETIEN, Directeur du LabCom IONESCO à l'Université de Poitiers, M. Anas SAKOUT, Professeur à l'Université de La Rochelle et M. Laurent RAMBAULT, Maître de Conférences - HDR à l'Université de Poitiers, pour la confiance qu'ils m'ont accordée en m'offrant ce sujet de thèse. Leurs compétences scientifiques m'ont soutenu tout au long de l'avancement des travaux. Leurs qualités humaines m'ont fait sentir au sein d'une famille.

Je remercie également M. Sébastien CAUET, Maître de Conférences - HDR à l'Université de Poitiers, et M. Thierry DOGET, Maître de Conférences à l'Université de Poitiers, pour tout le soutien, les conseils et connaissances scientifiques offertes au cours de ma thèse.

Je remercie également Mme. Nezha TRIGEASSOU, Maître de Conférences - HDR à l'Université de Poitiers et M. Mohamed BOUSSAK, Professeur à l'Ecole Centrale de Marseille (ECM) pour avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse.

Je remercie également M. Marc TERRIEN, PDG de l'entreprise GIRARDEAU, pour avoir accepté de collaborer dans ce travail. Pour son soutien permanent. Mes entretiens avec lui ont été très fructueux. Je lui en suis très reconnaissant.

Je tiens aussi à remercier tout le corps administratif et le personnel du Grand Poitiers, pour avoir accepté de collaborer dans ce travail. Je remercie, plus particulièrement, M. Damien TENAILLEAU, du Centre Technique Municipale de Poitiers (CTM), pour nous avoir donné l'autorisation d'accéder dans les locaux du CTM en plusieurs reprises. Les compagnes de mesures faites au CTM de Poitiers ont permis de valider les résultats théoriques développés dans cette thèse.

Je remercie aussi tout le corps administratif et le personnel du LIAS pour leur collabo-

ration. 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.

Ce travail n'aurait pu être mené à bien sans la disponibilité et l'accueil chaleureux que m'a témoigné l'équipe du LabCom IONESCO. Nos échanges et entraides m'ont marqué tout au long de mon travail.

J'exprime aussi mes remerciements à tous mes collègues de l'entreprise GIRARDEAU et du laboratoire LIAS qui ont contribué au maintien d'une bonne humeur et pour leurs sympathie.

Enfin, je ne pourrais finir ces remerciements sans penser à ma famille dont l'affection, l'amour, le soutien et l'encouragement constants m'ont été d'un grand réconfort et ont contribué à l'aboutissement de ce travail.

In	ntrod	uction		1
	0.1	L'usin	e du futur	1
	0.2	La ma	intenance dans l'usine du futur	2
	0.3	Evolut	tion de la société GIRARDEAU dans le cadre de l'usine du futur	3
		0.3.1	Activité de l'entreprise	3
		0.3.2	Vers un contrôle permanent des installations \hdots	4
	0.4	Dévelo	oppement d'un jumeau numérique pour une installation d'aspiration .	5
		0.4.1	Concept de jumeau numérique	5
		0.4.2	Définition d'un jumeau numérique pour une installation type	6
			$0.4.2.1 Introduction \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots $	6
			0.4.2.2 Descriptif de l'installation d'aspiration	7
			0.4.2.3 Fonctionnement sain : surveillance des grandeurs caracté-	
			ristiques \ldots	9
			0.4.2.4 Maintenance prédictive et diagnostic $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	9
	0.5	Classif	fication des types de maintenance	9
	0.6	ption d'une opération de maintenance type	11	
	0.7	Mainte	enance prédictive en ventilation	12
1	Dév	eloppe	ement d'un jumeau numérique à partir de mesures vibratoires	13
	1.1	Foncti	onnement sain : surveillance des grandeurs caractéristiques	13
		1.1.1	Principe	13
		1.1.2	Estimation de la vitesse de rotation	14
		1.1.3	Modèles du moteurs	15
			1.1.3.1 Caractéristiques couple/vitesse	15
			1.1.3.2 Caractéristiques rendement/puissance	17
		1.1.4	Résultats expérimentaux	18
		1.1.5	Conclusions	22
	1.2	Mainte	enance prédictive	22
		1.2.1	Introduction	22
		1.2.2	La norme ISO 14694	23
		1.2.3	Conformité de l'installation vis à vis de la norme ISO 14694 $\ .$	25
	1.3	Diagno	ostic	25
		1.3.1	Introduction	25
		1.3.2	Caractérisation des spectres vibratoires attendus	26

			1.3.2.1	Spectre vibratoire coté moteur	26
			1.3.2.2	Spectre vibratoire coté ventilateur $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	26
		1.3.3	Vérificat	ion expérimentale	27
			1.3.3.1	Spectre vibratoire coté moteur $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	27
			1.3.3.2	Spectre vibratoire coté ventilateur $\ldots \ldots \ldots \ldots$	28
2	Dév	veloppe	ement d'	un jumeau numérique à partir de mesures électriques	31
	2.1	Introd	uction .		31
	2.2	Mesur	e de cours	ant : caractérisation du spectre électrique attendu	32
		2.2.1	Le mote	ur idéal	32
		2.2.2	Compos	antes présentes sur un moteur sain	33
			2.2.2.1	Composantes spectrales liées à la rotation du rotor	33
			2.2.2.2	Composantes spectrales liées aux asymétries du rotor	36
			2.2.2.3	Harmoniques d'encoches	39
			2	2.2.3.1 Principe	39
			2	2.2.3.2 Détermination du nombre d'encoches	39
			2.2.2.4	Composantes liées à la charge	45
		2.2.3	Compos	antes spectrales présentes sur un moteur défectueux	47
			2.2.3.1	Déséquilibre de l'alimentation électrique	47
			2.2.3.2	Défauts sur les enroulements statoriques	48
			2.2.3.3	Défauts de barres cassées	49
			2.2.3.4	Défauts de roulements à billes	52
			2.2.3.5	Défauts d'excentricité	54
	2.3	Analys	se par dér	nodulation des courants statoriques	57
		2.3.1	Détectio	n synchrone	59
		2.3.2	Démodu	lations AM+FM	59
			2.3.2.1	Transformation de Concordia	59
			2.3.2.2	Transformée de Hilbert	60
			2.3.2.3	Teager–Kaiser Energy (TKE)	61
			2.3.2.4	Relation TKE/Concordia	63
		2.3.3	Générat	eurs de signaux orthogonaux (OSG)	63
			2.3.3.1	Principe	63
			2.3.3.2	Analyse de stabilité	66
		2.3.4	Compara	aison en simulation	69
			2.3.4.1	Variations d'amplitude en régime permanent	69
			2.3.4.2	Variations de fréquence	70
			2.3.4.3	Signal bruité	71
			2.3.4.4	Signal perturbé	73
			2.3.4.5	Conclusions	73

		2.3.5	Application au moteur du site CTM
	2.4	Jumea	au numérique de l'installation du CTM
		2.4.1	Modélisation de l'installation
		2.4.2	Surveillance par analyse statistique : étude en simulation 83
			2.4.2.1 Etape 1 : choix de la signature $S_{défaut}$
			2.4.2.2 Etape 2 : référence statistique
			2.4.2.3 Etape 3 : seuil d'alarme automatique
		2.4.3	Application au cas du système de CTM
	2.5	Concl	usion \ldots \ldots \ldots \ldots $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$ $$
3	Mo	nitorin	g en régime transitoire : approche par Order Tracking sans
	cap	teur	95
	3.1	Monit	oring en régime transitoire
		3.1.1	Avantages de l'analyse en régime transitoire
		3.1.2	Techniques de traitement du signal
			3.1.2.1 Transformée de Fourier à court terme
			3.1.2.2 Transformée en ondelettes discrètes
			3.1.2.3 Order Tracking
			3.1.2.3.1 Méthodes AD (Angle Dependant) : $\dots \dots \dots 99$
			3.1.2.3.2 Méthodes TD (Time Dependant) $\dots \dots \dots \dots 99$
	3.2	Order	Tracking sans capteur mécanique (TOT)
	3.3	Déteri	mination d'un observateur adaptatif à partir d'un nombre réduit d'in-
		forma	tion $\ldots \ldots \ldots$
		3.3.1	Introduction
		3.3.2	Détermination du modèle en régime permanent
			3.3.2.1 Méthodes d'estimation $\ldots \ldots \ldots$
			3.3.2.2 Application $\ldots \ldots 107$
			3.3.2.3 Conclusion
		3.3.3	Détermination du modèle dynamique à partir du modèle statique . 111
			3.3.3.1 Modèle dynamique du moteur asynchrone
			3.3.3.2 Passage du modèle statique au modèle dynamique 112
		3.3.4	Observateur adaptatif
	3.4	Echan	tillonnage angulaire $\ldots \ldots 118$
	3.5	Tests	1 : surveillance de défauts rotoriques
		3.5.1	Présentation du banc d'essai du LIAS
		3.5.2	Validation de l'observateur adaptatif
			3.5.2.1 Choix du modèle statique
			3.5.2.2 Influence de la température
		3.5.3	Validation de l'échantillonnage angulaire

3.5.4 Surveillance de défauts rotoriques				éfauts rotoriques	. 129
		3.5.4.1	Choix d	'un angle de ré-échantillonnage spécifique	. 129
		3.5.4.2	Applica	tion aux défauts rotoriques	. 129
		3	.5.4.2.1	Signal IA : analyse en régime permanent	. 131
		3	.5.4.2.2	Signal IA : analyse en régime transitoire $\ . \ . \ .$. 131
		3	.5.4.2.3	Signal IF : analyse en régime permanent $\ . \ . \ .$. 132
		3	.5.4.2.4	Signal IF : analyse en régime transitoire $\ . \ . \ .$. 132
	3.5.5	Extracti	on des co	omposantes de défaut	. 134
	3.5.6	Conclusi	ions		. 134
3.6	Tests 2	2 : applica	ation au	moteur du CTM	. 135
	3.6.1	Définitio	ons des ai	ngles spécifiques	. 135
	3.6.2	Couplag	e du mot	eur	. 136
	3.6.3	Relevés	expérime	ntaux	. 137
	3.6.4	Choix d	u modèle	statique et observateur $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$. 137
	3.6.5	Estimati	ions de l'	observateur	. 140
	3.6.6	Résultat	s de l'OI	Γ en régime permanent	. 141
		3.6.6.1	Analyse	e du signal $IA(t)$. 142
		3.6.6.2	Analyse	e du signal $IF(t)$. 142
	3.6.7	Résultat	s de l'OI	Γ en régime transitoire	. 144
3.7	Conclu	usions et j	perspecti	ves	. 147
Conclu	sion g	énérale			149
Bibliog	graphie				153

Table des figures

1	Les types de maintenance	2
2	La société GIRARDEAU	4
3	Visuel du jumeau numérique de l'installation	7
4	Le visuel 3D de l'installation d'aspiration de la poussière de bois au CTM	
	de Poitiers	8
5	Le système Moteur-Ventilateur	8
1.1	Estimation du fonctionnement sain : principe	14
1.2	Allure de la caractéristique couple/vitesse d'une machine asynchrone	16
1.3	$\label{eq:approximation} Approximation de la caractéristique couple/vitesse d'une machine asynchrone$	16
1.4	Allure de la caractéristique Rendement/Puissance mécanique d'une ma-	
	chine asynchrone	18
1.5	Positionnement des accéléromètres tri-axiaux	19
1.6	Le système d'acquisition des données	19
1.7	Spectre vibratoire	20
1.8	Zoom sur le spectre vibratoire du moteur (Axe X) \ldots	27
1.9	Vibrations du moteur	29
2.1	Pas d'excentricité	33
2.1		
2.2	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur	34
2.1 2.2 2.3	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur Analyse CZT. Fréquences $f_e + f_r$ liée à la rotation du moteur	34 35
 2.2 2.3 2.4 	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur Analyse CZT. Fréquences $f_e + f_r$ liée à la rotation du moteur	34 35 35
 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5 	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur	34 35 35 38
 2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur	34 35 35 38 41
 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur	34 35 35 38 41 42
 2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur	 34 35 35 38 41 42 44
 2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 2.9 	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur	 34 35 35 38 41 42 44 47
2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 2.9 2.10	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur	34 35 35 38 41 42 44 47 48
2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 2.9 2.10 2.11	Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur	34 35 38 41 42 44 47 48 48
2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 2.9 2.10 2.11 2.12	$\begin{array}{llllllllllllllllllllllllllllllllllll$	34 35 35 41 42 44 47 48 48 50
2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 2.9 2.10 2.11 2.12 2.13	$\begin{array}{llllllllllllllllllllllllllllllllllll$	34 35 35 38 41 42 44 47 48 48 50 51
2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 2.9 2.10 2.11 2.12 2.13 2.14	$\begin{array}{llllllllllllllllllllllllllllllllllll$	34 35 38 41 42 44 47 48 48 50 51 54
2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7 2.8 2.9 2.10 2.11 2.12 2.13 2.14 2.15	$\begin{array}{llllllllllllllllllllllllllllllllllll$	34 35 38 41 42 44 47 48 48 50 51 54 55
$\begin{array}{c} 2.2 \\ 2.3 \\ 2.4 \\ 2.5 \\ 2.6 \\ 2.7 \\ 2.8 \\ 2.9 \\ 2.10 \\ 2.11 \\ 2.12 \\ 2.13 \\ 2.14 \\ 2.15 \\ 2.16 \end{array}$	$\begin{array}{llllllllllllllllllllllllllllllllllll$	34 35 38 41 42 44 47 48 48 50 51 54 55 56

2.18	Diagramme de Bode de G_x et G'_x	64
2.19	Filtre à variable d'état	65
2.20	Démodulation par OSG	66
2.21	Variation d'amplitude : estimations de $IA(t)$ et de $IF(t)$	69
2.22	Variation d'amplitude : erreurs sur les estimations de $A(t)$ ad $IF(t).\ .\ .$.	70
2.23	Variation d'amplitude : sorties des filtres OSG	71
2.24	Variation de fréquence : estimations de $IA(t)$ et $IF(t)$	71
2.25	Variation de fréquence : erreurs sur les estimations de $A(t)$ ad $IF(t)$	72
2.26	Variation de fréquence : sorties des filtres OSG	72
2.27	Signal bruité : estimations de $IA(t)$ et $IF(t)$	73
2.28	Signal bruité : signaux en quadrature et $IA(t)$ fournis par Concordia et les	
	filtres OSG.	74
2.29	Signaux harmoniques : signaux en quadrature et $IA(t)$ fournis par Concor-	
	dia et les filtres OSG	74
2.30	Signaux harmoniques : estimations de $IA(t)$ et $IF(t)$	75
2.31	Mesures CTM : estimations de IA(t) et IF(t). \ldots	76
2.32	Mesures CTM : Spectre de IA(t). \ldots	77
2.33	Mesures CTM : Spectre de IF(t). \ldots	77
2.34	Mesures CTM : Comparaison des spectres de $\mathrm{IA}(\mathbf{t})$ par OSG et Concordia.	78
2.35	Mesures CTM : Comparaison des spectres de $\mathrm{IF}(\mathbf{t})$ par OSG et Concordia.	78
2.36	Le système moteur/ventilateur	79
2.37	Compartiments du système Moteur/Ventilateur	80
2.38	Modélisation mécanique du système moteur/ventilateur	82
2.39	Modélisation du jumeau numérique	83
2.40	Surveillance d'une fréquence de défaut, [FOU15]	84
2.41	Création de la référence, [FOU15]	85
2.42	Signature normalisée, [FOU15]	87
2.43	Mesure et aquisition de courant $\ldots \ldots \ldots$	88
2.44	Signaux simulés et estimés par Concordia	89
2.45	Spectres de fourier des signaux estimés par Concordia	90
2.46	Signatures de défaut sans et avec défaut	91
2.47	Signatures de défaut normalisées sans et avec défaut	91
2.48	Histogramme représentant la répartition des signatures de défaut normali-	
	sées en régime permanent	92
2.49	Signatures de défaut normalisées et avec défaut	93
3.1	Hardware Order Tracking [Bon04]	100
3.2	Computed Order Tracking par interpolation [Bon04]	100
3.3	Schéma de TOT.	102

3.4	Schéma du TOT à partir des mesures électriques (exemple d'un diagnostic
	réalisé sur la vitesse estimé e $\hat{\omega})$
3.5	Modèle d'une machine asynchrone simple cage en régime permanent 105
3.6	Couple électromagnétique en fonction du glissement
3.7	Puissance mécanique en fonction du glissement
3.8	Courant en fonction du glissement
3.9	Rendement en fonction du glissement
3.10	Modèle dynamique d'une machine asynchrone en régime permanent vu du
	coté stator
3.11	Schéma-bloc du système et de l'observateur adaptatif
3.12	Banc expérimental
3.13	Rotors sains et défectueux
3.14	Comparaison entre les modèles : IA(t) et IF(t), $K_i = 10000, K_p = 0, k = 1.$ 122
3.15	Comparaison entre les modèles : vitesses mesurée et estimée, $K_i = 10000$,
	$K_p = 0, k = 1122$
3.16	Définitions des zones transitoires et en régime permanent
3.17	Critère (3.46) calculés sur la vitesse, $IA(t)$ et $IF(t)$: (1) Lee, (2) Haque,
	(3) Guimares, (4) Natarajan, (5) Mixe. $\ldots \ldots \ldots$
3.18	Validation de l'observateur : moteur froid, $K_i=10000,K_p=0,k=1.$ 125
3.19	Validation de l'observateur : moteur chaud, $K_i = 10000, K_p = 0, k = 1. \ . \ . \ 125$
3.20	Moteur sain : spectre de IA(t) en régime permanent. $\dots \dots \dots$
3.21	Moteur sain : position mécanique, courant et amplitude instantannée ré-
	échantillonnés
3.22	Moteur sain : spectre de $IA(\theta_m)$ en régime transitoire
3.23	Moteur défectueux : régimes transitoire et permanent \hdots
3.24	Moteur défectueux : spectres de $IA(t)$ et $IA(\theta_{spec})$ en régime permanent. $% IA(t)$. 131
3.25	Moteur défectueux : spectres de $IA(t)$ et $IA(\theta_{spec})$ en régime transitoire. $% A(t)=A(t)$. 132
3.26	Moteur défectueux : spectres de $IF(t)$ et $IF(\theta_{spec})$ en régime permanent 133
3.27	Moteur défectueux : spectres de $IF(t)$ et $IF(\theta_{spec})$ en régime transitoire. $% IF(t)$. 133
3.28	Moteur défectueux : spectre de $IF(\theta_{spec})$ en régime transitoire avec filtrage
	TSA
3.29	Mesures du courants de ligne I_1 et de la tension composée $U_{12}.\ .\ .\ .\ .\ .$ 137
3.30	Mesures du déphasage entre J_1 et U_{12}
3.31	Courant et vitesse estimés par l'observateur de Kubota
3.32	Critère (3.46) calculés sur IA (t) et IF (t) : (1) Lee, (2) Haque, (3) Guimares,
	(4) Natarajan, (5) Mixe
3.33	Courant et vitesse estimés par l'observateur de Kubota
3.34	Spectre du signal $IA(t)$ en régime permanent
3.35	TOT de l'amplitude instantanée IA(t) en régime permanent

3.36	TOT de l'amplitude instantanée $\mathrm{IF}(t)$ en régime permanent	143
3.37	Signaux $IA(t)$ et $IF(t)$ mesurés et estimés	144
3.38	TOT de l'amplitude instantanée IA(t) en régime transitoire	145
3.39	TOT de la fréquence instantanée $\mathrm{IF}(t)$ en régime transitoire	146

1	Les caractéristiques de l'entraînement mécanique poulies/courroies	8
2	Les caractéristiques du moteur	9
1.1	Estimation des grandeurs caractéristiques du moteur d'entraînement	21
1.2	Références des défauts en analyse vibratoire	23
1.3	Les catégories d'application des ventilateurs	24
1.4	Limites de vibrations sismiques pour essais in situ pour la catégorie d'ap-	
	plication BV-3	25
1.5	Les fréquences théoriques attendues	27
1.6	Tableau comparatif des fréquences attendues et celles mesurées	29
2.1	Références des technique d'analyse en MCSA	32
2.2	Références des défauts en MCSA	32
2.3	Comparaison des amplitudes entre le fondamental f_e et les harmoniques de	
	l'équation (2.1) [TC17]	37
2.4	Valeur de f_{rotor} jusquà $k = 4$	38
2.5	Combinaisons de nombres de barres de stator, et de rotor, pour des diffé-	
	rents nombres de pôles [TC17]	40
2.6	Valeurs nominales et nombres de barres de rotor pour moteur asynchrone	
	triphasés à 2 pôles [TC17] \ldots	40
2.7	Valeurs de $f_{rs(+1)}$ en fonction du nombre d'encoches de rotor N_b avec un	
	glissement à pleine charge	42
2.8	Fréquences estimées et réelles en fonction du nombre d'encoches de rotor N_b	43
2.9	Spectre vibratoire : fréquences attendues et mesurées	46
2.10	Spectre du courant : fréquences attendues pour $f_e = 50Hz$	46
2.11	Analyse spectrale du courant	46
2.12	Causes, conséquences et modulation des défauts mécaniques dans le courant	
	des machines électriques [FOU15; BLO06] $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	58
2.13	Méthodes de démodulation AM/FM	59
2.14	Utilisation de la méthode TKE	61
2.15	Analyse spectrale des termes de modulation $IA(t)$ et $IF(t)$	76
2.16	Types et fréquences correspondantes aux défauts	82
2.17	Moyennes et écart-types obtenus	90
2.18	Moyennes et écart-types normalisés obtenus	91
2 10	Extrait de la table de la loi normale $\mathcal{N}(0, 1)$	92

3.1	Domaine angulaire et notations FFT
3.2	TOT et applications. $\ldots \ldots \ldots$
3.3	Données nécessaires pour les différentes méthodes
3.4	Données moteurs pour les simulations
3.5	Paramètres calculés par le modèle Mixe
3.6	Paramètres calculés pour le moteur 1,1 kW
3.7	Définition des angles spécifiques pour l'application de ventilation 136
3.8	Définition des vitesses spécifiques pour l'application de ventilation 142

Introduction

0.1 L'usine du futur

Depuis le début de l'industrialisation, les avancées technologiques ont conduit à des changements de paradigmes qui sont aujourd'hui nommés « révolutions industrielles » : dans le domaine de la mécanisation (la 1ère révolution industrielle), de l'utilisation intensive de l'énergie électrique (la 2ème révolution industrielle) et de l'automatisation généralisée et l'utilisation de robots en production (dite la 3ème révolution industrielle).

De nouveaux modèles numériques ont été créés et développés. Les versions numériques ont remplacé les versions analogiques. La 4ème révolution industrielle est donc caractérisée par ce changement vers le monde de la numérique. Elle présente un développement plus rapidement des prototypes et introduction sur le marché grâce à l'impression 3D en tant que méthode de production, les nanotechnologies pour l'étude des maladies, la microfinance avec des robots de conseil et des algorithmes sophistiqués, des maisons connectées en réseau plus efficaces et plus abordables et des voyages plus confortables et plus sûrs avec des voitures autonomes, etc.. Toutes ces avancées sont basées sur les avancées de l'intelligence artificielle (IA), de l'apprentissage automatique, des algorithmes, des ensembles de données infinis et de la robotique. Ceci permettaient d'accroître l'efficacité et de modifier les relations de production traditionnelles entre fournisseurs, producteurs et clients, ainsi qu'entre l'homme et la machine.

La numérisation des chaînes d'approvisionnement et de production provoque de profonds changements dans tous les processus opérationnels. Le développement est motivé par les exigences plus élevées des clients en matière de personnalisation, de qualité de service et de rapidité de réaction. Répondre à ces besoins nécessite des outils numériques plus transparentes qui fonctionnent ensemble de manière transparente. Les pionniers du numérique dans le monde entier, de l'impression 3D aux drones en passant par l'Internet des objets, démontrent comment les entreprises peuvent tirer parti de la transformation numérique.

Actuellement, de nombreuses entreprises considèrent la "quatrième révolution industrielle" comme une évolution positive à prendre en compte. Le terme générique "Industrie 4.0" désigne la mise en réseau de la production industrielle et des technologies modernes de l'information et de la communication. Les entreprises se transforment en sociétés numériques grâce à des environnements de production et des chaînes d'approvisionnement connectés.

Avec ces avancées numériques, les ordinateurs sont connectés et communiquent les uns avec les autres pour prendre des décisions sans intervention humaine. Une combinaison de systèmes cyber-physiques, de l'Internet des objets et de l'Internet des systèmes permet à l'industrie 4.0 de devenir une usine intelligente. Grâce à la prise en charge de machines connectées qui deviennent de plus en plus intelligentes à mesure qu'elles ont accès à davantage de données, nos usines deviendront plus efficaces, plus productives et moins gaspilleuses. En fin de compte, c'est le réseau de ces machines qui est connecté numériquement, qui crée et partage des informations, qui constitue le véritable pouvoir de l'industrie 4.0.

0.2 La maintenance dans l'usine du futur

Selon la norme NF X60-000, qui remplace la norme NF X60-010, la maintenance est définie comme "un ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise". Cette norme catégorise la maintenance en deux types : la maintenance corrective et la maintenance préventive.



FIGURE 1 – Les types de maintenance

Le principal avantage de l'industrie 4.0 est très certainement la maintenance préventive. A titre d'exemple, avec les données des capteurs de pression, de température ou de vibration sur les équipements, les industriels peuvent visualiser l'état de santé en temps réel de l'équipement et éviter les pannes ou les écarts de fonctionnement afin de garantir le respect des règles de qualité. Lorsque la qualité du fluide ou les niveaux de température se rapprochent des seuils critiques, le système détermine qu'il existe un risque de défaillance pouvant éventuellement nécessiter un appel de service. Une forme de maintenance préventive est la maintenance préventive systématique (MPS). A cet effet, un plan préliminaire des actions à réaliser (par exemple : remplacement de pièces, changement d'huile, etc..) est établi généralement en fonction du temps ou de cycle de fonctionnement.

La deuxième forme de la maintenance préventive est la maintenance préventive conditionnelle (MPC). Avec une efficacité prouvée, elle est plus applicable aux équipements particulièrement chers dont les temps d'arrêt sont préjudiciables à la capacité de production de l'entreprise. La MPC est basée sur l'étude des données de fonctionnement de la machine. Ces paramètres sont détectés par des capteurs, puis analysés et comparés aux valeurs de référence. Si les mesures ne concordent pas ou s'écartent de cela, le service de maintenance est alors alerté et peut intervenir en temps correspondant pour éviter son apparition. La MPC aide également à garantir que le matériel est correctement surveillé et bien entretenu afin de prolonger sa durée de vie. Grâce à une connaissance approfondie du fonctionnement des équipements, les industries de futur sont dans une meilleure position pour optimiser leurs fonctionnements. La MPC vise donc à prévenir les pannes. Grâce à l'inspection et à la détection des équipements, les symptômes de pannes peuvent être détectées ou les pannes peuvent être empêchées de se produire et les maintenir dans un état fonctionnel prescrit. Diverses activités de maintenance sont effectuées avant que les pannes ne se produisent.

0.3 Evolution de la société GIRARDEAU dans le cadre de l'usine du futur

0.3.1 Activité de l'entreprise

Implantée dans la Vienne (86), l'entreprise GIRARDEAU est spécialiste en traitement de l'air. Depuis une trentaine d'années, elle a développé un savoir-faire pour concevoir, fabriquer et installer du matériel d'aspiration et de filtration des poussières et copeaux de bois et tous polluants industriels (fumées de soudure, brouillards d'huile, particules d'acier, etc.).

La société GIRARDEAU cherche toujours à innover et produire des produits différentiels par leurs technicités et leurs qualités. Son défi quotidien est de proposer à ses clients les meilleures solutions pour les économies d'énergie, le confort et le respect de l'environnement, tout en garantir la fiabilité des équipements, préserver la sécurité et limiter l'exposition professionnelle et de manière plus générale améliore la santé des travailleurs (Cancérogène, Mutagène, Toxique pour le Reproduction).



FIGURE 2 – La société GIRARDEAU

Engagés dans l'industrie du futur, l'entreprise intégre de nouveaux procédés au cœur de sa stratégie industrielle innovante et disruptive afin de compléter sa spécialisation. Elle innove sans cesse et s'engage dans l'industrie du futur 4.0. La Recherche et Développement est devenu donc un axe majeur du développement de l'entreprise.

0.3.2 Vers un contrôle permanent des installations

L'assainissement des locaux exposés à des quantités de poussières importantes nécessite la mise en place d'un dispositif de captage des poussières au plus près de chaque source ainsi que l'évacuation vers une zone de stockage. Cet ensemble industriel, à partir de sa mise en oeuvre, nécessite des contrôles périodiques pour d'une part garantir l'efficacité du fonctionnement et d'autre part envisager une maintenance si cela s'avère utile.

Les articles R.4222-20 [tra08] et R.4222-21 [tra17] du code du travail imposent aux chefs d'entreprises de réaliser des contrôles périodiques de leurs installations d'aspiration. Ces vérifications et contrôles périodiques ont pour objets de s'assurer du maintien en conformité des équipements et installations et d'intervenir en cas de défectuosité. La société GIRARDEAU intervient annuellement en qualité de prestataire de services pour assurer les missions de contrôles et de vérifications : sur les appareils composant l'installation d'aspiration, des documents administratifs en place, de la qualité environnementale des postes de travail.

Avant d'initier tout processus de transformation ou d'amélioration, il est important de connaître la situation de départ de l'entreprise. Pour cette raison, il est nécessaire de réaliser une analyse initiale dans laquelle toute la procédure de la vérification périodique doit être examinée en ce qui concerne les technologies et les méthodologies utilisées, ainsi que les compétences du personnel. Pour mener à bien cette première analyse, il est essentiel de connaître le processus de production et de collecter toutes les informations relatives aux méthodologies et aux outils utilisés.

Les données ainsi obtenues dans cette analyse, nous permettront d'identifier le meilleur itinéraire vers l'innovation, et de décrire le modèle technico-économique d'une nouvelle prestation qui pourra conduire l'entreprise Girardeau vers « l'industrie 4.0 ».

Actuellement, un certain nombre d'éléments nécessitent des certifications et une assurance qualité, lesquelles sont délivrées par des organismes extérieurs, ou par la société GIRARDEAU lors de l'installation du dispositif dans une usine. Pour le suivi, la société GIRARDEAU propose une vérification périodique relativement à une obligation légale relative au contrôle de l'aération et de l'assainissement des locaux de travail pouvant être prescrit par l'inspecteur du travail (Arrêté du 09 octobre 1987). La vérification est coûteuse et demande une logistique importante.

Ces différents axes constituent des axes stratégiques importants pour l'entreprise en termes d'innovation. L'enjeu est de faire évoluer les installations d'aspiration pour respecter les normes et les directives ATEX en vigueur. Dans un domaine concurrentiel, le maintien de l'activité passe par des dispositifs pour lesquels un suivi/diagnostic est effectué de manière autonome et continue.

0.4 Développement d'un jumeau numérique pour une installation d'aspiration

0.4.1 Concept de jumeau numérique

Jusqu'au début du XXIe siècle, le seul moyen d'obtenir des informations physiques détaillées sur l'état de tous les équipements industriels était d'être à proximité physique et de pouvoir enquêter. De nos jours, une puissance de calcul et une connectivité accrues permettent la virtualisation de cette tâche en créant et en maintenant une représentation numérique appelée "jumeau numérique" (ou Digital Twin) de chaque appareil physique, et donc de chaque machine ou usine.

Le concept de jumeau numérique a été introduit pour la première fois par Michael Grieves à l'Université du Michigan en 2001. Actuellement, la connectivité industrielle et l'intelligence artificielle (IA) sont suffisamment avancées pour démontrer les grands avantages de cette méthode. En conséquence, les innovations liées à la numérisation sont toujours testées pour leur contribution potentielle de la conception des produits à l'augmentation de l'efficacité et à l'ingénierie en passant par la fabrication, la mise en service, l'exploitation et la modernisation des machines et équipements.

Le jumeau numérique brouille les frontières entre les processus physiques et numériques dans l'usine intelligente. Parce que les modèles virtuels peuvent suivre les objets et les processus physiques en temps réel, ce qui permet de prévoir avec précision les performances, les vulnérabilités, la fatigue des matériaux ou d'autres risques inhérents au produit ou au processus. La transparence qui en résulte s'étend au-delà des limites des usines afin que les fournisseurs et les clients puissent également être intégrés en temps réel et que la chaîne de valeur puisse être optimisée de manière globale en ce qui concerne les structures, les processus et les ressources. Les jumeaux numériques font référence à des compagnons informatiques pour des processus physiques qui peuvent être utilisés à diverses fins. Les jumeaux numériques utilisent les données de capteurs installés sur des objets physiques pour représenter leur état, leur état de fonctionnement ou leur position en temps quasi réel.

Pour les entreprises manufacturières, les jumeaux numériques sont également intéressants pour augmenter leur productivité. Par exemple, en leur permettant de surveiller la construction des installations de fabrication, de l'équipement de contrôle et de tester les produits finaux. Ce domaine d'application comprend également la maintenance prédictive. Les données continues sur l'état de la machine provenant des capteurs sont utilisées pour calculer les taux d'usure des composants, les charges de production et la durée de vie. Le jumelage numérique permet de déterminer facilement le moment optimal pour la maintenance, en évitant le coût des réparations majeures et de la maintenance prématurée ou inutile. Si chaque équipement physique de l'usine est pratiquement représenté dans la production, les fabricants disposent donc d'une multitude de données sur les processus de production et les données de performance.

0.4.2 Définition d'un jumeau numérique pour une installation type

0.4.2.1 Introduction

Le jumeau numérique envisagé pour l'installation étudiée devra permettre :

- un suivi du fonctionnement normal des différents éléments : caractéristiques du moteur (mécaniques et électriques), du ventilateur...
- un suivi de grandeurs pour la mise en place d'une maintenance prédictive.

Une contrainte est de réaliser ces deux suivis avec un nombre limité de capteurs : un capteur vibratoire et/ou des mesures électriques (courants/tensions).



FIGURE 3 – Visuel du jumeau numérique de l'installation

0.4.2.2 Descriptif de l'installation d'aspiration

Le Centre Technique Municipale (CTM) de Poitiers est une structure publique qui participe avec ses différents moyens à la réalisation des projets pour la ville de Poitiers. Il est divisé en plusieurs départements et contient plusieurs ateliers. L'un de ses ateliers, le plus important, est celui de la menuiserie. La société GIRARDEAU est un prestataire de service pour le CTM de Poitiers en tant que fournisseur et installateur du système d'aspiration des poussières de bois dans cet atelier. Elle intervient aussi annuellement pour la vérification périodique de cette installation (Maintenance Systématique).

L'installation actuelle au CTM fournit par GIRARDEAU tient compte de 11 machines dont 4 machines fonctionnent en simultanéité (scie à panneau, combiné, raboteuse et ponceuse longue bande). le visuel 3D de l'installation d'aspiration des poussières de bois est donné par la figure 4.

Dans cette application, on s'intéresse essentiellement au contrôle de l'état de fonctionnement de la partie moteur-ventilateur. Le système à contrôler est présenté par la figure 5. Il est composé d'un moteur asynchrone de puissance $30 \ kW$ et un ventilateur de 8 pales relié entre eux par 3 courroies de longueur $2300 \ mm$.



FIGURE 4 – Le visuel 3D de l'installation d'aspiration de la poussière de bois au CTM de Poitiers



FIGURE 5 – Le système Moteur-Ventilateur

Les caractéristiques de l'entraînement mécanique poulies/courroies sont données dans le tableau 1.

Nombre	Longueur	Diamètre de la poulie (mm)		
de courroies	de la courroie (mm)	Côté moteur	Côté ventilateur	
3	2300	160	225	

TABLE 1 – Les caractéristiques de l'entraînement mécanique poulies/courroies

Les caractéristiques du moteur sont données dans le tableau 2.

Tension	Fréquence	Courant	Puissance	$\cos(\phi)$	Vitesse
(V)	(Hz)	(A)	(KW)		(Tr/min)
$400 \bigtriangleup$	50	51.6	30	0.90	2950
690 Y	50	29.9	30	0.90	2950
$460 \bigtriangleup$	60	51.2	34.5	0.91	3545

TABLE 2 – Les caractéristiques du moteur

0.4.2.3 Fonctionnement sain : surveillance des grandeurs caractéristiques

L'objectif est de retrouver des caractéristiques du moteur d'entraînement à partir d'un mesure unique (vibrations ou courant). Les caractéristiques recherchées sont :

- la vitesse du moteur
- le couple mécanique
- la puissance mécanique
- le rendement
- la puissance absorbée

Cette partie sera détaillée dans la section 1.1.

0.4.2.4 Maintenance prédictive et diagnostic

L'objectif est ici de surveiller différentes parties du système à des fins de maintenance prédictive et de diagnostic. Les éléments surveillés sont le moteur, la courroie de transmission, le ventilateur. Cette surveillance sera réalisée par analyse vibratoire et par analyse du courant électrique dans la section 1.3.

0.5 Classification des types de maintenance

Dans l'industrie, la maintenance des machines a évoluée du dépannage à la maintenance préventive. Les stratégies de maintenance prédictive et corrective sont désormais les plus courantes. La maintenance en cas de panne était une technique réactive dans les premiers jours de la technologie de production. Toute machine a été autorisée à fonctionner jusqu'à ce qu'elle fonctionne mal. Parallèlement à une défaillance initiale , des pannes secondaires ont peuvent être détectées.

Cela a conduit à la maintenance basée sur le temps, également appelée maintenance préventive. Même s'il n'y avait aucun signe de panne, l'équipement a été retiré de la production pour être remis à neuf après un certain nombre d'heures de fonctionnement. L'inconvénient de ce système était que les composants des machines étaient remplacés alors qu'il leur restait encore une certaine durée de vie fonctionnelle. Malheureusement, cette stratégie n'a pas permis de réduire les coûts de la maintenance.

En raison des coûts d'entretien élevés associés à l'entretien préventif, une approche de planification de la réparation ou de la révision de l'équipement en fonction de l'état de l'équipement était nécessaire. Cela a conduit à l'évolution de la maintenance prédictive et de ses techniques sous-jacentes.

Pour détecter et diagnostiquer les défauts, la maintenance prédictive nécessite une surveillance continue des équipements. Les travaux de maintenance sont planifiés et exécutés uniquement lorsqu'un défaut est détecté.

Comme mentionné dans le paragraphe 0.2, et dans la littérature [MÉC05], la maintenance est classée en deux catégorie :

- la maintenance corrective : Elle consiste à éliminer le défaut, soit par une réparation, soit par un remplacement. Ce type de maintenance est effectué une fois qu'un dysfonctionnement ou une panne se produit pour le remettre dans ses conditions de fonctionnement correctes.
- la maintenance préventive : C'est l'entretien régulier et routinier des équipements afin de les maintenir en état de fonctionnement et d'éviter tout temps d'arrêt imprévu coûteux dû à une défaillance inattendue de l'équipement. Ce type de maintenance se divise en deux sous-catégories :
 - <u>la maintenance préventive systématique</u> : Ce type de maintenance se planifie en fonction des arrêts de production planifiés et/ou avec une détermination précise de l'échéancier d'intervention.
 - la maintenance préventive conditionnelle : nommée aussi "la maintenance prédictive". Elle se diffère légèrement de la maintenance préventive systématique car elle adopte une approche encore plus robuste pour déterminer quand la maintenance est nécessaire. Plutôt que d'utiliser une échelle de temps ou une fréquence d'utilisation définie pour déterminer quand une maintenance est nécessaire, la maintenance prédictive conditionnelle utilise des analyses et une surveillance continue des données pour détecter si une défaillance de l'équipement est susceptible de se produire.

La maintenance est appliquée dans des multiples domaines. Des réglementations et des normes sont alors mises en places afin de définir chaque type de maintenance et cadrer les méthodologies mises en oeuvre. La norme NF EN 13306 définie la terminologie de la maintenance. Dans [DES15], l'auteur catégorise les normes de la maintenance selon les domaines d'application.

0.6 Description d'une opération de maintenance type

La société GIRARDEAU avance en rythme accéléré en recherche et développement, mais elle garde encore le côté classique dans la prestation de la maintenance. Cette prestation se fait d'une façon périodique et parfois en cas corrective, ça dépend des besoins de ses clients. Les actions correctives tournent autour d'un contrôle périodique annuelle ou semestrielle.

Ce contrôle consiste à vérifier :

- Pour le réseau basse pression
 - Analyse des descentes de machines : vérification des cumuls des diamètres des descentes, les liaisons équipotentielles, état des flexibles, le supportage des descentes
 - Analyse des matériels d'aspiration
 - Ecluse : vérification de l'état des pales, le graissage des éléments rotatifs mesure du courant absorbé
 - --Ventilateur : vérifier l'état des pales, étanchéité, mesure du courant absorbé
 - le filtre : vérification de la fixation des médias filtrants, le l'état d'encrassement des manches filtrantes, la l'étanchéité entre les niveau d'air propre et l'air poussiéreux.
- Pour le réseau haute pression
 - Analyse des machines et des matériels en haute dépression
- La vérification de la conformité ATEX des éléments de l'installation [EUR14] (Dépoussiéreur, Event(s) d'explosion, Système de décolmatage, Sonde de bourrage, Clapet anti-retour, Ecluse rotative, Ventilateur, Pavillons anti-étincelles, Moteur électrique/ventilateur,..)
- A l'issu de la vérification, un rapport détaillé est établi et comprend :
- Le diagnostic détaillé de chaque élément du contrat
- Un devis pour la fourniture de différents éléments d'aspiration
- Et, le cas échéant :
- Un plan de récolement, des actions correctives chiffrées
- Un visuel 3D

D'une façon générale, une périodicité annuelle paraît souhaitable. Une fréquence plus élevée peut s'avérer nécessaire pour prendre en compte des situations de travail intensives ou des ambiances de travail agressives, telles que celles de la sidérurgie, de la chimie ou des ambiances salines...

0.7 Maintenance prédictive en ventilation

L'objectif de la maintenance prédictive est de prévoir l'apparition de défaillances d'un appareil, afin de prendre de manière proactive les mesures nécessaires pour garantir sa disponibilité et éviter toute panne ou défaut inattendu [Sat+17; Ran+19]. Les pannes d'équipement affectent non seulement la disponibilité de l'installation, mais aussi la sécurité, l'environnement et la qualité des produits. Elle peut également affecter le service client en termes de délais non respectés et de perte de confiance. La complexité et le coût des installations et des équipements modernes signifient que la surveillance de l'état des installations est désormais une option beaucoup plus rentable.

La maintenance prédictive est appliquée dans des multiples domaines tels que les hôpitaux [SS19], la robotique [Jat20; Bor+17; Bon+19], l'aérospatiale [Bur19; Dib20], l'industrie [EGB21; PP22; Zon+20; San+20; TBT20]. Dans [You+22], une trentaine de publications de recherche récentes ont été classées selon les domaines d'application de la maintenance préventive.

Dans la littérature, plusieurs travaux de recherches ont été menés afin d'étudier les méthodes de la surveillance des défauts des systèmes industriels et spécialement en dépoussiérage [KOD18; SP20].

Les pannes qui peuvent arriver aux systèmes de ventilation (ou HVAC), tels que les humidificateurs, les filtres et les conduits, provoquent de l'empoussièrement et l'accumulation des microbes. Jusqu'à 42% des problèmes de pollution intérieure peuvent être attribués à des défauts de conception et à un mauvais entretien des systèmes de ventilation [Fan+88; Man03] et de dépoussiérage [Sim05; Cal08].

Généralement les systèmes de ventilation se composent d'un moteur électrique qui entraîne un ventilateur à travers un arbre ou une courroie de transmission. La majorité des travaux de recherche pour des fins de diagnostic et de maintenance, se sont concentrés sur la surveillance des défauts mécaniques du moteur lui-même, soit à travers les techniques basées sur l'acoustique [Glo18; Glo19; Gar+12], sur la température [LA16; LA17], sur la vibration [Aug01; SG04; SSE03; Gra05; Gri+13] ou sur le courant [Bon+12; BBD13; CTD86; El 00; Mil15; Asa+18].

Développement d'un jumeau numérique à partir de mesures vibratoires

1.1 Fonctionnement sain : surveillance des grandeurs caractéristiques

1.1.1 Principe

On rappelle que l'objectif est ici de réaliser une estimation en temps réel des grandeurs caractéristiques du moteur d'entraînement de l'installation. Cette estimation doit être réalisée à partir d'un nombre limité de mesure. Dans ce paragraphe, on ne dispose que d'une seule mesure vibratoire. A partir de celle ci, on cherche à estimer :

— la vitesse du moteur;

- le couple électromagnétique;
- la puissance mécanique;
- le rendement;
- la puissance électrique (consommation électrique).

Le principe retenu est décrit sur la figure 1.1. La seule mesure utilisée est la mesure vibratoire du moteur d'entraînement. A partir de cette mesure, la vitesse de rotation est estimée de manière précise. Deux modèles du moteurs sont extraits à partir des informations disponibles sur la plaque signalétique.



FIGURE 1.1 – Estimation du fonctionnement sain : principe

1.1.2 Estimation de la vitesse de rotation

L'estimation de la vitesse de rotation du moteur à partir de la mesure vibratoire est aisée à vitesse fixe. De nombreux travaux ont montré qu'une composante spectrale de fréquence égale à la fréquence de rotation du moteur était présente dans ce spectre vibratoire. Sa présence est due aux imperfections du moteur (dissymétries du rotor, différences entre les résistances de barres rotor, excentricités...).

La majorité des défauts des machines tournantes repose sur l'analyse vibratoire à vitesse fixe. Sur la représentation spectrale, il y a apparition des raies spectrales. Chacune de ces raies représente soit une caractéristique propre au système (la fréquence de rotation du système,...) ou une apparition d'un défaut (balourd, courroie, barres rotor...). Plusieurs recherches ont été menées dans ce sens, pour analyser les composantes spectrales [JCN18; WP07; KOD18; Aug01; Tsy11; DSK12].

A vitesse fixe, cette fréquence de rotation peut être estimée par FFT en prenant soin d'utiliser une résolution fréquentielle suffisante. Elle peut être détecter sur la représentation spectrale au voisinage de la fréquence de fonctionnement avec un glissement près. A vitesse variable, la FFT ne peut plus être utilisée et on utilise des techniques utilisant par exemple des boucles à verrouillage de phase (PLL).

1.1.3 Modèles du moteurs

Les autres caractéristiques du moteur sont directement déduites de la mesure de vitesse. Elles sont calculées à partir de modèles classiques des moteurs asynchrones.

1.1.3.1 Caractéristiques couple/vitesse

La caractéristique couple/vitesse de la machine peut être déduite directement du modèle électrique équivalent par phase du moteur. On notera que le couple de cette caractéristique est le couple électromagnétique. L'expression du couple électromagnétique, sans perte Joule statorique, est donnée par la relation (1.1).

$$T_{em} = \frac{3V^2}{\Omega_s} \frac{\frac{R_2}{s}}{(\frac{R_2}{s})^2 + X_2^2}$$
(1.1)

avec :

-V: la tension d'alimentation pour une phase;

—
$$\Omega_s$$
: la pulsation d'alimentation définie par $\Omega_s = \frac{\omega_s}{N_n} = \frac{2\pi f_e}{N_n};$

- N_p : nombre de paire de pôles;
- $-R_2$: la résistance du rotor ramenée au stator;
- s: le glissement défini par $s = \frac{f_e f_r}{f_e}$;
- X_2 : la réactance de fuites ramenée au stator (appelée aussi réactance du courtcircuit) $X_2 = (l_1 + l_2)\omega_s$.

La figure 1.2 donne l'allure de la caractéristique classique d'un moteur asynchrone.

Sur cette caractéristique, on peut retrouver le point de fonctionnement nominal de la machine, son couple maximum et son couple de démarrage. Cette caractéristique peut être obtenu de la part du constructeur de la machine. Quand cela n'est pas possible, il faut pouvoir accéder au modèle équivalent du moteur. Ce modèle est généralement obtenu par des essais spécifiques à vide et en court circuit qui ne sont pas réalisables en milieu industriel. De nombreux travaux ont été développés afin de déterminer les paramètres du modèle électrique à partir d'un nombre limité d'informations (plaque signalétique et/ou documentation constructeur) [NM89; Haq08; Lee+12; Gui+14; Wen+17; Ama+20].



FIGURE 1.2 – Allure de la caractéristique couple/vitesse d'une machine asynchrone

Dans notre cas, nous utilisons une approximation linéaire de cette caractéristique dans le domaine de fonctionnement "normal" du moteur. Pour cela on utilise uniquement les informations de la plaque signalétique. On approxime la caractéristique par une droite passant par le point définissant le synchronisme et le fonctionnement nominal (figure 1.3).



FIGURE 1.3 – Approximation de la caractéristique couple/vitesse d'une machine asynchrone

La droite approximant la caractéristique de couple passe par les deux points suivants $P_1 = \{f_{eN}, 0\}$ et $P_2 = \{f_{rN}, T_N\}$. L'équation de la droite s'écrit :

$$T_{em} \approx af_r + b \tag{1.2}$$

$$c: a = \frac{T_N}{f_{rN} - f_{eN}} \text{ et } b = -af_{eN}.$$

Une fois la fréquence de rotation déterminée à partir de la mesure vibratoire, le couple électromagnétique peut être estimé par la relation (1.2).

La puissance mécanique est alors estimée par la relation :

$$P_m = T_{em} \Omega_r = T_{em} 2\pi f_r \tag{1.3}$$

1.1.3.2 Caractéristiques rendement/puissance

ave

Afin d'estimer la puissance électrique, il faut connaître le rendement de la machine. Le rendement nominal peut être extrait directement des informations disponibles sur la plaque signalétique. Toutefois, il n'est pas garanti que la machine soit à son point de fonctionnement nominal et il est intéressant de connaître l'évolution du rendement en fonction de la puissance mécanique. Pour les machines récentes la plaque signalétique indique 4 points de rendements à P_N , 0, 75 P_N , 0, 5 P_N et 0, 25 P_N . Si la plaque signalétique fournit les quatre points de rendement cités ci dessus, il est possible d'approximer cette courbe par un polynome adéquat. La figure 1.4 montre une caractéristique classique de rendement de machine asynchrone ainsi que son approximation polynomiale. On note que la courbe est relativement plate autour du nominal puis chute rapidement à mesure que la puissance diminue.

Pour un moteur plus ancien, cette caractéristique n'est pas accessible directement car seul le rendement nominal peut être déterminé. Nous adoptons alors une approche statistique. Nous avons construit, dans le cadre des recherches au LabCom IONESCO, une base de données de moteurs asynchrones regroupant plusieurs dizaines de milliers de machines. Cette BDD a été réalisée à partir des données construteurs disponibles en ligne. A partir de ces informations, il est possible de regrouper les moteurs en fonction de leur classe de rendement (IE1, IE2, IE3...), de leur puissance et de leur vitesse nominale. Pour un groupe donné et pour chacun des moteurs de ce groupe, une courbe de rendement a été estimée. On note que les courbes obtenues sont très proches quelque soit le constructeur. Ces caractéristiques sont ensuite normalisées par rapport au rendement maximum et une courbe moyenne est déterminée pour l'ensemble du groupe.



FIGURE 1.4 – Allure de la caractéristique Rendement/Puissance mécanique d'une machine asynchrone

Sur site, à partir des informations de la plaque signalétique, on détermine à quel groupe appartient le moteur étudié. On lui affecte alors la courbe de rendement moyenne déterminée à partir de la base de données.

Connaissant la puissance mécanique et le rendement, il est alors possible de déterminer une estimation de la puissance électrique.

Dans la suite nous appliquons cette procédure au moteur de l'installation du CTM de Poitiers.

1.1.4 Résultats expérimentaux

Dans ce paragraphe, nous allons analyser des mesures vibratoires réalisées sur le système. Les données vibratoires sont mesurées avec des capteurs piézoélectriques 3 axes positionnés d'une part sur la carcasse du moteur et d'autre part sur le palier du ventilateur, comme le montre la figure 1.5.

Pour bien identifier le système, on le repère dans l'espace selon les axes (X,Y,Z). Les axes X et Y correspondent aux axes radiales au mouvement des courroies. L'axe X représente la direction du mouvement antéro-postérieur. L'axe Y correspond à l'axe longitudinal du système moteur/ventilateur (c'est-à-dire perpendiculaire au sol), l'axe Z représente le mouvement latéral (celui de la direction des arbres).



FIGURE 1.5 – Positionnement des accéléromètres tri-axiaux

Un dispositif portable d'acquisition de type HBM permet de collecter les données (voir figure 1.6).



FIGURE 1.6 – Le système d'acquisition des données

La campagne d'essais effectuée au CTM porte sur des essais de mesures sur une plage de temps d'environ une minute (D = 61, 36s). La technique d'analyse des vibrations utilisée est la transformée de Fourier rapide (FFT). Les données sont échantillonnées à $F_s = 10kHz$. La résolution fréquentielle est $\Delta_f = \frac{1}{D} = 16, 3mHz$.

Le spectre vibratoire devrait normalement contenir une composante à la fréquence de rotation f_r et une composante à deux fois la fréquence d'alimentation $2f_e$. La figure 1.7 montre le spectre obtenu.



FIGURE 1.7 – Spectre vibratoire

A partir de cette analyse spectrale, il est possible de déterminer la fréquence de rotation du moteur f_r ainsi que la fréquence d'alimentation du réseau f_e .

$$f_r = 49.45Hz$$
 (1.4)

$$f_e = 49.86Hz \tag{1.5}$$

On rappelle les valeurs nominales $f_{rN} = \frac{\Omega_{rN} \cdot N_p}{60} = \frac{2950 \times 1}{60} = 49.17 Hz$ et $f_{eN} = 50 Hz$. On note que le moteur n'est pas à son point de fonctionnement nominal ce qui est courant dans les installations industrielles.

A partir de cette fréquence de rotation, on recherche maintenant le couple électromagnétique. On reprend l'équation (1.2) avec $P_{mN} = 30kW$ soit $T_{mN} = \frac{P_{uN}}{\Omega_m} = \frac{30\ 10^3}{2950\ \frac{\pi}{30}} = 97.1N.m.$ On trouve a = -116.53 et b = 5826.7.

<u>Remarque</u>: la grandeur $T_{mN} = 97.1N.m$ est ici le couple mécanique utile. Le couple modélisé par (1.2) est le couple électromagnétique. On fait donc l'hypothèse $T_m = T_{em}$ qui revient à négliger les pertes mécaniques de la machine. Cette approximation se justifie pour des machines de forte puissance, ce qui est le cas ici. A partir du modèle (1.2) et de la vitesse mesurée $f_r = 49.45Hz$, on trouve le couple estimé de la machine pour l'essai considéré $\hat{T}_{em} = 64.32N.m$.

Connaissant le couple estimé \hat{T}_{em} et la fréquence mesurée f_r , on estime la puissance mécanique, $\hat{P}_m = \hat{T}_{em} 2\pi f_r = 19871.5W$.

Le rendement nominal peut être déduit de la plaque signalétique (tableau 2). La puissance mécanique nominale est $P_{mN} = 30KW$. La puissance électrique nominale est calculée par la relation $P_{eN} = U_N I_N \sqrt{3} \cos(\phi)$ avec $U_N = 400V$, $I_N = 51.6A$ et $\cos(\phi_N) = 0.9$ (tableau 2). On trouve $P_{eN} = 32174.6W$. Le rendement nominal est donc $\eta_N = \frac{P_{mN}}{P_{eN}} = 0.93$.

Pour l'essai considéré, le rapport entre la puissance estimée et la puissance nominale est $P(\%) = \frac{\hat{P}_m}{P_{mN}} = \frac{19871.5}{30000} = 66\%$. Si l'on regarde la courbe de rendement de la figure 1.4, on voit qu'à 66% de la puissance nominale on peut considérer que l'on est encore dans la portion "plate" de la courbe. On peut donc utiliser le rendement nominal pour calculer la puissance électrique sans commettre une erreur trop grande. On en déduit $\hat{P}_e = \frac{\hat{P}_m}{\eta_N} = 21312W.$

Nous disposons de mesures annexes de courants et de tensions pour cet essai. Il est donc possible de comparer la puissance électrique estimée (P_e) avec la puissance électrique réellement consommée par le système de ventilation. La puissance active est calculée à partir des mesures électriques en prenant la valeur moyenne de la puissance instantannée ce qui évite d'avoir à estimer le facteur de puissance :

$$P_e = moy(u_1i_1 + u_2i_2 + u_3i_3) \tag{1.6}$$

Le tableau 1.1 résume les résultats obtenus.

N_r	\hat{T}_{em}	\hat{P}_m	\hat{P}_e	P_e	ϵ_{P_e}
(tr/mn)	N.m	(W)	(W)	(W)	%
2967	64.32	19871.5	21312	22545	5.5

TABLE 1.1 – Estimation des grandeurs caractéristiques du moteur d'entraînement

L'estimation de la puissance électrique est obtenue avec une erreur de 5.5% sur la puissance électrique consommée. Ce résultat est tout à fait correct au regard de la simplicité des modèles utilisés et des approximations faites.
1.1.5 Conclusions

Dans cette partie, nous avons montré qu'il était possible d'estimer les grandeurs caractéristiques du moteur d'entraînement à partir d'une seule mesure vibratoire et de la plaque signalétique de la machine. Le résultat obtenu ($\epsilon_{P_e} = 5.5\%$) est tout à fait acceptable dans le cadre du jumeau numérique envisagé.

Il est possible d'améliorer la précision des estimations en tenant compte des pertes mécaniques et en exploitant la courbe de rendement dans sa totalité. Toutefois, cette estimation est tributaire des informations fournies sur la plaque signalétique qui peuvent être approximative.

Par ailleurs, dans la zone utile, la caractéristique de couple est quasi verticale. La moindre imprécision sur l'estimation de la fréquence de rotation f_r induit une erreur importante sur l'estimation du couple électromagnétique. L'analyse spectrale doit donc être réalisée avec une résolution faible c'est à dire sur un temps enregistrement suffisament long. Cette contrainte peut être redhibitoire pour une application dans laquelle l'estimation des caractéristiques devrait être réalisée en quasi temps réel. Dans notre cas, on peut tout à fait tolérer une mise à jour des estimations plus espacée.

1.2 Maintenance prédictive

1.2.1 Introduction

La technique de surveillance des vibrations est la plus ancienne technique de surveillance de la santé du moteur à induction. Elle est largement utilisée pour détecter les défauts mécaniques tels que les défaillances de roulements ou les déséquilibres mécaniques. Cette technique de surveillance reste sans doute la méthode de maintenance prédictive la plus utilisée. Elle peut être appliquée à un large éventail d'équipements rotatifs. La surveillance vibratoire permet de déterminer l'état de l'équipement pendant son fonctionnement et d'identifier les éléments qui commencent à montrer des signes d'usure avant qu'ils ne tombent réellement en panne, parfois de façon catastrophique. Grâce à cette approche, les temps d'arrêt non planifiés sont réduits ou éliminés, ce qui augmente la disponibilité et l'efficacité de l'installation et réduit les coûts des arrêts.

Cependant, dans le cas d'un défaut, la surveillance des signatures vibratoires caractéristiques se fait par l'analyse du spectre vibratoire et la surveillance de de la variation de l'amplitude des raies spectrales qui représentent les défauts. La surveillance régulière des vibrations permet de détecter les roulements détériorés ou défectueux, les desserts mécaniques et les engrenages usés ou cassés [ONM15; PTP12]. Ce phénomène peut être mis à profit pour détecter les pannes et fournir un avertissement précoce de l'approche d'un problème.

La surveillance des signatures basée sur les vibrations est utilisée pour la détection et le diagnostic des pannes des machines et elle est à la base de la stratégie de maintenance prédictive [SG04]. De nombreux travaux de recherche ont été développés pour l'analyse des signaux vibratoires des machines tournantes [KOD18; Tsy11; JCN18; Aug01; BP07; DSK12]. Des suvreys ont été également développés [NTL05; Cho+19; SSE03] sont des surveys sur l'analyse des signaux vibratoires. Ils résument les différents défauts qui peuvent être surveillés par les mesures vibratoires.

Les défauts mécaniques qui peuvent être surveillés par les mesures vibratoires sont regroupés dans le tableau 1.2

Types de défaut	Références
Roulement	[Tsy11; Tsy13; TYR07; FHH99]
Stator	[Ril+99; AP00; FHH99]
Barres rotor cassées	[Bel+01; PJH04; FHH99; PBG02]
Excentricité	[AP00; FHH99; PBG02]

TABLE 1.2 – Références des défauts en analyse vibratoire

La maintenance prédictive par les mesures vibratoires donne des seuils d'alarme. Mais son inconvénient majeur est qu'elle ne permet pas de localiser le défaut [MÉC05; DES15]. Dans le paragraphe suivant, on présente la norme qui définit les seuils d'alarme et d'arrêt de vibration pour les systèmes de ventilation industriel.

1.2.2 La norme ISO 14694

L'ISO 14694 fait partie d'une série de normes couvrant des aspects importants de ventilateurs qui affectent leur conception, leur fabrication et leur utilisation.

L'ISO 14694 :2003 donne des spécifications sur les seuils limites de vibration et les valeurs d'équilibrage de ventilateurs de tous types, à l'exception de ceux destinés uniquement à la circulation d'air, comme par exemple les ventilateurs de plafond et les ventilateurs sur table. Elle est cependant limitée à tous les types de ventilateurs installés avec une puissance inférieure à 300 kW. Pour les ventilateurs ayant une puissance supérieure à 300 kW, les seuils applicables sont ceux donnés dans l'ISO 10816-3. Si les ventilateurs d'une installation ont des puissances variables à la fois supérieures et inférieures à 300 kW et ont fait l'objet d'un contrat simple, alors le fabricant et l'acheteur conviendront de la norme appropriée à utiliser. Il convient que celle-ci soit basée sur la majorité des unités.

Les fondations d'équipements de ventilateurs et les pratiques d'installation ne font pas l'objet de l'ISO 14694 :2003. La conception des fondations et l'installation des ventilateurs ne sont généralement pas de la responsabilité du fabricant de ventilateurs. Néanmoins, Il est demandé que la fondation sur laquelle le ventilateur sera monté puisse garantir le soutien et la stabilité nécessaires pour satisfaire les critères en matière de vibrations du ventilateur, tel qu'il est livré en sortie d'usine.

L'ISO 14694 :2003 ne concerne que l'équilibre et les vibrations du ventilateur, et ne tient pas compte des effets des vibrations sur le personnel, les équipements ou les procédés. Elle catégorise les ventilateurs selon leurs domaine d'application, comme le montre le tableau 1.3 extrait de la norme.

Application	Exemple	Limites de	Catégorie
		puissance (kW)	d'application BV
Résidentiel	Ventilateurs de plafond,	≤ 0.15	BV-1
et ventilateurs	ventilateurs de grenier, fe-	>0.15	BV-2
de plafond	nêtre AC		
HVAC	ventilation et climatisation,	≤ 3.7	BV-2
et bâtiment agri-	systèmes commerciaux	>3.7	BV-3
cole			
Processus	Filtre à manches, laveur,	≤ 300	BV-3
industriel,	transport, chaudières, air de	>300	Voir ISO 10816-3
production	combustion, contrôle de la		
d'énergie	pollution, souffleries.		
Transport,	Locomotives, camions,	≤ 15	BV-3
marine	automobiles	>15	BV-4
Transit/	Ventilation d'urgence du	≤ 75	BV-3
tunnel	métro, ventilateurs de	>75	BV-4
	tunnel, ventilation de ga-	non	BV-4
	rage, ventilateurs à jet tun-		
	nel		
Processus	Gaz dangereux, ventilateurs	≤ 37	BV-3
pétrochimique	de process	>37	BV-4
Fabrication de	Chambres propres	Non	BV-5
puces informa-			
tiques			

TABLE 1.3 – Les catégories d'application des ventilateurs

Le ventilateur utilisé pour le dépoussié rage au CTM de Poitiers est de puissance 30 kW. Il appartient donc à la catégorie d'application BV-3 selon cette norme.

État	A montage rigide	A montage flexible
	R.M.S (mm/s)	R.M.S (mm/s)
Démarrage	4.5	6.3
Alarme	7.1	11.8
Arrêt	9.0	12.5

Le tableau 1.4 donne les limites pour cette catégorie de moteur.

TABLE 1.4 – Limites de vibrations sismiques pour essais in situ pour la catégorie d'application BV-3

1.2.3 Conformité de l'installation vis à vis de la norme ISO 14694

Avant de procéder aux analyses des signaux récupérés, nous devons nous assurer que les vibrations du ventilateur entrent dans la norme.

La vitesse quadratique est donnée par l'expression suivante :

$$V_{\rm r.m.s.} = \frac{1000 \times A_{\rm r.m.s.}}{2 \times \pi \times f_{\rm ventilateur}}$$

On rappelle que le capteur de vibration est de 3 axes, on obtient alors

$$\begin{cases} V_{r.m.s.} = 0.00018467 \ ms^{-1} & \text{suivant l'axe } X \\ V_{r.m.s.} = 0.00010183 \ ms^{-1} & \text{suivant l'axe } Y \\ V_{r.m.s.} = 0.00017744 \ ms^{-1} & \text{suivant l'axe } Z \end{cases}$$

Toutes les valeurs obtenues ne dépassent pas les limites de vibrations sismiques pour essai in situ définies par la norme ISO 14694 (tableau 1.4). On peut dire alors que les vibrations du ventilateur sont dans la norme.

1.3 Diagnostic

1.3.1 Introduction

Si un taux de vibration anormal est détecté, des analyses spectrales supplémentaires peuvent être effectuées afin de définir précisément le problème et d'estimer combien de temps la machine peut continuer à fonctionner avant qu'un défaut grave ne se produise. Il faut donc caractériser le contenu spectral du signal vibratoire en fonction de la constitution du système : moteur, accouplement, transmission, type de charge [SG04; BP07]. Dans la suite nous procédons à une caractérisation du spectre vibratoire de l'installation du CTM.

1.3.2 Caractérisation des spectres vibratoires attendus

A partir des caractéristiques du moteur, de la charge et du type d'accouplement, il est possible de pré-déterminer les spectres vibratoires attendus.

1.3.2.1 Spectre vibratoire coté moteur

La première composante spectrale recherchée est la fréquence de rotation du moteur. La vitesse nominale annoncée sur la plaque signalétique est $N_m = 2950 \ tr/min$, ce qui correspond $f_m = \frac{N_m}{60} = 49.16 \ Hz$.

D'autre part, la "détérioration" localisée d'une courroie implique généralement un effort ou un choc dont la fréquence de répétition correspond à la fréquence de passage de ce défaut. L'image vibratoire d'un défaut de courroie est constituée d'un peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence de passage de courroie. La fréquence de passage de courroie se situe toujours en dessous des fréquences de rotation des arbres.

La fréquence réelle de la courroie sera inférieure de 2 à 3% de sa valeur théorique, à cause des inévitables glissements poulies/courroies. Elle est calculée à partir de la relation suivante :

$$f_{\rm courroie} = f_c = \frac{\pi d}{l} f_{\rm rp} \tag{1.7}$$

avec :

- l: la longueur de la courroie
- -
d: le diamètre de la poulie
- f_{rp} : la fréquence de rotation de la poulie correspondante

Pour la valeur nominale de la vitesse de rotation, on obtient $f_c = 10.74 \ Hz$

1.3.2.2 Spectre vibratoire coté ventilateur

L'ensemble moteur/ventilateur est relié par des courroies pour diminuer la vitesse du ventilateur avec un rapport de réduction de vitesse de 1.41 dans notre cas. Pour obtenir la fréquence de fonctionnement de ventilateur, on multiplie celle de moteur par le rapport de réduction, on obtient :

$$f_{\text{ventilateur}} = f_v = \frac{f_{\text{m}}}{1.41} = \frac{49.16}{1.41} = 34.86 \ Hz$$

Le tableau 1.5 résume toutes les fréquences théoriques attendues. On trouvera aussi les harmoniques correspondantes de chaque fréquence.

Fréquence	Valeur (Hz)
Fréquence du moteur	49.16
Fréquence du ventilateur	34.86
Fréquence des courroies	10.74

TABLE 1.5 – Les fréquences théoriques attendues

1.3.3 Vérification expérimentale

1.3.3.1 Spectre vibratoire coté moteur

Les spectres réels obtenus sont présentés sur les figures 1.8.



FIGURE 1.8 – Zoom sur le spectre vibratoire du moteur (Axe X)

On remarque qu'il y a une raie importante à une fréquence légèrement inférieure à 50 Hz. La figure 1.8 montre, plus en détail, le spectre de vibration autour de cette fréquence. Elle est exactement de 49.4481 Hz. Elle correspond à la fréquence de rotation du moteur $(f_{m, rélle})$. On peut donc déduire que le moteur tourne à une vitesse de 2967 tr/min qui est légèrement inférieure à 3000 tr/min. Sur le même spectre, une raie importante à la fréquence 35.0190 Hz peut être remarquable. Cette fréquence correspond à la fréquence réelle de fonctionnement du ventilateur $(f_{v, rélle})$. Sur le même spectre, on trouve aussi l'apparition des raies à des fréquence : 70.02 Hz; 105.1 Hz; 140.1 Hz; 175.1 Hz; 210.1 Hz; 245.1 Hz; 280.1 Hz; 315.1 Hz. Ces valeurs sont les 8 premiers multiples de $f_{v, réelle}$. Ces raies représentent les harmoniques de la fréquence de fonctionnement du ventilateur. Le nombre de ces harmoniques sur le spectre correspond exactement au nombre de pales de ventilateur qui est égale à 8.

On peut remarquer aussi qu'il y a des raies importantes à des valeurs de fréquences : 21.45 Hz; 32.19 Hz; 42.86 Hz; 53.65 Hz; 64.3 Hz; 75.1 Hz ... Ces fréquences sont des multiples de 10.7241 Hz qui correspond à la fréquence de courroies ($f_{c, réelle}$) avec un certain glissement poulie/courroies près. Le phénomène de l'apparition de ces raies dans le spectre s'explique par le passage de la fréquence de courroies à chaque tour de rotation du moteur.

Les efforts de la tension ou d'un défaut d'une courroie sont des efforts directionnels radials. Ils sont liés à une contrainte de l'arbre. Ce qui explique la non apparition des raies reliés aux courroies dans le spectre vibratoire selon la direction de Z. Par contre, on trouve les raies correspondantes à $f_{m, réelle}$, $f_{v, réelle}$ et leurs harmoniques. D'où la non ressemblance du spectre en Z par rapport à ceux en X et Y.

En comparant avec les spectres vibratoires réels côté moteur avec ceux attendus, on remarque qu'il y a une bonne ressemblance. En effet, les valeurs de fréquences mesurées sont proches de celles attendues.

1.3.3.2 Spectre vibratoire coté ventilateur

Le spectre réel côté ventilateur obtenu est donné sur la figure 1.9.

L'ensemble moteur/ventilateur est entraîné par des courroies pour réduire la vitesse du ventilateur.

Le rapport de réduction de vitesse de 1.41 dans notre cas. Pour obtenir la fréquence de fonctionnement de ventilateur, on multiplie celle de moteur par le rapport de réduction, on obtient :

$$f_v = \frac{f_m}{1.41} = \frac{49.4481}{1.41} = 35.0696 \ Hz$$

De point de vue ventilateur, on voit bien l'existence de cette raie à 35.0190 Hz ainsi que ses harmoniques dans le spectre de la figure 1.9. Il apparaît également des raies à la fréquence $8 \times 35.0190 Hz$, le nombre 8 qui correspond exactement au nombre des pales



FIGURE 1.9 – Vibrations du moteur

du ventilateur.

L'ensemble des raies correspondants à la fréquence de fonctionnement du moteur $f_{m,r\acute{e}elle} = 49.4481 \ Hz$, à la fréquence de courroies $f_{c,r\acute{e}elle} = 10.7241 \ Hz$ et à leurs harmoniques sont visibles à la fois sur le spectre vibratoire du moteur et sur le spectre vibratoire du ventilateur. Ce phénomène physique est transmis mécaniquement au ventilateur.

De point de vue comparaison, on remarque que les différentes raies ont des amplitudes plus élevées dans le spectre vibratoire côté ventilateur que dans celui côté moteur. On remarque aussi qu'il y a plus de bruit dans les spectres du ventilateur que dans celui du moteur. Ceci peut être expliqué par le fait de l'accumulation des bruits et de vibrations du moteur avec ceux des compartiments mécaniques arrivés vers le spectre du ventilateur via la transmission mécanique poulies/courroies.

En comparant les fréquences théoriques attendues et celles mesurées, on remarque qu'elles sont très proches. Le tableau 1.6 représente cette comparaison.

	Valeur attendue (Hz)	Valeur mesurée (Hz)
Fréquence du moteur	49.16	49.4481
Fréquence du ventilateur	34.86	35.0190
Fréquence des courroies	10.74	10.7241

TABLE 1.6 – Tableau comparatif des fréquences attendues et celles mesurées

Développement d'un jumeau numérique à partir de mesures électriques

2.1 Introduction

Dans le chapitre 1, Nous avons présenté la mise en oeuvre d'un jumeau numérique réalisé à partir d'une mesure vibratoire. Dans ce chapitre, nous reprenons le principe précédent mais cette fois ci en utilisant les mesures électriques et en particulier la mesure de courant. L'analyse de ces grandeurs électriques doit permettre de réaliser une caractérisation du système en fonctionnement sain et de surveiller l'ensemble à des fins de maintenance prédictive.

Pendant de nombreuses années, la surveillance des moteurs s'est appuyée sur l'analyse des vibration et d'autres techniques traditionnelles pour identifier les défauts en développement dans les moteurs électriques. Ces dernières années, la surveillance de l'état des machines tournantes basée sur l'analyse de la signature du courant moteur (en anglais Motor Current Signature Analysis : MCSA) a commencé à fournir plus efficace et efficiente aux techniques traditionnelles.

Le concept de la MCSA a été créé au début des années 1970 lorsqu'il a été proposé comme outil de surveillance des moteur dans les zones dangereuses ou dans des environnement difficiles à accéder. Comme son nom l'indique, il s'agit d'une technique de surveillance qui peut diagnostiquer les problèmes des moteurs en analysant les données de courant et de tension [Mil15; MS10].

L'approche MCSA est utilisée en milieu industriel en détectant les composantes fréquentielles en régime permanent. Les techniques d'analyse les plus utilisées dans la bibliographie sont résumées dans le tableau 2.1.

Les défauts mécaniques surveillés en utilisant MCSA sont groupés dans le tableau 2.2.

Techniques d'analyse	Références
Transformée de Hilbet	[Puc+09; Tra+09; JB05]
Transformation de Concordia	[Tra+09]
Teager-Kaiser Energy (TKE)	[ZL17; Kai90; Li+19; AB+14; AG17]
Générateurs de Signaux Orthogonaux (OSG)	[Han+16]

TABLE 2.1 – Références des technique d'analyse en MCSA

Types de défaut	Références
Déséquilibre du ventilateur	[Geo+16]
Roulement	$\left[\mathrm{ZL17};\mathrm{GQ11};\mathrm{GQ13}\right]$
Courroies	[FOU15]
Barres rotor cassées	[MS10; TC17]
Harmoniques d'encoches	[Nan+10; TC17; Gao+11]
Excentricité	[Nan+10; Nan+10; Son+15]

TABLE 2.2 – Références des défauts en MCSA

2.2 Mesure de courant : caractérisation du spectre électrique attendu

Afin de répertorier les composantes spectrales du courant utilisables dans le développement d'un jumeau numérique, nous proposons de partir d'un moteur idéalisé, modélisé comme une charge parfaitement linéaire. Dans ce cas, pour une alimentation purement sinsoïdale, le courant absorbé ne contiendrait qu'une composante à la fréquence du réseau f_e .

Dans un second temps, nous recherchons les composantes spectrales venant s'ajouter au fondamental du fait des imperfections de fabrication, inévitables, du moteur. Ces composantes ne sont pas considérées comme des fréquences de défaut à proprement parlé.

Viennent ensuite s'ajouter les composantes liées à un défaut possible au niveau stator et/ou rotor que nous caractériserons.

Enfin, nous ajouterons les composantes liées à la charge.

2.2.1 Le moteur idéal

On définit un moteur idéal par les caractéristiques suivantes :

 abscence d'excentricité statique et dynamique, donc un entrefer constant. Cela revient à considérer un rotor parfaitement symétrique et aligné par rapport au stator (Figure 2.1),

- absences d'encoches stator et rotor,
- absence de saturation magnétique,
- absence de défaut de type mécanique (roulement, serrage), électrique (C.C de spires),
- une charge ne générant aucune perturbation mécanique (variation de couple ou variation d'entrefer).



FIGURE 2.1 – Pas d'excentricité

Pour ce moteur idéal, on considère que le courant absorbé serait sinusoïdal.

2.2.2 Composantes présentes sur un moteur sain

On considère ici un moteur réel, sorti d'usine, que l'on prendra comme référence spectrale, c'est à dire que les composantes additionnelles par rapport au moteur idéal sont considérées comme "normales".

2.2.2.1 Composantes spectrales liées à la rotation du rotor

Il est bien connu qu'un enroulement de stator triphasé alimenté à partir d'une alimentation générale un résultat direct champ magnétique tournant à vitesse synchrone qui peut induire une tension dans les enroulements du rotor. Le rotor induit la tension dépend de la vitesse du rotor par rapport aux champs magnétiques rotatifs. Les courants induits du rotor produisent un champ magnétique rotorique efficace qui peut induire des petits courants dans les enroulements du stator ayant une fréquence de la plage de sousharmonique du champ magnétique tournant. En conséquence, la fréquence du rotor peut être détectée à partir du spectre de courant du stator. Ensuite, la vitesse du rotor peut être calculée par cette fréquence de rotor détectée.

La figure 2.2 montre le spectre du courant obtenu pour le moteur du CTM. On rappelle que la fréquence d'alimentation nominale de ce moteur est $f_e = 50Hz$. L'analyse vibratoire a montré une vitesse de rotation égale à $f_r = 49.45Hz$. Les composantes liées à la rotation du moteurs se situent théoriquement à $f_e - f_r = 0.55Hz$ et $f_e + f_r = 99.45Hz$. Le spectre est calculé par FFT avec un fenêtrage de Hanning sur un enregistrement de 61.35s ce qui correspond à une résolution fréquentielle $\Delta_f = 16.3mHz$.



FIGURE 2.2 – Spectre du courant. Fréquences liées à la rotation du moteur.

On note que les fréquences recherchées ne sont pas visibles sur le spectre à cause de la résolution fréquentielle qui est trop faible. On effectue une nouvelle analyse spectrale en utilisant un algorithme CZT (**Chirp Z-Transform algorithm**). Cet algoritme hors ligne permet de concentrer la résolution dans une bande de fréquence choisie [YZR08]. Nous fixons la bande d'analyse à [98Hz; 102Hz].

L'augmentation de la résolution par CZT permet maintenant d'identifier correctement la composante liée à la fréquence de rotation. On montre sur la figure 2.4, la composante $f_e - f_r$. On note que cette composante basse fréquence est difficilement identifiable sur cet essai.



FIGURE 2.3 – Analyse CZT. Fréquences $f_e + f_r$ liée à la rotation du moteur.



FIGURE 2.4 – Analyse CZT. Fréquences $f_e - f_r$ liées à la rotation du moteur.

2.2.2.2 Composantes spectrales liées aux asymétries du rotor

Quelque soit la qualité de fabrication du moteur, la symétrie parfaite du rotor de la machine ne peut pas être garantie. Cette assymétrie provoque la création d'un champ magnétique de fréquence $f_e(1-2s)$ dans l'entrefer et par conséquent l'apparition d'une composante spectrale à la même fréquence dans le courant statorique (avec f_e , la fréquence d'alimentation électrique et s, le glissement de la machine) [TC17].

L'interaction de l'harmonique $f_e(1-2s)$ du courant moteur avec le flux de l'entrefer fondamental produit une ondulation de vitesse à $2sf_e$ et donne lieu à une composante supplémentaire $f_e(1+2s)$.

Le caractère non linéaire de la machine, permet de généraliser l'expression de ces harmoniques sous la forme :

$$f_{asym} = (1 \pm 2.k.s) f_e \tag{2.1}$$

avec :

- $-k = 1, 2, 3, .., k \in \mathbb{N},$
- f_e : la fréquence de fonctionnement (50 Hz),

-s: le glissement.

Pour k = 1, les bandes latérales de fréquence $(1 \pm 2s)f$ du fondamental sont très couramment utilisées pour détecter les défauts de barre cassée (voir section 2.2.3.3). Toutefois, sur un moteur sain, ces harmoniques sont présentes dans le spectre du courant. Dans [TC17], un tableau est fourni à titre indicatif (issu de l'expérience des auteurs). Il donne l'écart en dB entre les amplitudes des harmoniques k = 1 et l'amplitude du fondamental f_e (Tableau 2.3).

On note qu'en l'absence de défaut (barre de rotor cassée), les composantes de l'équation (2.1) sont bien présentes mais que leur amplitude est très faibles ce qui posera des problèmes de détections en particulier en présence de bruit de mesure. Par ailleurs, ce tableau n'est utilisable que pour un moteur fonctionnant au minimum à 85% de son couple nominal [TC17].

La figure 2.5 montre les composantes harmoniques de défaut du rotor dans le spectre de courant du stator jusqu'à l'ordre k = 4 relevées sur le moteur du CTM.

Le tableau 2.4 résume les fréquences des harmoniques relatives aux défauts du rotor

Δ_{moy}	Estimation
> 60 dB	Un enroulement de cage normal et sain.
55 - 60 dB	Un enroulement normal de cage de rotor.
50 - 55 dB	Asymétrie normale de l'enroulement de cage puisque les bandes latérales
	de $\pm 2sf$ sont normalement dues à des différences dans les joints de barre
	à bague d'extrémité dans, par exemple, les moteurs à 2, 4, 6 pôles.
45 - 50 dB	C'est la plage limite difficile pour utiliser la différence en dB.
	Lorsque $\Delta_{moy} = 45 dB$ dans les moteurs à nombre de pôles faible (2 et
	4), il y a une possibilité de joints défectueux ou peut-être d'une barre de
	rotor cassée et avec des nombres de pôles plus élevés de 6, 8, 10 ou 12 et
	plus, il y a une probabilité plus élevée d'une barre de rotor cassée.
40 - 45 dB	Il y a une forte probabilité d'un défaut d'enroulement de cage.
	Lorsque $\Delta_{moy} = 40 dB$ en nombres de pôles faibles (2 et 4), il y a une
	forte probabilité d'une ou même de deux barres de rotor cassées. À 40
	dB avec des nombres de pôles plus élevés, la probabilité d'avoir plus de
	barres cassées augmente.
35 - 40 dB	Il existe un problème de barre de rotor cassée.
	Lorsque $\Delta_{moy} = 35 dB$ dans un moteur à 2 pôles ayant généralement 38,
	46 ou 50 bars, la probabilité est élevée que plusieurs barres soient cassées.
	Lorsque $\Delta_{moy} = 40 dB$ dans un moteur à 4 pôles, plusieurs barres (par
	exemple, une à trois) sont cassées.
	Lorsque $\Delta_{moy} = 35 dB$ in, par exemple, un moteur à 36 pôles (240 en-
	coches), un grave problème de barre cassée avec plusieurs barres cassées,
	existerait.
30 - 35 dB	Il existe un grave problème de barre cassée.
	Lorsque Nav = 30 dB dans un moteur 2 pôles, cela signifie normalement
	qu'il existe un grave problème de barre de rotor cassée et que pour les
	moteurs 4 pôles et au-dessus, il existe normalement plusieurs barres cas-
20.15	sées.
< 30 dB	Un probleme de barre de rotor cassé très grave existe pour tous les
	nombres de pôles. Il y aura normalement plusieurs barres de rotor cas-
	sées.

TABLE 2.3 – Comparaison des amplitudes entre le fondamental f_e et les harmoniques de l'équation (2.1)[TC17]



FIGURE 2.5 – Spectre du courant

jusqu'à l'ordre k = 4.

Repère	Ordre	Fréquence	Valeur
(1)	k = 1	$(1-2.s).f_e$	48.9 Hz
(2)	k = 1	$(1+2.s).f_e$	$51.1~\mathrm{Hz}$
(3)	k=2	$(1-4.s).f_e$	47.8 Hz
(4)	k=2	$(1+4.s).f_e$	$52.2~\mathrm{Hz}$
(5)	k = 3	$(1-6.s).f_e$	46.7 Hz
(6)	k = 3	$(1+6.s).f_e$	$53.3~\mathrm{Hz}$
(7)	k = 4	$(1-8.s).f_e$	$45.6~\mathrm{Hz}$
(8)	k = 4	$(1+8.s).f_e$	$54.3~\mathrm{Hz}$

TABLE 2.4 – Valeur de f_{rotor} jusquà k = 4

La fréquence de fonctionnement estimée est $f_e = 50Hz$. Par ailleurs, pour k = 1, on estime les deux premières raies à des fréquences $f_e(1-2s) = 48.9Hz$ et $f_e(1+2s) = 51.09Hz$. On peut en déduire deux valeurs de glissement $s_1 = 1.0967.10^{-2}$ et $s_2 = 1.0872.10^{-2}$ soit un glissement arrondi s = 1.1%. Ce glissement obtenu par analyse électrique peut être comparé à celui extrait des mesures vibratoires.

La fréquence moteur estimée était $f_r = 49.4481 Hz$, soit un glissement

$$s_{vib} = \frac{f_e - f_r}{f_e} = \frac{50 - 49.4481}{50} = 1.1062.10^{-2} \approx 1.1\%$$
(2.2)

On note que pour k = 1, l'écart en dB entre le fondamental et les composantes d'assymétrie est de l'ordre de 50dB ce qui classe notre moteur dans la catégorie "normale" selon le tableau 2.3.

2.2.2.3 Harmoniques d'encoches

2.2.2.3.1 Principe La présence d'encoches rotor et stator va créer des variations de la réluctance dans l'entrefer. Plus précisément c'est la différence des matériaux constituants les barres rotor, les enroulements stator et les disques à encoches accueillant ces éléments qui provoquent cette variation de réluctance. D'un point de vue magnétique, l'entrefer ne peut être considéré comme un espace dans lequel la réluctance est identique en tout point.

Au niveau du courant, cette variation de réluctance génére des composantes aux fréquences suivantes [TC17] :

$$f_{rs} = \left[\frac{N_b}{p}(1-s) \pm n_{ws}\right] . f_e \tag{2.3}$$

avec f_{rs} : fréquences des harmoniques d'encoches, $n_{ws} = \{1, 3, 5, ..\}, p$ le nombre de paires de pôles, s le glissement, N_b le nombre de barres rotoriques.

2.2.2.3.2 Détermination du nombre d'encoches Dans ce paragraphe, on va estimer le nombre d'encoches (ou le nombre de barres) de rotor en appliquant la méthode utilisée dans [TC17].

La première étape consiste à définir la bande de fréquences sur le spectre de courant. La limite inférieure de la bande de fréquence sera définie à 20 fois la fréquence fondamentale $(20 \times f_e)$. Dans [TC17], les auteurs donnent tous les cas possibles de nombre de barres de rotor en fonction des caractéristiques des moteurs (fréquence de fonctionnement, nombre de pôles, vitesse,...). Tous les cas possibles sont donnés par les tableaux 2.5 et 2.6.

D'après les tableaux 2.5 et 2.6, une estimation supérieure de nombre d'encoches d'un moteur de 2 pôles est $N_b = 60$. En considérant que le glissement est nul, la limite de fréquence supérieure peut être calculée jusqu'à $f_{rs(+3)} + f_e$.

$$f_{rs(+3)} = \left[\frac{60}{1}(1-0) + 3\right] \times 50 = 3150 \ Hz \tag{2.4}$$

La plage de fréquence de bande sélectionnée pour le spectre est donc réglée de 1000 à 3200 Hz. Le spectre est représenté sur la figure 2.6.

2- p	ôles	4-pć	òles	6-pôles		8- p	ôles	10- p	ôles	12- p	ôles
S	R	S	R	S	R	S	R	S	R	S	R
								84	68		
36	28	48	34	54	40	60	46	84	70	72	86
		48	38							72	52
42	34	48	40	63	50	66	46	90	70		
		60	44	63	48			90	68		
48	34	60	46	63	46	72	56	90	110		
48	38	60	50			72	58	96	118	99	120
54	34	66	46	72	58	72	86	102	82	99	124
54	38	66	52	72	86	72	88	102	122		
54	44									108	82
54	46	72	56	81	62	78	62	105	86	108	132
		72	58			78	94	108	86	108	134
60	44	72	86	90	70			108	128	120	94
60	46	120	84	90	74	84	62				
60	50	78	62	90	68	84	66	120	94		
		78	58			84	68			126	98
66	50	78	56	99	82					126	102
		96	80			90	68			126	94
		84	62			90	70				
		84	66								
		84	68			96	74				
						96	112				
		90	74								
		96	74								

TABLE 2.5 – Combinaisons de nombres de barres de stator, et de rotor, pour des différents nombres de pôles [TC17]

Volts	Puissance	Courant	Fréquence	Vitesse	Nombre	Nombre de barres
(kV)	(kW/HP)	(A)	(Hz)	(Tr/min)	de pôles	de rotor
11	3550/4758	233	50	2940	2	58
11	3200/4290	196	50	2970	2	46
11	1950/2614	120	50	1485	2	60
11	3180/4263	195	50	2974	2	34

TABLE 2.6 – Valeurs nominales et nombres de barres de rotor pour moteur asynchrone triphasés à 2 pôles [TC17]



FIGURE 2.6 – Spectre du courant sur la bande de fréquence $[1000Hz \ 3200Hz]$

L'étape suivante consiste en premier lieu à ignorer toutes les harmoniques paires et impaires de la fréquence réelle de fonctionnement f_e puis en deuxième lieu, de chercher dans le spectre les raies qui correspondent aux fréquences de passage de la fente du rotor (RSPF).

La bande de recherche est donc choisie pour la recherche de la fréquence principale de passage de la fente du rotor $f_{rs(+1)}$. Ces fréquences représentent les fréquences RSPF principales en tenant compte de glissement $\left(s_N = \frac{3000 - 2950}{3000} = 0.0167 \ (1.67\%)\right)$.

Selon [TC17], pour les moteurs à 2 pôles fonctionnant à 50Hz, il n'y a que 8 valeurs possibles pour le nombre de barres de rotor soit 28, 34, 38, 44, 46, 50, 58 ou 60.

La fréquence d'alimentation $f_e = 50 \ Hz$ sera utilisée pour calculer les fréquences $f_{rs(+1)}$.

$$f_{rs(+1)} = \left[\frac{N_b}{p}(1-s) + 1\right] . f_e$$
(2.5)

Le tableau 2.7 résume les fréquences principales de passage de la fente du rotor $f_{rs(+1)}$ en fonction du nombre d'encoches de rotor N_b avec un glissement à pleine charge.

la figure 2.7 montre qu'il n'y a pas des raies dans le spectre qui sont proches des valeurs

Repère	Nombre d'encoches de rotor N_b	$f_{rs(+1)}$ (en Hz)
(1)	28	1426.7
(2)	34	1721.7
(3)	38	1918.3
(4)	44	2213.3

46

50

58

60

2311.7

2508.3

2901.7

3000

(5)

(6)

(7)

(8)

TABLE 2.7 – Valeurs de $f_{rs(+1)}$ en fonction du nombre d'encoches de rotor N_b avec un glissement à pleine charge



FIGURE 2.7 – Spectre du courant avec les différentes valeurs de $f_{rs(+1)}$

de $f_{rs(+1)}$ correspondantes à $N_b = 38, 44, 46, 50, 58$ et 60. Par conséquent, ces valeurs estimées de nombre d'encoches peuvent être ignorées.

Cependant, il existe des raies du spectre de courant qui sont proches des fréquences $f_{rs(+1)}$ pour $N_b = 56, 60, 68$ et 84. D'où la plage de 8 valeurs possibles du tableau 2.7 a maintenant été réduit à deux valeurs possibles pour le nombre des encoches de rotor $N_b = 28$ et $N_b = 34$ et leurs fréquences $f_{rs(+1)}$ correspondantes. A partir de ces dernières, on peut prévoir les fréquences réelles présentes dans le spectre du courant électrique (Tableau 2.8).

Nombre d'encoches	Fréquence estimée	Fréquence réelle
de rotor N_b	$f_{rs(+1)}$ (en Hz)	$f_{rs(+1)}$ (en Hz)
28	1426.7	1434.5
34	1721.7	1719.2

TABLE 2.8 – Fréquences estimées et réelles en fonction du nombre d'encoches de rotor N_b

• Pour $N_b = 34$:

Dans le spectre réel de courant, la fréquence de la raie la plus proche de la fréquence $f_{rs(+1)}$ estimée pour $N_b = 34$ est égale à 1719.2 Hz.

Le glissement est maintenant calculé en utilisant cette fréquence mesurée et le nombre correspondant de barres de rotor.

A partir de l'équation 2.5, on peut calculer le glissement :

$$s = 1 - \left[\left(\frac{f_{rs(+1)}}{f_e} - 1 \right) \left(\frac{p}{N_b} \right) \right]$$

$$s = 1 - \left[\left(\frac{1719.2}{50} - 1 \right) \left(\frac{1}{34} \right) \right]$$

$$s = 0.0181 \ (1.81\%)$$
(2.6)

Ce glissement est trop élevé par rapport au glissement à pleine charge (s = 1.1%). C'est pour cette raison qu'on ne peut pas prendre le nombre de barres de rotor $N_b = 34$.

• **Pour** $N_b = 28$:

Dans le spectre réel de courant, la fréquence de la raie la plus proche de la fréquence $f_{rs(+1)}$ estimée pour $N_b = 28$ est égale à 1434.5 Hz.

Comme précédement, le glissement peut être calculé :

$$s = 1 - \left[\left(\frac{1434.5}{50} - 1 \right) \left(\frac{1}{28} \right) \right]$$

$$s = 0.0111 \ (1.11\%)$$

On remarque que cette valeur de glissement correspond exactement au glissement (s_{vib}) obtenue par l'analyse vibratoire.

Un deuxième test est effectué pour détecter la fréquence de passage de la fente de rotor inhérente $f_{rs(-1)} =$ qui doit correspondre à un décalage de la fréquence RSPF $(f_{rs(+1)})$ de $(-2 \times f_e)$. Et effectivement, dans le spectre de courant, on remarque bien l'apparition d'une raie à 1334.5 Hz comme le montre la figure 2.8. Cette fréquence correspond bel et bien à la fréquence estimée $f_{rs(-1)}$.



FIGURE 2.8 – Spectre du courant avec les différentes valeurs de $f_{rs(+1)}$

Une troisième méthode pour vérifier le nombre de barre de rotor est présentée dans [NTL05; Nan+10]. Les auteurs définissent une relation qui relie le nombre de paire de pôles et le nombre des encoches rotoriques. Cette relation est assurée par la formule suivante :

$$N_b = 2 p \left[3(m \pm q) \pm r \right]$$
(2.7)

Avec p: le nombre de paire de pôle du moteur, $m \pm q = 0, 1, 2, 3, ...$ et r = 0 ou 1.

Il suffit donc de trouver une combinaison de $m \pm q$ et r qui satisfait l'expression (2.7) pour $N_b = 28$.

Or, si on considère notre moteur possédant 1 paire de pôle et 28 encoches rotoriques, pour $m \pm q = 5$ et r = 1, on obtient :

$$N_b = 2 p \left[3(m \pm q) - r \right] = 2 \times 1 \times \left[3 \times 5 - 1 \right] = 28$$

D'où la relation (2.7) est satisfaisante.

Pour toutes ces raisons, le nombre de barres de rotor estimé est de 28.

2.2.2.4 Composantes liées à la charge

Pour le courant électrique, une approche communément admise est de considérer que les variations de charge peuvent provoquer :

- soit des variations de couple,
- soit des variations d'excentricité.

Dans le cas de notre système de ventilation la courroie exerce une force qui tend à décentrer le rotor par rapport au stator donc à créer une excentricité statique. Par ailleurs la fréquence de passage de la courroie est liée à un impact de type impulsionnel qui vient perturber le couple résistant moyen.

D'un point de vue modélisation, il a été analytiquement établi que ces variations provoquent des modulations d'amplitude (AM) du courant dans le cas des variations d'excentricité dynamique ou de phase (PM) pour des variations de couple [BLO06]. Le courant statorique peut s'exprimer sous la forme générale :

$$I(t) = IA(t)cos[IP(t)]$$
(2.8)

où IA(t) et IP(t) sont des signaux représentant respectivement l'amplitude et la phase instantanées. Dans le cas d'une perturbation sinusoïdale, les expressions du courant modulé sont données par les relations :

$$IA(t) = I.[1 + \alpha \cos(2\pi f_{AM}t + \phi_{AM})]$$

$$(2.9)$$

et

$$IP(t) = 2\pi f_e t + \beta \cos(2\pi f_{PM} t + \phi_{PM}) + \phi_I$$
(2.10)

Par conséquent, le spectre du courant ressemble sur bien des aspects au spectre vibratoire à la différence que les fréquences caractéristiques modulent maintenant ce courant autour de son fondamental à la fréquence du réseau (50 hz dans notre cas). Dans le chapitre précédent, on a vérifié que les fréquences caractéristiques de la charge (ventilateur, courroie) pouvaient être retrouvées dans le spectre vibratoire. On rappelle dans le tableau 2.9 les fréquences vibratoires attendues et mesurées sur le spectre vibratoire.

	Valeur attendue (Hz)	Valeur mesurée (Hz)
f_v	34.86	35.0190
f_c	10.74	10.7241

TABLE 2.9 – Spectre vibratoire : fréquences attendues et mesurées

A partir de ces fréquences, on peut prévoir les fréquences présentes dans le spectre du courant électrique.

	Valeurs numériques
$f_e - f_v$	$15 \mathrm{~Hz}$
$f_e + f_v$	$85~\mathrm{Hz}$
$f_e - f_c$	39.3 Hz
$f_e + f_c$	60.74 Hz

TABLE 2.10 – Spectre du courant : fréquences attendues pour $f_e = 50 Hz$

Le tableau ci dessus donne les fréquences attendues pour des perturbations liées à la charge qui sont sinusoïdales. Dans le cas plus réaliste de perturbations impulsionnelles, on trouvera également les harmoniques correspondantes $(f_e - kf_v)$ et $(f_e - kf_c)$ avec k=1, 2, 3...

L'analyse spectrale du courant est donné sur la figure 2.9 et les fréquences mesurées sont résumées dans le tableau 2.11

Repère	Fréquence	Valeur numérique
(1)	$f_e - f_c$	39.2 Hz
(2)	$f_e + f_c$	60.8 Hz
(3)	$f_e - 2f_c$	28.4 Hz
(4)	$f_e + 2f_c$	71.6 Hz
(5)	$f_e - 3f_c$	17.6 Hz
(6)	$f_e + 3f_c$	82.4 Hz
(7)	$f_e - f_v$	14.9 Hz
(8)	$f_e + f_v$	$85~\mathrm{Hz}$

TABLE 2.11 – Analyse spectrale du courant

Le spectre calculé à partir de la mesure de courant permet donc de caractériser les composantes liées à la charge.



FIGURE 2.9 – Spectre du courant

2.2.3 Composantes spectrales présentes sur un moteur défectueux

Dans cette partie, nous allons décrire brièvement les défauts rencontrés les plus courants et leurs signatures dans le spectre du courant électrique.

2.2.3.1 Déséquilibre de l'alimentation électrique

La tension déséquilibrée est l'une des perturbations les plus fréquentes dans les systèmes électriques, et surtout pour les machines asynchrones [MSA07]. Les conséquences d'une tension d'alimentation déséquilibrée appliquée à un moteur triphasé sont la réduction du couple utile et l'augmentation des pertes. Les déséquilibres se traduisent par une composante inverse qui génère un courant rotorique élevé provoquant un échauffement très important du rotor et impliquant une surchauffe du moteur [MS10; Bos+09].

Un déséquilibre de la tension d'alimentation induit des bandes latérales dans le spectre du courant statorique des moteurs à induction aux fréquences suivantes [Gae+11] :

$$f_{des} = (1 \pm 2.k).f_e \tag{2.11}$$

avec :

 $- k = 1, 2, 3..., \quad k \in \mathbb{N}$

 $- f_{des}$: fréquence de déséquilibre de l'alimentation électrique,

— f_e : fréquence d'alimentation électrique,

2.2.3.2 Défauts sur les enroulements statoriques

Ce sont généralement des défauts phase-terre ou des défauts phase-phase. $30 \ge 40\%$ de ces défauts de moteur asynchrone sont classés dans cette catégorie.

Les problèmes engendrés par le stator dans le cas de faible puissance, peuvent se représenter selon les cas présentés dans les figures (2.10) et (2.11). On peut noter au minimum trois configurations possibles. Le premier est un court-circuit de spires sur la phase a. Sur les deux autres représentations (figure 2.11), la première correspond à un court-circuit entre deux faisceaux, l'autre correspond à un court-circuit entre deux faisceaux en parallèles [Fro+12]. Dans ces deux cas, il peut y avoir existence d'un courant de circulation (I_{cir}) dans ces deux faisceaux car la différence de potentielle (ddp) est différente entre les extrémités de ceux-ci.



FIGURE 2.10 – Court-circuit en phase a



FIGURE 2.11 – Différents court-circuits

A partir des études théoriques, il a été montré que le courant statorique avait un spectre enrichi par la création d'un court-circuit au stator [Dee+21]. Les fréquences à détecter dans la composante du flux axial sont données par la relation suivante :

$$f_{cc} = \left[\left(\frac{n}{p}\right)(1-s) \pm k \right] f_e \tag{2.12}$$

où :

 $- f_{cc}$: fréquence de court-circuit,

 $-f_e$: fréquence d'alimentation,

$$-n=1,2,3,...,\quad n\in\mathbb{N}$$

- p: nombre de paires de pôles,
- -s: le glissement,
- $\quad k=1,2,3,..., \quad k\in \mathbb{N}.$

2.2.3.3 Défauts de barres cassées

La présence d'une barre rotorique cassée provoque une asymétrie rotorique qui a son tour produit des raies spectrale autour de la fréquence fondamentale f_e . Ce problème est bien détaillé dans la sous-section 2.2.2.2, page 36.

On rappelle la relation permettant d'estimer les fréquences des barres cassées.

$$: f_{bc} = (1 \pm 2.s).f_e \tag{2.13}$$

avec :

- f_{bc} : fréquence de barre cassée,
- f_e : la fréquence de fonctionnement (50 Hz),
- -s: le glissement.

La sévérité du défaut dépend directement de l'amplitude de ces composantes spectrales. En ne connaissant que les amplitudes de la bande latérale, le facteur de barre de rotor cassée peut être estimé à partir de la relation suivante [TC17; MC03] :

$$n_p = \frac{2.N_b}{\frac{\Delta_{moy}}{20} + 2.p}$$
(2.14)

où

- N_b : nombre de barre du rotor,
- p: nombre de paire de pôle,

 $-\Delta_{moy}$: Différence moyenne en dB entre la moyenne des amplitudes de la bande latérale $\pm 2sf$ et l'amplitude de la composante de fréquence d'alimentation f_e .

La différence moyenne en dB Δ_{moy} peut se calculer comme suit :

$$\Delta_{moy} = 20. \left[Log_{10} \left(\frac{2}{\frac{1}{10} - \left(\frac{\Delta_1}{20}\right) + 10} - \left(\frac{\Delta_2}{20}\right) \right) \right]$$
(2.15)

avec Δ_1 (respectivement Δ_2) représente la différence en dB entre l'amplitude inférieure -2sf (respectivement supérieure +2sf) de la bande latérale et l'amplitude de la composante de fréquence d'alimentation f, comme le montre la figure 2.12.



FIGURE 2.12 – Spectre de courant

Dans [TC17], les auteurs donnent un estimateur de la gravité de la barre du rotor cassée basé sur la différence moyenne en dB (Δ_{moy}) entre les bandes latérales $\pm 2sf$ et la composante d'alimentation f_e . Cet estimateur est donné par le tableau 2.3.

On remarque d'après le tableau 2.3 que plus la valeur de la différence moyenne (Δ_{moy}) diminue, plus le problème de barres de rotor cassé s'aggrave. D'une autre façon, on peut dire que la détection des ruptures des barres de rotor se fait lorsque une augmentation des amplitudes des raies aux fréquences $((1 \pm 2.s).f_e)$ autour de la fondamentale (f_e) par rapport à leurs états initials.

Application au système moteur/ventilateur de CTM de Poitiers :

Considérons le moteur asynchrone utilisé pour l'aspiration de la poussière de bois au CTM de Poitiers dont ses caractériques sont mentionnées dans le tableau 2. Ce moteur possède 2 pôles (p = 1). Le spectre de courant statorique est donnée par la figure 2.13.



FIGURE 2.13 – Spectre de courant

D'après le spectre de courant statorique, on remarque l'apparition des deux raies spectraux à des fréquence (1 - 2.s). $f_e \approx 48.9$ Hz et (1 + 2.s). $f_e \approx 51.1$ Hz.

A partir de la figure 2.13, les différences (Δ_1) et (Δ_2) peuvent être calculées :

$$\Delta_1 = 26.8951 - (-23.3359) = 50.2310 \ dB$$
$$\Delta_2 = 26.8951 - (-24.8911) = 51.7862 \ dB$$

En appliquant la relation (2.15), on déduit la différence moyenne (Δ_{moy}) en dB :

$$\Delta_{moy} = 20 \left[Log_{10} \left(\frac{2}{10^{-\left(\frac{50.2310}{20}\right) + 10^{-\left(\frac{51.7862}{20}\right)}}} \right) \right] = 50.9738 \ dB$$

Le facteur de barre du rotor cassée peut être estimé à partir de la relation (2.14)

$$n_p = \frac{2 \times 28}{\underbrace{50.9738}_{10} = 0.1574} = 0.1574$$

En se référant du tableau 2.3, on peut estimer qu'il n'y a aucune barre de rotor cassée et qu'il y a une asymétrie normale de l'enroulement de cage.

2.2.3.4 Défauts de roulements à billes

Les roulements à billes jouent un rôle très important dans le fonctionnement de tout type de machines électriques. Les défauts de roulements peuvent être causés par un mauvais choix de matériau à l'étape de fabrication . Les problèmes de rotation au sein de la culasse de roulement causés par un enroulement abîmé, écaillé ou fissuré peuvent créer des perturbations au sein de la machine. Nous savons que des courants électriques circulent au niveau des roulements d'une machine asynchrone ce qui pour des vitesses importantes peut provoquer la détérioration de ces derniers [Did04].

La graisse qui permet la lubrification et la bonne rotation des roulements peut dans certaines applications se rigidifier et causer une résistance à la rotation, les défauts des roulements se manifestent comme de défauts d'asymétrie au rotor qui sont usuellement rangés dans la catégorie des défauts relatifs à l'excentricité, un défaut de roulement se manifeste par la répartition continuelle du contact défectueux avec la cage de roulement extérieur comme intérieur [Did04].

Dans [Sch+95], les auteurs ont explicité l'expression analytique des fréquences liées aux défauts du roulement en fonction de ses paramètres mécaniques (nombre de billes de roulement, vitesse mécanique du rotor, l'angle de contact des billes avec les bagues), et donnent la relation suivante :

$$f_{roul} = |f_e \pm k.f_v| \tag{2.16}$$

où k = 1, 2, 3, ... et f_v est l'une des fréquences caractéristiques des vibrations induites par les défauts $(f_b, f_{int}, f_{ext}$ ou $f_{cage})$.

Dans [Blo+08], les auteurs suggèrent les expressions pour les trois types de défaut comme suit :

— Défaut de bague extérieure :

$$f_{roul} = |f_e \pm k. f_{ext}| \tag{2.17}$$

— Défaut de bague intérieure :

$$f_{roul} = |f_e \pm f_r \pm k.f_{int}| \tag{2.18}$$

- Défaut de bille :

$$f_{roul} = |f_e \pm f_{cage} \pm k.f_b| \tag{2.19}$$

Les fréquences caractéristiques de vibration seront calculées sur la base des dimensions du roulement (Figure 2.14).

Les fréquences de défaut de roulement incluent la fréquence de la bague extérieure f_{ext} , la fréquence de la bague intérieure f_{int} , la fréquence des billes f_{cage} , ainsi que la fréquence de la cage f_{cage} [EKD04] :

$$f_{int} = \frac{n_b}{2} f_r \left(1 + \frac{D_b}{D_p} \cos\theta \right) \tag{2.20}$$

$$f_{ext} = \frac{n_b}{2} f_r \left(1 - \frac{D_b}{D_p} \cos\theta \right) \tag{2.21}$$

$$f_b = \frac{D_p}{D_b} f_r \left[1 - \left(\frac{D_b}{D_p} \cos\theta \right)^2 \right]$$
(2.22)

$$f_{cage} = \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{D_b}{D_p} \cos\theta \right) \tag{2.23}$$

avec :

- f_{ext} : la fréquence caractéristique de la bague externe,
- f_{int} : la fréquence caractéristique de la bague interne,

— f_{cage} : la fréquence caractéristique de la rotation de la cage,

- f_b : la fréquence caractéristique de la rotation des billes,
- f_r : la fréquence de rotation mécanique,
- $-n_b$: le nombre de billes,
- D_b : le diamètre de bille,
- D_p : la distance entre les centres des billes diamètralement opposées,
- θ : l'angle de contact de la bille avec la cage.

Les cinq paramètres qui doivent être connus pour calculer les fréquences de défaut de roulement sont, le diamètre de la bille D_b , le diamètre moyen ou diamètre de la cage D_p , le nombre de billes n_b , l'angle de contact θ en radians et la fréquence de rotation f_r .



FIGURE 2.14 – Roulement à bille

Les composants défectueux du roulement produisent une fréquence unique par rapport à la dynamique du mouvement de roulement et les vibrations mécaniques produites sont fonction des vitesses de rotation de chaque composant [Oum12].

Cependant, dans [Sch90], l'auteur a montré que si les dimensions géométriques des roulements installés dans la machine asynchrone ne sont pas connues, les fréquences de vibration peuvent être rapprochées pour la plupart des roulements entre 6 et 12 billes par les formules suivantes :

$$f_{ext} = 0.4.n_b.f_r \tag{2.24}$$

$$f_{iny} = 0.6.n_b.f_r \tag{2.25}$$

$$f_{cage} = 0.4.f_r \tag{2.26}$$

2.2.3.5 Défauts d'excentricité

L'excentricité est un type de défaillance d'asymétrie du rotor, qui se caractérise par une irrégularité de l'entrefer de la machine. La présence de ceci, augmente les niveaux de vibration à la fois dans les directions axiale et radiale, en raison des inégalités magnétiques créées entre le rotor et le stator; qui, s'il n'est pas corrigé en temps opportun, peut entraîner un mouvement excessif de l'enroulement du stator, entraînant un frottement accru, une éventuelle défaillance entre les spires et/ou le sol, l'usure des roulements, une déviation d'arbre et donc un frottement entre rotor et stator. De plus, la non-uniformité de l'entrefer entraîne des valeurs de réluctance variables, ce qui génère des harmoniques dans le champ magnétique et donc dans le spectre de courant. Ces types de défauts peuvent être classées en :

• Excentricité statique :



FIGURE 2.15 – Excentricité statique

Ce type d'excentricité se produit lorsque le centre transversal du rotor ne coïncide pas avec le centre transversal du stator, mais le rotor tourne autour de son propre centre. L'une des causes de l'excentricité statique est un mauvais montage du rotor par rapport au centre du stator. Sur la figure 2.15, cette anomalie est illustrée.

• Excentricité dynamique :

L'excentricité dynamique se produit lorsque le rotor tourne autour du centre du stator alors que l'axe de rotation ne coïncide pas avec l'axe du rotor. Ce type d'excentricité se produit en raison, entre autres, de la courbure de l'arbre, d'une malformation du rotor, de roulements usés ou mal alignés. La figure 2.16 illustre cette anomalie.



FIGURE 2.16 – Excentricité dynamique

Un moteur ne présente jamais un seul type d'excentricité. La fabrication du moteur ne peut pas être parfaite, il y a donc toujours des excentricités statiques et dynamiques résiduelles. De plus, les processus thermiques auxquels est soumis le rotor peuvent provoquer sa déformation, provoquant ainsi une variation de l'entrefer du moteur dans le temps et dans l'espace. Même l'existence de l'excentricité statique, peut provoquer la courbure de l'arbre et/ou l'usure des roulements, ce qui donne lieu à l'excentricité dynamique (figure 2.17).



FIGURE 2.17 – Excentricité mixte

Dans [TC17], les auteurs donnent l'expression suivante utilisée pour déterminer les composantes liées à l'excentricité du moteur :

$$f_{exc} = \left[\frac{N_b}{p}(1-s) \pm n_{ws}\right] \cdot f_e \pm \frac{(1-s)}{p} f_e$$
(2.27)

Cette expression englobe les excentricité statiques et dynamiques. Or, on sait que

$$f_r = f_e \frac{(1-s)}{p} \tag{2.28}$$

d'où

$$f_{exc} = f_{rs} \pm f_r \tag{2.29}$$

L'expression 2.29 s'explique par le fait que les fréquences d'excentricité englobe les fréquence de passage des barres de rotor (RSPF) et sa fréquence de rotation.

2.3 Analyse par démodulation des courants statoriques

Dans les paragraphe ci-dessus, on a tracé directement le spectre du courant pour rechercher les raies spectrales. Dans cette approche, on fait l'hypothèse que les composantes liées au défaut viennent "s'ajouter" au courant. Un autre point de vue considère qu'en réalité les courants sont modulés en amplitude et/ou en phase (cf paragraphe 2.2.2.4). Pour isoler les défauts, on réalise donc une démodulation AM ou PM pour obtenir l'amplitude instantanée IA(t) et/ou la phase instantanée IP(t) (et la fréquence instantanée IF(t)). L'expression générale du courant statorique s'écrit sous la forme

$$I(t) = IA(t)e^{IP(t)}$$

$$(2.30)$$

On peut aussi définir la fréquence instantannée IF(t)

$$IF(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} IP(t)$$
(2.31)

IA(t) et IF(t) sont des signaux dont on peut faire l'analyse spectrale.

Il est communément admis que les signatures caractéristiques du moteur et des défauts éventuels sont plus facilement détectables dans ces signaux, ce que nous tenterons de vérifier dans la suite.

On trouve des tentatives visant à classifier les différents défauts en fonction du type de modulation engendrée à l'image du tableau 2.12.

Cette analyse a été depuis approfondie et les limites suivantes ont été montrées :

 Martin Blodt a montré que les variations d'excentricité pouvaient aussi provoquer des perturbations de couple.
Défaut	Causes physiques	Conséquences sur le système	Mod.
Défaut de roulements	 Contraintes mécaniques Défaut de montage Température élevée Mauvaise lubrification 	 -Excentricité du rotor -Oscillations de couple -Balourd -Niveaux de vibrations -Température élevée 	PM et AM
Défaut de courroies	 Température élevée Poulies désalignées Charge excessive Battements <li< li=""> </li<>	–Patinage excessif –Usure des poulies –Rupture des courroies	PM et AM
Défaut de boite de vitesse	– Charge élevée – Vitesse élevée – Fatigue mécanique	-Vibrations excessives -Température excessive -Oscillations de couple	PM
Défaut d'alignement	 Défaut de montage Usure des parties mécaniques 	-Usure des roulements -Courbure de l'arbre -Oscillations de couple	PM

TABLE 2.12 – Causes, conséquences et modulation des défauts mécaniques dans le courant des machines électriques [FOU15; BLO06]

- L'étude de M. Blodt considérait un couple électromagnétique constant et égal au couple de charge moyen. Dans [Tra+09] un modèle dynamique de la machine est utilisé. Ce modèle confirme la présence des modulations de phase du courant statorique. Toutefois, une modulation d'amplitude est mise en évidence pour des oscillations de couple à basses fréquences.
- Une analyse simple du module du spectre ne permet pas de distinguer une modulation AM d'une modulation PM dans le cas d'un indice de modulation faible.

Dans les paragraphes suivants, nous présentons les méthodes permettant d'extraire les termes de modulations IA(t), IP(t) et IF(t).

2.3.1 Détection synchrone

D'une manière générale, l'opération de démodulation opère une translation du spectre vers 0 d'une quantité égale à la fréquence porteuse (ici la fréquence d'alimentation électrique f_e). La démodulation permet de ramener le fondamental à 0. Après démodulation, le spectre obtenu est comparable au spectre vibratoire mais avec un rapport sur bruit beaucoup plus faible. En effet, l'utilisation du courant revient à utiliser le moteur lui même comme capteur. Les différentes transformations mécanique/magnétique/électrique filtrent considérablement la source de défaut.

Cette translation du spectre peut être réalisée simplement en calculant

$$I_{demod}(t) = I(t)e^{-j\omega_e t} \tag{2.32}$$

Toutefois, la détection synchrone nécessite de connaître f_e pour calculer le produit (2.32). Dans une application à vitesse variable, cette fréquence doit être estimée en temps réel en utilisant par exemple une boucle à verrouillage de phase (PLL). On peut s'affranchir d'estimer f_e en utilisant d'autres techniques de démodulation directes.

2.3.2 Démodulations AM+FM

Dans ce groupe de méthodes on cherche à estimer les signaux IA(t), IP(t) et ou IF(t). L'extraction de IA(t) est appelée analyse d'enveloppe. Les méthodes permettant de réaliser **simultanément les démodulations AM et FM** peuvent être classées en quatre catégories : d'une part les méthodes monodimensionnelles (un seul courant mesuré) et multidimensionnelles (2 ou trois courants mesurés) et d'autre part les méthodes temps réel et hors ligne. Le tableau suivant résume les méthodes disponibles en fonction de cette classification.

	Monodimensionnelle	Multidimensionnelle		
Temps réel	Teager–Kaiser Energy (TKE)	Concordia		
Hors ligne	Transformée de Hilbert	Principal Component Analysis (PCA)		

TABLE 2.13 – Méthodes de démodulation AM/FM

2.3.2.1 Transformation de Concordia

Lorsque les trois courants sont disponibles, l'approche la plus simple pour mettre en évidence les modulations AM et PM est de les combiner en appliquant la transformée de Concordia. Ce groupe de méthode est connu sous le nom de **Park Vector Approach** (**PVA**). Les courants triphasés sont projetés dans un repère orthornormé fixe par rapport au champs tournant de la machine. Il en résulte deux courants en quadrature $i_{\alpha}(t)$ et $i_{\beta}(t)$, sinusoïdaux et de même fréquence que les courants mesurés. La transformée de Concordia est définie par la relation matricielle suivante :

$$i_{\alpha\beta o}(t) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a(t) \\ i_b(t) \\ i_c(t) \end{bmatrix}$$
(2.33)

Cette transformation permet de définir un vecteur tournant caractérisé par son amplitude et sa phase instantanées, respectivement IA(t), IP(t):

$$IA(t) = \sqrt{I_{\alpha}^{2}(t) + I_{\beta}^{2}(t)}$$
(2.34)

$$IP(t) = atan(\frac{I_{\beta}(t)}{I_{\alpha}(t)})$$
(2.35)

On peut aussi définir la pulsation instantanée et la fréquence respectivement IW(t) et IF(t):

$$IF(t) = \frac{IW(t)}{2\pi} = \frac{1}{2\pi} \dot{IP}(t), \qquad (2.36)$$

La principale limitation de la transformée de Concordia est que les courants triphasés doivent être équilibrés. La première alternative consiste à utiliser la transformation de Fortescu. Elle permet, à partir d'un système triphasé déséquilibré, de générer trois systèmes équilibrés direct, inverse et homopolaire. Une seconde alternative est l'analyse de composante principale (**Principal Component Analysis : PCA**) [CBA+14].

2.3.2.2 Transformée de Hilbert

La transformée de Hilbert permet d'associer à I(t) un signal analytique définit par :

$$Z(t) = I(t) + jH\{I(t)\} = I(t) + jJ(t)$$
(2.37)

Le signal $J(t) = H\{I(t)\}$ est la transformée de Hilbert du signal I(t). La transformée de Fourier de Z(t) est définie par

$$Z(f) = I(f) + jsign(f)I(f) = I(f) + j(-j)sign(f)I(f) = I(f) + jJ(f),$$
(2.38)

où

$$sign(f) = \begin{cases} +1 \ \text{pour} f > 0 \\ 0 \ \text{pour} f = 0 \\ -1 \ \text{pour} f < 0 \end{cases}$$
(2.39)

Le signal J(t) est obtenu à partir de I(t) en utilisant un filtre linéaire h(t) de gain complexe H(f) = (-j)sign(f). Le gain de ce filtre est -j pour les fréquences positives (c'est-à-dire un déphasage de $-\pi/2$) et j pour les fréquences négatives correspondant à un déphasage de $+\pi/2$. Le filtre est appelé filtre en quadrature.Z(t) est un signal complexe qui peut s'écrire sous la forme de l'équation (2.30). Ainsi, la transformée de Hilbert permet d'accéder aux signaux A(t) et $\theta(t)$. Toutefois, l'utilisation de cette transformée est contrainte par le théorême de Bedrosian limitant sa validité aux cas des modulations lentes [BLO06].

2.3.2.3 Teager–Kaiser Energy (TKE)

L'opérateur énergétique Teager-Kaiser (TKEO) est un opérateur de suivi d'énergie utilisé pour estimer l'énergie instantanée d'un signal dans le domaine temporel. Il a été proposé pour la première fois par Teager pour une application dans l'analyse de la parole [TT83] et dérivé par Kaiser [Kai90]. Cet opérateur est utilisé pour démoduler efficacement les signaux AM et FM simultanément dans le domaine temporel.

On trouve également de nombreuses utilisations de TKEO dans le domaine du diagnostic des machines électriques.

Défaut recherché	Type de machine	Références	
– Excentricité	Moteur à induction	[Pin+13]	
–Défaut barres de rotor cassées			
– Défaut de roulement	Moteur à induction	[AG17; Rod+13]	
– Défaut barres de rotor cassées	Générateur à induction	[NHA17]	
	pour éolienne		

TABLE 2.14 – Utilisation de la méthode TKE

Dans [Pin+13] les auteurs ont appliqué le TKEO pour détecter les défauts des machines asynchrones, y compris les barres cassées, l'excentricité mixte et les défauts de palier à un seul point à l'aide de MCSA.

Zhao et al. [ZL17] expliquent que TKEO peut détecter avec succès les signaux d'impact et est approprié pour traiter les signaux non stationnaires; par conséquent, il est utile dans le diagnostic de défauts de roulements des éoliennes à l'aide de signaux de vibration. Dans leur étude, des travaux de simulation et des travaux expérimentaux ont été réalisés et ont montré que la méthode proposée est efficace pour extraire les caractéristiques des défauts.

Le TKEO est défini à la fois sous des formes continues et discrétisées [Pin+13] comme exprimé dans les équations 2.40 et 2.41, respectivement.

$$\Psi_c[x(t)] = [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t)$$
(2.40)

$$\Psi_d[x(n)] = [x(n)]^2 - x(n+1)x(n-1)$$
(2.41)

Considérons un signal de courant d'un moteur asynchrone défini dans par l'expression 2.42

$$x(t) = IA(t)cos(IP(t))$$
(2.42)

Dans [MKQ93b], Li et al. ont montré que l'amplitude instantanée (IA) et la fréquence instantanée (IF), en utilisant TKEO, peuvent être exprimées respectivement par les équations (2.43) et (2.44).

$$IA(t) \approx \frac{\Psi_c[x(t)]}{\sqrt{\Psi_c[\dot{x}(t)]}}$$
(2.43)

$$IW(t) \approx \sqrt{\frac{\Psi_c[\dot{x}(t)]}{\Psi_c[x(t)]}}$$
(2.44)

où $IW(t) = I\dot{P}(t)$.

L'opérateur TKE a été utilisé pour la détéction des défauts des barres de rotor cassées, une excentricité mixte et des défauts de palier à partir d'un seul courant du stator [Pin+13]. Cette méthode présente deux forts avantages : c'est une méthode temps réel et elle a une convergence rapide [CBA+14].

L'inconvénients principal de la méthode TKE est sa grande sensibilité au bruit [CBA+14]. Cela est dû à la nécessité de calculer les dérivées successives du signal x(t) de façon numérique. En pratique les données doivent être filtrées pour obtenir un résultat convenable. A vitesse variable, il est nécessaire d'utiliser un filtre adaptatif dont la fréquence centrale suit les variations de la fréquence f_e . La méthode perd ainsi son intérêt principal qui est son apparente simplicité. Par ailleurs, les relations de démodulation sont correctes pour de faibles variations d'amplitude et de fréquence [MKQ93a], [RS19].

2.3.2.4 Relation TKE/Concordia

Pour un signal sinusoïdal d'amplitude et de fréquence constantes, la transformée de Concordia et TKE sont équivalents. En effet, l'équation (2.36) peut s'écrire sous la forme

$$IW(t) = \dot{IP}(t) = \frac{I_{\beta}(t)I_{\alpha}(t) - \dot{I_{\alpha}}(t)I_{\beta}(t)}{I_{\alpha}^{2}(t) + I_{\beta}^{2}(t)},$$
(2.45)

avec $x(t) = I_{\alpha}(t) = Asin(\omega t)$ et A = cte and $\omega = cte$.

On peut écrire :

$$\begin{aligned} x(t) &= I_{\alpha}(t), \\ \dot{x}(t) &= -\omega I_{\beta}(t), \\ \ddot{x}(t) &= -\omega \dot{I}_{\beta}(t) = -\omega^2 I_{\alpha}(t), \\ \ddot{x}(t) &= -\omega^2 \dot{I}_{\alpha}(t), \end{aligned}$$
(2.46)

En remplaçant (2.46) dans (2.45), on obtient

$$IW(t)^{2} = \frac{\ddot{x}(t)^{2} - \dot{x}(t)\ddot{x}(t)}{\dot{x}(t)^{2} - x(t)\ddot{x}(t)}$$
(2.47)

La relation (2.47) est donc équivalente à (2.44) pour des signaux purement sinusoïdaux

2.3.3 Générateurs de signaux orthogonaux (OSG).

2.3.3.1 Principe

Un OSG permet de générer un signal en quadrature (déphasé de $\pi/2$) à partir d'une mesure unique pour former un signal analytique.

Plusieurs techniques sont utilisables :

- Déphasage par retard de $\frac{T}{4}$: cette technique est limitée aux signaux dont la fréquence fondamentale est constante (T constant).
- Filtre passe tout déphaseur : ce filtre permet de maintenir un gain constant quelle que soit la fréquence tout en assurant un déphasage de $\pi/2$ pour une fréquence ou une bande de fréquence limitée.

Ces deux techniques ne sont pas applicables dans notre cas dans la mesure où, pour ces méthodes, la fréquence fondamentale est considérée constante.

Dans [Gua+16], les auteurs proposent d'associer un filtre passe-bande et un filtre passe-bas du second ordre afin de générer les composantes en quadrature $I_{\alpha}(t)$ et $I_{\beta}(t)$. Ces filtres sont appelés éléments dérivés (DE). Cette approche est très intéressante car le déphasage de $\frac{\pi}{2}$ est constant et indépendant de la fréquence du signal d'entrée (Fig.2.18). Par conséquent, cette méthode est théoriquement applicable à vitesse variable. Les composantes IA(t), IP(t) et la fréquence instantanée IF(t) sont alors calculées par les relations (2.34), (2.35) et (2.36).



FIGURE 2.18 – Diagramme de Bode de G_x et G'_x .

On utilise les expressions des fonctions de transfert des filtres $G_1(s)$ et $G_2(s)$ pour un coefficient d'amortissement ξ :

$$\begin{cases}
G_1(s) = \frac{\omega_R s}{s^2 + 2\xi \omega_R s + \omega_R^2} \\
G_2(s) = \frac{\omega_R^2}{s^2 + 2\xi \omega_R s + \omega_R^2}
\end{cases}$$
(2.48)

Ces expressions garantissent que pour la pulsation centrale ω_R , les gains des deux filtres sont égaux à $||G_1(\omega_R)|| = ||G_2(\omega_R)|| = \frac{1}{2\xi}$. L'utilisation de filtres OSG avec une fréquence centrale fixe ($\omega_R = Cte$) sur un signal à fréquence variable peut être problématique. En effet, au-delà de l'impulsion ω_R , l'atténuation est de -20dB/dec pour le filtre

passe-bande et de -40db/dec pour le passe-bas. Le résultat serait un système de quadrature déséquilibré qui conduirait à une mauvaise estimation de IA(t) et IF(t). Dans ce paragraphe, nous présentons une technique OSG inspirée de [Gua+16] mais développée sous forme adaptative. On utilise donc un filtre adaptatif dont le paramètre variable est la pulsation centrale ω_R qui sera égale à la pulsation instantanée IW(t). Les filtres sont implémentés sous la forme de filtres à variables d'état (Fig.2.19). Cette structure est très intéressante car elle permet de simuler les deux sorties passe-bas et passe-bande simultanément. De plus, des coefficients 2ξ sont ajoutés à la structure classique pour imposer $||G_1(omega_R)|| = ||G_2(\omega_R)|| = 1.$



FIGURE 2.19 – Filtre à variable d'état.

Considérons maintenant que le signal d'entrée $V_e(t)$ est le courant d'une des phases du moteur I(t). La composante en phase avec le signal d'entrée $(is_{\alpha}(t))$ sera disponible sur la sortie passe bande et la sortie passe bas fournira la composante en quadrature $is_{\beta}(t)$. Les composantes IA(t) et IP(t) sont alors calculées par les relations (2.34) et (2.35).

La fréquence instantannée IF(t) est donnée par (2.36). La dérivée est approximée par un dérivateur filtré :

$$IW(s) = \frac{s}{1+\tau s} IP(s), \qquad (2.49)$$

avec $IW(s) = 2\pi IF(s)$ la pulsation instantanée et τ , la constante de temps de filtrage. On a donc $IW(t) = \hat{w}_e(t)$ avec $\hat{\omega}_e(t)$ la pulsation électrique estimée. En pratique, le filtre de différenciation est simulé à l'aide de sa représentation d'état afin de mettre en évidence la condition d'état initial :

$$\dot{z}(t) = A_d z(t) + B_d u(t),
w(t) = C_d z(t) + D_d u(t),$$
(2.50)

avec $A_d = \frac{-1}{\tau}$, $B_d = \frac{-1}{\tau^2}$, $C_d = 1$; $D_d = \frac{1}{\tau}$, w(t) = z(t) = IW(t) et u(t) = IP(t).

L'état initial est défini par z(0) = IW(0). C'est un point important car l'algorithme ne peut pas être initialisé à $\omega_R = 0$.

Le simulateur SIMULINK utilisé est donné sur la figure 2.20.



FIGURE 2.20 – Démodulation par OSG.

La méthode OSG proposée est ici est très simple à implanter. Elle permet une estimation en temps réel des grandeurs IA(t) et IF(t) à partir d'une seule mesure de courant. Les seuls paramètres de réglage sont τ et ξ . De ce fait elle est directement en concurrence avec la méthode TKEO présentée précédemment.

2.3.3.2 Analyse de stabilité

L'algorithme OSG est un système non linéaire en boucle fermée dont la stabilité doit être vérifiée. Le filtre à variable d'état peut être écrit sous la représentation de l'espace d'état LTV (Linear Time Varying) :

$$\underline{\dot{x}}(t) = A\underline{x}(t) + Bu(t)$$

$$y(t) = C\underline{x}(t) + Du(t)$$
(2.51)

$$A = \begin{bmatrix} -2\xi IW & -IW \\ IW & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 2\xi IW \\ 0 \end{bmatrix}$$
$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$
(2.52)

avec $\underline{x} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{\alpha} & I_{\beta} \end{bmatrix}, \ u = I \text{ et } \underline{y} = \underline{x}.$

La fréquence instantannée s'exprime sous la forme :

$$IW = \frac{\dot{x}_2 x_1 - \dot{x}_1 x_2}{x_1^2 + x_2^2} \tag{2.53}$$

Pour l'étude de la stabilité, le système LTV est caractérisé par l'équation d'espace d'état (2.54):

$$\underline{\dot{x}}(t) = A(t)\underline{x}(t) \tag{2.54}$$

où $\underline{x}(t) \in \Re^2$, $A(t) \in \Re^{2x^2}$ sont des fonctions à temps continu.

Les références [Wu84], [BS17], donnent une condition nécessaire à la stabilité asymptotique du système (2.54). Cette approche utilise le concept de valeurs propres [Wu80].

Théorème 1. Si le système (2.54) est asymptotiquement stable, alors pour tout $t > t_0$,

$$\int_{t_0}^t tr A(\tau) d\tau \to -\infty \qquad as \qquad t \to +\infty.$$
(2.55)

De plus, la définition 1 donne une condition suffisante pour la stabilité asymptotique de la LTV (2.54) par le calcul des valeurs propres de la matrice $\Delta(t) = A(t) + A^T(t)$. $(A^T(t)$ est la matrice transposée de A(t)).

Définition 1. Le système (2.54) est asymptotiquement stable si valeurs propres $(\lambda_i(t))$ de la matrice $\Delta(t) = A(t) + A^T(t)$, $(A^T(t)$ est la matrice de transposition de A(t)), satisfait $R_e(\lambda_i(t)) < 0$, pour tout i et $t \ge 0$.

Dans notre cas, on applique la définition 1 pour laquelle à partir de l'équation (2.52) on obtient :

$$\Delta(t) = A(t) + A^{T}(t) = \begin{bmatrix} -2\xi IW & -IW \\ IW & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -2\xi IW & IW \\ -IW & 0 \end{bmatrix}$$
$$\Delta(t) = \begin{bmatrix} -4\xi IW & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
(2.56)

Donc la condition à vérifier est : Re(IW) > 0 pour tout $t \ge 0$.

IW est défini avec l'équation (2.53). Pour notre étude, IW est un signal impacté par un défaut qui se traduit par une modulation d'amplitude et/ou une modulation de fréquence des signaux x_1 et x_2 . On considère donc les signaux x_1 et x_2 comme des signaux sinusoïdaux modulés en amplitude correspondant à un défaut.

A partir du vecteur d'état (2.51) et (2.52), on définit chacune des deux composantes :

$$x_1(t) = I_{\alpha}(t).cos(\omega t)$$

$$x_2(t) = I_{\beta}(t).sin(\omega t)$$
(2.57)

avec

$$I_{\alpha}(t) = I_0 + I_{0\alpha}.cos(\omega_1 t)$$

$$I_{\beta}(t) = I_0 + I_{0\beta}.sin(\omega_1 t)$$
(2.58)

Dans notre cas, cas réel, on peut considérer :

$$I_{0\alpha} \gg I_0 I_{0\beta} \gg I_0 \tag{2.59}$$

La condition à vérifier, Re(IW) > 0 pour tout $t \ge 0$, est réécrite comme :

$$N(IW(t)) = I_{\alpha}(t)I_{\beta}(t)\omega + [I_{\alpha}(t)\frac{dI_{\beta}(t)}{dt} - I_{\beta}(t)\frac{dI_{\alpha}(t)}{dt}].cos(\omega t).sin(\omega t) > 0$$
(2.60)

pour tout $t \ge 0$.

N(IW(t)) désigne le numérateur de IW(t) décrit par l'équation (2.53). Soit $K(t) = I_{\alpha}(t) \frac{dI_{\beta}(t)}{dt} - I_{\beta}(t) \frac{dI_{\alpha}(t)}{dt}$, on obtient :

$$-1 \leq \cos(\omega t).\sin(\omega t) \leq +1$$

$$-|K(t)| \leq K(t).\cos(\omega t).\sin(\omega t) \leq +|K(t)|$$

$$I_{\alpha}(t)I_{\beta}(t)\omega - |K(t)| \leq N(IW(t)) \leq I_{\alpha}(t)I_{\beta}(t)\omega + |K(t)|$$
(2.61)

Enfin, pour obtenir Re(IW) > 0 pour tout $t \ge 0$, la relation (2.62) doit être vérifiée

$$I_{\alpha}(t)I_{\beta}(t)\omega > |K(t)| \tag{2.62}$$

A partir de (2.58), (2.59), à l'aide de l'approximation d'ordre zéro, l'équation (2.62) conduit à :

$$I_{\alpha}(t)I_{\beta}(t)\omega \cong I_{0}^{2}.\omega$$

$$|K(t)| \cong 0$$
(2.63)

On peut conclure qu'au sens de l'approximation d'ordre zéro, la condition de stabilité asymptotique du système (2.51), (2.52) (2.53) est toujours vraie.

2.3.4 Comparaison en simulation

Dans ce paragraphe, nous allons comparer les performances de l'algorithme OSG par rapport aux méthodes Concordia et OSG qui sont toutes les deux des méthodes implantables en temps réel.

2.3.4.1 Variations d'amplitude en régime permanent

Dans ce test, le signal d'entrée est sinusoïdal à fréquence constante (F = 25Hz). L'amplitude varie brutalement de 0,1 à 1 à t = 0,5s. Les paramètres sont définis sur $\xi = 1/2$, $\tau = 0.01s$ et z(0) = 25Hz. La figure 2.21 montre les estimations de IA(t) et IF(t) pour les trois méthodes en ligne. Les estimations convergent vers les valeurs finales attendues. On note différents comportements transitoires. L'amplitude instantanée fournie par la méthode TKEO converge en trois échantillons ce qui est une caractéristique connue. Par contre, l'estimation FI TKEO présente un pic d'amplitude très élevée de valeur 1500 (tronqué sur la figure). Pour la méthode OSG, les estimations IA(t) et IF(t) convergent environ en 0,2s correspondant à la dynamique du système en boucle fermée. On remarque à nouveau un pic sur l'estimation de fréquence à t = 0.5s mais d'amplitude beaucoup plus faible (environ 35Hz) que pour la méthode TKEO.



FIGURE 2.21 – Variation d'amplitude : estimations de IA(t) et de IF(t).

La figure 2.22 montre l'erreur commise sur l'estimation et calculée avec l'Eq.(2.64) où l'erreur relative est exprimée en décibels :

$$\epsilon = \log(\frac{|IA(t) - IA_{est}(t)|}{IA(t)}).$$
(2.64)



FIGURE 2.22 – Variation d'amplitude : erreurs sur les estimations de A(t) ad IF(t).

On constate que la transformée de Concordia donne le meilleur résultat attendu pour un réseau triphasé équilibré et parfaitement sinusoïdal. Après le passage d'un transitoire la méthode OSG donne une erreur plus faible que TKEO sur l'estimation IA. Pour l'estimation IF, l'erreur résultante est comparable. La figure 2.23 montre les sorties des filtres OSG qui fournissent des signaux sinusoïdaux en quadrature en régime permanent.

2.3.4.2 Variations de fréquence

Dans ce test, l'amplitude est maintenue constante (A = 1). La fréquence d'entrée varie linéairement de 25 Hz à 50 Hz sur un intervalle égal à 0,2 s. Pour la méthode OSG, c'est le test le plus contraignant car il interroge le système d'adaptation des filtres passe-bas et passe-haut (Fig. 2.20). La figure 2.24 montre les trois estimations. Encore une fois, la transformée de Concordia fournit les meilleurs résultats comme cela est confirmé sur Fig.2.25. On peut noter que, dans la région transitoire (entre t=1,5s et t=1,7s), les trois méthodes sont approximativement équivalentes. La figure 2.26 montre que sous des variations de fréquence, l'OSG est capable de fournir deux signaux en quadrature après le temps transitoire.



FIGURE 2.23 – Variation d'amplitude : sorties des filtres OSG.



FIGURE 2.24 – Variation de fréquence : estimations de IA(t) et IF(t).

2.3.4.3 Signal bruité

Dans ce test, le signal d'entrée est un signal sinusoïdal de fréquence et d'amplitude constantes (F = 25Hz, A=1). Un bruit blanc est ajouté avec une puissance de bruit fixée à 10^{-8} ce qui correspond à un faible niveau de bruit. La figure 2.27 montre les résultats obtenus. On remarque tout d'abord que, comparée à l'estimation Concordia, l'estimation OSG fournit l'estimation la moins bruitée grâce au filtrage naturel comme le confirme



FIGURE 2.25 – Variation de fréquence : erreurs sur les estimations de A(t) ad IF(t).



FIGURE 2.26 – Variation de fréquence : sorties des filtres OSG.

la figure 2.28. L'algorithme TKEO ne parvient pas à estimer correctement l'amplitude et la fréquence instantanées. Cela est dû aux dérivées successives calculées numériquement. En présence de bruit, les grandeurs $\Psi_d[x(n)]$ et $\Psi_d[\dot{x}(n)]$ peuvent être négatives et les expressions (2.43) et (2.44) donnent mathématiquement des nombres complexes. En pratique, la méthode TKEO est appliquée à des signaux filtrés autour de la composante spectrale souhaitée. C'est relativement simple à fréquence fixe mais à fréquence variable, il faut utiliser un filtre passe-bande adaptatif. Dans ce cas, cette méthode perd son intérêt principal qui est sa simplicité. Il est à noter que le niveau de bruit choisi dans cet exemple est très faible. Dans le cas d'une mesure de courant réel, le rapport signal sur bruit est généralement plus faible, ce qui interdit l'utilisation de l'algorithme TKEO sans filtrage préalable.



FIGURE 2.27 – Signal bruité : estimations de IA(t) et IF(t).

2.3.4.4 Signal perturbé

Dans cette section, nous simulons le cas d'un courant non sinusoïdal courant dans les machines électriques. On conduit un signal composé d'un fondamental et de ses harmoniques 5 et 7 avec des amplitudes $A_1 = 1$, $A_5 = 0, 1$, $A_7 = 0, 01$. Premièrement, la figure 2.29 montre les signaux en quadrature et IA(t) fournis respectivement par les méthodes Concordia et OSG. L'algorithme OSG donne l'amplitude instantanée avec moins d'oscillations que la transformée de Concordia. La figure 2.30 montre que la méthode TKEO ne parvient pas à estimer IA(t) et IF(t) comme prévu. En effet, les relations (2.43) et (2.44) ne sont définies que pour un signal sinusoïdal faiblement modulé en amplitude et en fréquence.

2.3.4.5 Conclusions

L'algorithme OSG présenté dans ce paragraphe permet de réaliser une démodulation en ligne à partir d'un seul courant mesuré. Il est donc une alternative aux techniques de type



FIGURE 2.28 – Signal bruité : signaux en quadrature et IA(t) fournis par Concordia et les filtres OSG.



FIGURE 2.29 – Signaux harmoniques : signaux en quadrature et IA(t) fournis par Concordia et les filtres OSG.



FIGURE 2.30 – Signaux harmoniques : estimations de IA(t) et IF(t).

TKE qui est la référence dans les méthodes temps réel/monodimensionnelles. Par ailleurs il fournit des résultats comparables à la transformée de Concordia qui elle, nécessite au moins deux courants mesurés en régime équilibré. Dans la suite, cette technique est utilisée afin de démoduler le courant mesuré sur l'installation du centre technique municipal.

2.3.5 Application au moteur du site CTM

On applique la méthode OSG sur les données acquises sur le site du CTM. Dans cet essai, le moteur est en régime permament, alimenté par le réseau électrique. On exploite une mesure de courant acquise avec une fréquence d'échantillonnage $F_s = 10kHz$. L'algorithme de la figure 2.20 est appliqué afin de fournir l'amplitude et la fréquence instantannées IA(t) et IF(t). La figure 2.31 montre les signaux IA(t) et IF(t) obtenus.

On rappelle que l'opération de démodulation réalise une translation du spectre de F_e autour de 0. De ce fait on doit retrouver, dans IA(t) et IF(t), les composantes spectrales caractéristiques de notre application, translatées de la quantité F_e (ici 50 Hz). Le tableau 2.15 rappelle les composantes attendues après démodulation.

Les spectres obtenus sont normalisés par rapport à la valeur moyenne des signaux IA(t) et IF(t), c'est à dire que l'amplitude de la composante à f = 0 est imposée égale à 1. Cela permet de comparer les amplitudes des composantes caractéristiques entre les signaux IA(t) et IF(t) et définir quelle est la modulation la plus sensible. Les figures 2.32 et 2.33 montrent les spectres obtenus. On vérifie que les différentes composantes caracté-



FIGURE 2.31 – Mesures CTM : estimations de IA(t) et IF(t).

Origine	Fréquence	Valeur numérique		
Rotor	$f_{rot} = 2ksf_e$	1.1 Hz, 2.2 Hz, 3.3 Hz, 4.4 H		
Encoches	$f_{slot} = f_e \left[\frac{N_b}{p} (1-s) \right]$	1384 Hz		
Excentricité	$f_{exc} = f_r$	99.45 Hz Hz		
Ventilateur	kf_v	35 Hz		
Courroie	kf_c	10.8Hz, 21.6 Hz, 32.4 Hz		

TABLE 2.15 – Analyse spectrale des termes de modulation IA(t) et IF(t)

ristiques de notre application sont présentes à la fois dans IA(t) et IF(t). Par rapport à la valeur moyenne des signaux qui est normalisée à 1, les composantes sont d'amplitude plus importantes dans le terme de modulation IA(t).

On compare les spectres obtenus avec une estimation de IA(t) et IF(t) par la transformée de Concordia. Les figures 2.34 et 2.35 montrent que les résultats obtenus sont comparables. L'analyse OSG permet donc d'accéder aux signaux de modulation IA(t) et IF(t) à partir d'une seule mesure de courant.

2.4 Jumeau numérique de l'installation du CTM

Le jumeau numérique représente la comparaison entre le modèle physique d'un système et sa modéllisation numérique virtuelle. Il permet une analyse exhaustive de l'information et un contrôle rigoureux des systèmes pour des fins de diagnostics et de maintenance des



FIGURE 2.32 – Mesures CTM : Spectre de IA(t).



FIGURE 2.33 – Mesures CTM : Spectre de IF(t).

machines.



FIGURE 2.34 – Mesures CTM : Comparaison des spectres de IA(t) par OSG et Concordia.



FIGURE 2.35 – Mesures CTM : Comparaison des spectres de IF(t) par OSG et Concordia.

2.4.1 Modélisation de l'installation

Notre système à modéliser est le système moteur/ventilateur du CTM de Poitiers représenté par la figure 2.36. Ce système moteur/ventilateur est un système d'entraînement par poulies et courroies basé sur un ventilateur monobloc caractérisés par le montage de leur turbine en extrémité d'une ligne d'arbre entraînée par un moteur asynchrone au moyen d'une transmission permettant d'ajuster la vitesse de rotation.



FIGURE 2.36 – Le système moteur/ventilateur

avec

- -1: une turbine;
- -2: un Tabouret;
- -3: une volute;
- -4: un pavillon d'entrée;
- -5: un moteur avec glissières;
- 6 : une ligne d'arbre ;
- -7: une transmission;
- 8: un carter d'arbre;
- -9: un chassis;
- -10: un système d'étanchéité renforcé (en option);
- -11: un détecteur de rotation (en option);
- -a: Poulie 1;

- b : Poulie 2;
- -c: Courroies;
- d: paliers;
- e: Arbre;
- f : Turbine.

Afin de modéliser numériquement notre système moteur/ventilateur, on doit définir les relations des transmissions mécaniques de chaque compartiment. Le système peut se diviser en 3 compartiments (figure 2.37) :



FIGURE 2.37 – Compartiments du système Moteur/Ventilateur

— Compartiment 1 : Moteur/Poulie 1 : Ce sous-système est composé de deux éléments mécaniques : le moteur et la poulie 1 qui l'entraîne. L'équation adaptée au type de mouvement de rotation qu'ils décrivent s'écrit sous la forme suivante (2.65) :

$$J_1\theta_1 = T_e - 2K_b(R_{p1}\theta_1 - R_{p2}\theta_2) \tag{2.65}$$

— Compartiment 2 : Poulie 1/Poulie 2 : Ce compartiment représente un système de deux poulies reliées part une courroie. Son rôle principal est la transmission mécanique de la rotation de l'arbre du moteur vers l'arbre portant la pièce à mettre en mouvement, en adaptant la vitesse de rotation via un rapport de réduction. L'equation de mouvement mécanique ce sous-système est décrite par l'équation (2.66).

$$J_2 \dot{\theta}_2 = 2K_b (R_{p1}\theta_1 - R_{p2}\theta_2) - K_s (\theta_2 - \theta_F) - B_r (\dot{\theta}_2 - \dot{\theta}_F)$$
(2.66)

— Compartiment 3 : Poulie 2/Turbine : Ce bloc est composé d'un ventilateur centrifuge entraîné par le mouvement mécanique de l'arbre de transmission, qui est elle-même entraînée par la poulie 2. L'équation du mouvement angulaire des élements constituants ce compartiment est présentée par l'équation (2.67).

$$J_F \ddot{\theta_F} = K_s (\theta_2 - \theta_F) + B_r (\dot{\theta_2} - \dot{\theta_F}) - T_a$$
(2.67)

Avec

- $-J_1$: inertie de la poulie 1;
- $-J_2$: inertie de la poulie 2;
- $-J_F$: inertie de la turbine;
- θ_1 : Déplacement angulaire de la poulie 1;
- $-\theta_2$: Déplacement angulaire de la poulie 2;
- θ_F : Déplacement angulaire de la turbine;
- $-T_e$: Couple électromagnétique;
- $-T_a$: Couple de charge;
- K_b : Raideur de la courroie;
- $-K_s$: Raideur de l'arbre de transmission;
- $-B_r$: Coefficient de frottement des roulements;
- $-R_{p1}$: Rayon de la poulie 1;
- $-R_{p2}$: Rayon de la poulie 2.

En se basant sur les relations (2.65), (2.66) et (2.67), le modélisation des mouvements mécaniques de système Moteur/Ventilateur est présenté par la figure (2.38).

Afin de se rapprocher au modèle réel du système, on ajoute tous les défauts possibles qui peuvent apparaître à ce système. Les défauts ajoutés sont considérés comme des couples sous la forme sinusoïdale suivante :

$$T_{défaut} = A.cos(2.\pi.f_d.t) \tag{2.68}$$

où

— T_{dfaut} : Le couple de défaut résultant ;

-A: L'amplitude de défaut;



FIGURE 2.38 – Modélisation mécanique du système moteur/ventilateur

— f_d : La fréquence de défaut ;

-t: le temps.

Le tableau 2.16 résume tous les types des défauts possibles avec les fréquences correspondantes de chacun.

Type de défaut	Fréquence correspondante		
Déséquilibre du ventilateur	$f_v =$ nombre de pales de ventilateur $\times f_r$		
Bague intérieure de roulement	$f_{Bint} = 0.6 \times \text{nombre de billes} \times f_r$		
Billes de roulement	$f_{Billes} = 0.4 \times \text{nombre de billes} \times f_r$		
Courroies	$f_c = \frac{2\pi(\text{Rayon de la poulie 1})}{\text{Longeur de la courroie}} \times f_r$		
Barres rotor cassées	$f_{rot} = 2 \times (f_e - f_r)$		
Harmoniques d'encoches	$f_{slot} = \frac{\text{Nombre d'encoches}}{\text{Nombre de paires de pôle}} \times f_r$		
Excentricité	$f_{exc} = f_r$		

TABLE 2.16 – Types et fréquences correspondantes aux défauts

- f_r : la fréquence de rotation;
- f_e : la fréquence de fonctionnement.

En tenant compte de la modélisation mécanique présentée par la figure (2.38), les défauts possibles présentés dans le tableau (2.16) et le bruit blanc des signaux, le modèle numérique de simulation (ou le jumeau numérique) est présenté par la figure (2.39)



FIGURE 2.39 – Modélisation du jumeau numérique

2.4.2 Surveillance par analyse statistique : étude en simulation

De nombreuses études ont été menées afin d'identifier les empreintes spectrales des défauts mécaniques et électriques. De nombreux défauts d'un tel système électrique provoquent en effet l'apparition des harmoniques particuliers. Les fréquences de ces harmoniques, ou signatures, peuvent être prédites, et le suivi de ces composantes permet de suivre l'évolution du défaut recherché.

La présence d'une raie spectrale à une fréquence désignée est insuffisante pour déterminer l'état de la machine, et son amplitude doit être surveillée. En revanche, une mesure sporadique ne fournit pas suffisamment de données, et la pratique dicte de privilégier un suivi temporel continu. L'amplitude de la composante surveillée est calculée à l'aide d'une série d'enregistrements. Puis, en fonction de l'évolution de cette amplitude, un seuil d'alerte est établi, au-dessus duquel le fonctionnement est considéré comme anormal (figure 2.40).

Cependant, lorsque le signal est affecté par le bruit causé par les sondes de mesure ou par le système lui-même, l'analyse directe de l'amplitude d'une certaine raie spectrale



FIGURE 2.40 – Surveillance d'une fréquence de défaut, [FOU15].

devient très sensible, ce qui rend la détermination du seuil d'alarme associé à cette signature compliquée.

Une méthode plus robuste consiste à utiliser une approche statistique. Cette approche est composée par deux phases : une phase d'apprentissage et une phase de diagnostic.

La phase d'apprentissage permet de construire une référence de comportement sain. Et la phase de diagnostic permet de caractériser le comportement de la signature de défaut en régime de fonctionnement sain.

Lorsque le ou les défauts ciblés ne sont pas présents dans le système, un apprentissage doit être effectué afin de caractériser le comportement de la signature de défaillance dans un état de fonctionnement sain. Une fois cet apprentissage terminé, il est possible de comparer chaque nouvelle valeur obtenue au comportement de référence pour voir si le système s'est écarté du comportement normal. Ce défaut pourra alors être détecté en cas d'augmentation de sa sévérité. La figure 2.41 illustre cette phase d'apprentissage au cours de laquelle la référence du comportement sain de la signature de défaut suivie est réalisée.



FIGURE 2.41 – Création de la référence, [FOU15]

La procédure se décompose en trois étapes :

- le choix de la signature;
- la référence statistique;
- le seuil d'alarme automatique.

2.4.2.1 Etape 1 : choix de la signature $S_{défaut}$

La signature $S_{d\acute{e}faut}$ est définie par le choix :

- d'un signal d'analyse : courant, puissance, vitesse instantanée...
- d'une caractéristique de ce signal : amplitude ou fréquence instantanée du courant par exemple.
- d'une composante spectrale spécifique comme par exemple la composante à la fréquence de rotation du moteur.

Dans notre cas par exemple, il s'agira de l'amplitude de la composante spectrale à la fréquence du défaut (f_d) présente dans la fréquence de la courroie (f_c) .

$$S_{défaut} = \mid f_c(f_d) \mid \tag{2.69}$$

2.4.2.2 Etape 2 : référence statistique

Pour obtenir une référence stable pour la signature par défaut à partir d'un ensemble de valeurs N_{ref} obtenues en régime sain, l'approche consiste à faire une approximation de la distribution en estimant sa moyenne $\hat{\mu}_{ref}$ et son écart type $\hat{\sigma}_{ref}$ sur cet ensemble d'échantillons. Les expressions de ces deux paramètres sont données par les équations suivantes :

$$\hat{\mu}_{ref} = \frac{1}{N_{ref}} \sum_{k=1}^{N_{ref}} S_{défaut}(k)$$
(2.70)

$$\hat{\sigma}_{ref} = \sqrt{\frac{1}{N_{ref} - 1} \sum_{k=1}^{N_{ref}} (S_{défaut}(k) - \hat{\mu}_{ref})^2}$$
(2.71)

Le problème majeur c'est que la signature de défaut considérée peut varier en fonction du type de machine et de son point de fonctionnement. Ce qui rend les paramètres estimées obtenus dans (2.70) (2.71) ne sont pas exploitables directement.

Dans [FOU15], l'auteur a proposé un test statistique T_k qui peut être utilisé pour fournir l'indicateur de défaut normalisé. À partir de la référence $\{\hat{\mu}_{ref}, \hat{\sigma}_{ref}\}$ caractérisant le comportement sain de la signature de défaut brute $S_{défaut}$, ce test consiste à vérifier l'appartenance de chaque nouvelle valeur $S_{défaut}(k)$ à celle-ci.

Afin de rendre la signature indépendante du type de machine, une signature centrée réduite est définie comme suit :

$$S_{défaut,CR}(k) = \frac{S_{défaut}(k) - \hat{\mu}_{ref}}{\hat{\sigma}_{ref}}$$
(2.72)

La figure 2.42 illustre la normalisation de la signature à partir de deux machines différentes. Ainsi, quelque soit le type de système à surveiller, l'indicateur normalisé obtenu à l'aide du test T_k suit une loi de distribution de moyenne nulle et d'écart-type unitaire. Les valeurs obtenues correspondent alors aux variations autour de ces paramètres normalisés. Cette procédure permet de définir un indicateur de défaut normalisé noté $I_{défaut}$.

2.4.2.3 Etape 3 : seuil d'alarme automatique

Il est nécessaire de pouvoir associer automatiquement un seuil d'alarme aux valeurs obtenues par l'indicateur de défaut normalisé $I_{défaut}$ afin de les analyser. Ce seuil permet de distinguer un fonctionnement sain d'un fonctionnement défaillant. Afin de faciliter le choix du seuil d'alarme, nous considérerons dans cette partie que la signature de défaut brute $S_{défaut}$ suit une loi de distribution gaussienne, qui correspond au cas particulier



FIGURE 2.42 – Signature normalisée, [FOU15].

d'une composante spectrale relative à un bruit blanc gaussien.

Le seuil d'alarme est défini par la relation 2.73 pour le cas particulier $t_{0.1\%}$. Cette définition signifie donc que si, pour l'enregistrement $n^{o}k$, la valeur de la variable aléatoire $S_{défaut,CR}$ est supérieure au seuil $t_{0.1\%}$, il n'y a en théorie que 0.1% de chance que le système fonctionne en régime sain.

$$P(S_{défaut,CR}(k) > t_{0.1\%}) = 0,001$$
(2.73)

Pour déterminer le seuil $t_{0.1\%}$, on utilise la relation 2.74 :

$$P(S_{défaut,CR}(k) > t) = 1 - \Phi(t), \qquad (2.74)$$

où la fonction de répartition $\Phi(x)$, pour une loi normale de moyenne nulle et d'écarttype unitaire est définie par :

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x} e^{-\frac{1}{2}t^2} dt$$
(2.75)

La valeur $\Phi(x)$ ne peut pas être calculée de manière analytique. Une table de ses valeurs obtenues numériquement pour différentes valeurs du paramètre x permet de calculer le seuil de défaut $t_{0.1\%}$.

2.4.3 Application au cas du système de CTM

Dans ce paragraphe, nous testons en simulation la procédure décrite dans le paragraphe précédent. Pour cela, le simulateur du système Moteur/ventilateur du CTM déjà détaillé dans le paragraphe 2.4.1 est utilisé.

Dans cette simulation, Le test est réalisé sur 30 enregistrements dans un état de fonctionnement sain à vitesse fixe et en régime permanent. Chaque enregistrement est pour une durée d'enregistrement d'environ 2 minutes. Afin de faciliter la simulation, nous nous limitons qu'à un seul type de défaut. Nous considérerons dans cette partie que le défaut concernée c'est le défaut de la courroie de transmission. Pour une simulation complète de la surveillance par analyse statistique, la même démarche peut se faire pour le reste des défauts possibles définis dans le tableau 2.16. Particulièrement pour le défaut des barres rotor, les seuils d'alarme sont déjà définis dans les tableaux (2.3) et (??).

Les enregistrements sans défaut ont été faites sur le système réel Moteur/ventilateur sur le site de CTM de Poitiers à vitesse fixe (figure 2.43). Avec l'impossibilité de créer un défaut sur le système existant, les enregistrements avec défaut ont été estimés par la simulation du jumeau numérique présenté dans le paragraphe 2.4.1 en créant un défaut sur les courroies de transmission tout en tenant compte d'un bruit blanc pour se rapprocher le maximum de la réalité.



FIGURE 2.43 – Mesure et aquisition de courant

Pour les enregistrements sans défaut, la figure (2.44-a) montre le courant $I_1(t)$ du

moteur et l'amplitude instantanée $IA_{conc}(t)$ estimée par la transformée de Concordia, et la fréquence instantanée estimée $IF_{conc}(t)$ est illustrée dans (2.44-b). Pour les enregistrements avec défaut, l'amplitude instantanée $IA_{conc}(t)$ et la fréquence instantanée $IF_{conc}(t)$ estimées par la transformée de Concordia sont représentées respectivement dans les figures (2.44-d) et (2.44-d).



FIGURE 2.44 – Signaux simulés et estimés par Concordia

Les figures (2.45-a) et (2.45-b) représentent les spectres fréquentielles des signaux estimés $IA_{Conc}(t)$ et $IF_{Conc}(t)$ par la transformée de Concordia pour un fonctionnement sain. La figure (2.45-b) représente un zoom sur la fréquence du défaut de la courroie de transmission. On remarque que les raies spectrales de l'amplitude instantanée $IA_{Conc}(t)$ sont plus claires que celles de $IF_{Conc}(t)$. La fréquence correspondante au défaut, quant à elle, elle est présente à la fréquence 10.6 Hz dans les représentations spectrales. La figure (2.45-c) illustre les spectres de Fourier des signaux estimés $IF_{Conc}(t)$ par la transformée de Concordia pour 30 enregistrements superposés en présence d'un défaut de la courroie. La figure (2.45-d) représente un zoom autour de la fréquence de ce défaut.

La procédure statistique mentionnée ci-dessus est maintenant mise en œuvre. Des tranches de 5 secondes, correspondant à une période de la référence de vitesse, sont enregistrées et pour chaque tranche la signature de défaut est définie par l'équation (2.69). On réalise 30 enregistrements sans défaut pour la phase d'apprentissage puis 30 autres



FIGURE 2.45 – Spectres de fourier des signaux estimés par Concordia

enregistrements avec défaut.

En premier lieu, une signature brute basée sur l'amplitude de la composante de défaut à $f_d = 10.6Hz$ (c'est à dire sans normalisation et centrage) est utilisée. A partir de ces enregistrements les moyennes et écarts-types sont calculés en fonctionnement sain et avec défaut. Les valeurs obtenues sont présentées dans le tableau 2.17.

	Sans défaut	Avec défaut
Moyenne μ	1.0504	3.5072
Écart type σ	0.4116	0.4249

TABLE 2.17 – Moyennes et écart-types obtenus

L'évolution de ces signatures en fonction du numéro d'enregistrement est représentée sur la figure 2.46.

En appliquant la relation (2.72), on obtient l'évolution de la signature normalisée en fonction du numéro d'enregistrement, présentée par la figures 2.47. Les moyennes et écarts-types sont données par le tableau 2.18.

Afin de définir le seuil $t_{0.1\%}$ à partir de l'équation (2.74), on utilise la table de la loi



FIGURE 2.46 – Signatures de défaut sans et avec défaut.

	Sans défaut	Avec défaut
Moyenne μ	0	5.9695
Écart type σ	1	1.0324

TABLE 2.18 – Moyennes et écart-types normalisés obtenus



FIGURE 2.47 – Signatures de défaut normalisées sans et avec défaut

normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, avec $\mu = 0$ et $\sigma = 1$.

	0.00	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09
0.0	0.5000	0.5080	0.5040	0.5120	0.5160	0.5199	0.5239	0.5279	0.5319	0.5359
0.1	0.5398	0.5438	0.5478	0.5517	0.5557	0.5596	0.5636	0.5675	0.5714	0.5753
:	:		•	:		•	:	:	•	:
3.0	0.9987	09987	0.9987	0.9988	0.9988	0.9989	0.9989	0.9989	0.9990	0.9990
:	:		:	:	:		÷	:	•	

A partir du tableau 2.19, on obtient : $t_{0.1\%} = 3.09$.

TABLE 2.19 – Extrait de la table de la loi normale $\mathcal{N}(0,1)$

La figure 2.48 illustre les histogrammes des signatures normalisées. La distribution des signatures sans défaut et celle des signatures avec défaut sont représentées respectivement en bleu et en orange. Ces deux distributions sont séparé par un trait en vert. Ce trait correspond exactement au seuil de défaut à 0.1%. L'histogramme des signatures norma-lisées sans défaut peut être approximée par une loi gaussienne représenté en couleur jaune.



FIGURE 2.48 – Histogramme représentant la répartition des signatures de défaut normalisées en régime permanent

Les signatures normalisées et le seuil à 0.1% sont donnés dans la figure 2.49.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé l'analyse des signaux électriques pour la surveillance des systèmes électro-mécaniques à vitesse fixe. Après avoir rappelé les principales



FIGURE 2.49 – Signatures de défaut normalisées et avec défaut

composantes spectrales présentes dans le courant en mode sain et dégradé, nous avons proposé un algorithme original pour l'obtention des termes de modulation du courant IA(t) et IF(t). Cette méthode, basé sur un générateur de signaux orthogonaux a été comparée aux principales méthodes connues et principalement la méthode TKE qui, elle aussi, n'utilise qu'un seul courant. Des tests sont réalisés en simulation et expérimentalement. Les résultats sont encourageants mais il reste des points à renforcer, comme par exemple le choix de la bande passant des filtres OSG qui doit être choisie en fonction des composantes spectrales à surveiller.

Par ailleurs, une procédure statistique de surveillance a été introduite afin de détecter l'apparition d'un défaut. La mise en oeuvre de cette méthode a été l'occasion de modéliser l'ensemble du système ventilation et donc de réaliser le jumeau numérique de notre installation. La méthode statistique a été validée en simulation à partir de ce modèle puisqu'il n'est pas aisé de réaliser des défauts réels sur le site du CTM. La possibilité offerte par cette méthode de déterminer un seuil automatique à partir de données saines enregistrées est très intéressante dans un contexte industriel où la simplicité de mise en oeuvre des solutions et une condition nécessaire.
Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur

3.1 Monitoring en régime transitoire

3.1.1 Avantages de l'analyse en régime transitoire

Il existe de nombreuses applications industrielles pour lesquelles les MCSA classiques ne sont pas adaptés. Dans certains cas, le moteur à induction fonctionne avec des variations de charge continues, des oscillations de charge ou des fluctuations de tension, qui déforment le spectre de Fourier des courants et peuvent même conduire à un diagnostic erroné du défaut. Une autre limite de la méthode est la nécessité d'un niveau minimum de charge pour une détection fiable des harmoniques liées au défaut. Tous ces faits peuvent rendre le diagnostic certainement difficile.

Les inconvénients que présentent les méthodes MCSA dans certaines applications ont motivé les chercheurs au cours de ces dernières années. Un intérêt croissant pour des méthodologies alternatives, basées sur l'étude des courants transitoires du stator, comme moyen d'obtenir des informations supplémentaires qui pourraient compléter celles fournies par les méthodes traditionnelles basées sur le régime permanent et même parvenir à un diagnostic dans certains cas où les approches MCSA conventionnelles ne fonctionnent pas correctement. Ces méthodes de diagnostic peuvent être considérées comme représentatives d'une nouvelle tendance, que l'on pourrait nommer MCSA transitoire (TMCSA). Cette tendance peut être considérée comme une extension des techniques MCSA conventionnelles, puisqu'elle est basée sur la détection et l'identification des composantes de courant caractéristiques utilisées par MCSA, mais dans le régime transitoire, en utilisant des techniques d'analyse de signal appropriées.

L'analyse basée sur les courants transitoires (TMCSA) présente plus d'avantage que l'analyse en régime permanent (MCSA) :

- Premièrement, les amplitudes des composantes liées au défaut sont généralement plus importantes en régime transitoire qu'en régime permanent. Cela rend sa détection plus facile.
- De plus, pendant les régimes transitoires, des informations supplémentaires peuvent être extraites. Le diagnostic n'est pas seulement basé sur l'existence d'harmoniques spécifiques dans le spectre, mais tient également compte du moment où les composantes du défaut apparaissent ou de leur évolution. L'information fréquentielle utilisée par les méthodes basées sur MCSA est étendue au domaine temps-fréquence, ce qui permet d'obtenir des diagnostics plus fiables.

3.1.2 Techniques de traitement du signal

Les premières méthodes de diagnostic basées sur l'analyse des courants transitoires (TMCSA) ont été développées dans les années 1980 et au début des années 1990. Elder et al. et Qiu Arui [EWT89; Aru95] ont déjà proposé l'étude du transitoire de démarrage à des fins de diagnostic.

D'autre part, les méthodes de diagnostic basées sur les transitoires impliquent généralement une plus grande complexité dans l'analyse des signaux, l'interprétation des résultats et le système d'acquisition des données. Cependant, l'importance de ces inconvénients diminue continuellement à mesure que les techniques d'analyse des signaux s'améliorent. En ce qui concerne le champ d'application, les méthodes de diagnostic basées sur l'analyse des courants transitoires développées jusqu'à présent sont adaptées aux machines dont les cycles de travail comprennent des régimes transitoires avec de grandes variations de glissement. Le courant des moteurs asynchrones en régime transitoire concerné pour l'analyse TMCSA est classée en deux catégories : soit le courant statorique au démarrage, soit en utilisant un variateur de vitesse. Dans la littérature, les techniques utilisées pour l'analyse du courant statorique en régime transitoire sont multiples. On peut citer à titre d'exemple : Order Tracking avec FFT dans le domaine angulaire [Aka13], la transformée en ondelettes discète [Rie+08], la transformée de Fourier à court terme [AP18], l'algorithme de classification multi-signaux [Gar+21]

3.1.2.1 Transformée de Fourier à court terme

La transformée de Fourier à court terme TFCT (en anglais : Short Time Fourier Transform STFT) ou Transformée de Fourier à Fenêtre glissante consiste à appliquer la Transformée de Fourier au signal à travers une fenêtre glissante sur laquelle le signal est approximativement stationnaire. Cette méthode a été appliquée pour la détection des défauts mécaniques des machines tournantes [ABB13; AP18]. La STFT est définie par l'expression :

$$STFT_x(t,f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h(\tau-t)e^{-j2\pi f\tau}d\tau$$
(3.1)

La STFT est constituée par la Transformée de Fourier de $x(\tau)h(\tau - t)$ obtenue en pondérant $x(\tau)$ par la fenêtre $h(\tau - t)$ qui est une fenêtre d'analyse temporelle courte localisée autour de t et qui se déplace avec la variation de paramètre t.

3.1.2.2 Transformée en ondelettes discrètes

La méthode de transformée en ondelettes discrètes (en anglais : discrete wavelet transform DWT) a été appliquée pour le diagnostic des machines tournantes à l'aide de l'analyse des courants statoriques transitoires [Rie+08; RAB16]. Cette méthode est essentiellement appliquée lors du démarrage du moteur.

La transformée en ondelettes discrètes consiste à échantillonner les paramètres de mise à l'échelle et de décalage de la transformée en ondelettes continues. Cela permet d'obtenir une haute résolution fréquentielle aux basses fréquences et une haute résolution temporelle aux hautes fréquences, en éliminant les informations redondantes.

La transformée en ondelettes continues est définie par l'équation :

$$CWT_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(t) \cdot \overline{\psi} \left(\frac{t-b}{a}\right) \cdot dt$$
(3.2)

Avec : ψ est l'ondelette utilisée, $\overline{\psi}$ son complexe conjugué, a est le facteur d'échelle de l'ondelette et b le décalage temporel de la fonction ondelette.

Dans le cas de la transformée en ondelettes discrètes, les paramètres a et b, sont limités uniquement à des valeurs discrètes, où $a = S_0^j$ et $b = k \cdot \tau_0 \cdot S_0^j$. L'ondelette est donnée par l'expression suivante [RAB16] :

$$\psi_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{S_0^j}} \psi\left(\frac{t - k.\tau_0.S_0^j}{S_0^j}\right)$$
(3.3)

En particulier, lorsque la grille dyadique est définie par : $a_m = 2^m$ et $b_n = n \cdot 2^n$ où $m \in \mathbb{Z}^*$ et $n \in \mathbb{Z}$, l'ondelette s'écrit alors :

$$\psi_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{a^m}} \psi\left(\frac{1}{2^m}x - n\right) \tag{3.4}$$

La transformée en ondelettes discrètes devient :

$$DWT_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \int f(t) \cdot \psi\left(\frac{1}{2^m}x - n\right) \cdot dt$$
 (3.5)

3.1.2.3 Order Tracking

L'Order Tracking (OT) consiste à remplacer l'échantillonnage temporel traditionnel par un échantillonnage angulaire. L'angle considéré peut être choisi de plusieurs manières, mais le plus souvent il est lié à la position mécanique de l'arbre. Dans ce cas, un défaut périodique n'est plus caractérisé par un nombre d'impacts par seconde (quantité dépendant de la vitesse) mais par un nombre d'impacts par tour. L'intérêt principal est que la représentation spectral du signal analysé est indépendante de la vitesse de rotation. L'abscisse du spectre n'est plus gradué en Hertz mais en évènements par tour (event per revolution) ou en ordre. Si l'angle mécanique est utilisé pour échantillonner le signal analysé, une composante spectrale situé à $g = 1ev^t/rev$ correspondra à une composante à la fréquence de rotation du moteur. Les relations entre les variables angulaires et les spécifications de la FFT sont rappelées dans le tableau 3.1.

Domaine angulaire								
Nom	Variable	Expression	Unité					
θ_s	Période d'échantillonnage	-	rd					
G_s	Fréquence d'échantillonnage	$\frac{1}{\theta_s}$	Ev^t/rev					
N_{θ}	Nombre d'échantillons	-	-					
g_{max}	Domaine de représentation de la FFT	$\frac{G_s}{2}$	Ev^t/rev					
Δ_g	Resolution de la FFT	$\frac{G_s}{N_{\theta}}$	Ev^t/rev					

TABLE 3.1 – Domaine angulaire et notations FFT.

Dans cette représentation, pour des données échantillonnées à partir de la position mécanique, la composante à la fréquence de rotation sera localisée à l'ordre g = 1 quelles que soient les variations de vitesse. En considérant les données échantillonnées à la période d'échantillonnage θ_s , le spectre sera calculé entre g = 0 et $g_{max} = \frac{1}{2\theta_s}$. La résolution correspondante est $\Delta_g = \frac{1}{N\theta_s}$. Chaque composante spectrale, due à des défauts ou à des variations de charge sera située à un ordre dont la valeur sera constante. La période d'échantillonnage angulaire θ_s sera choisie en fonction de l'ordre maximum à surveiller. Cependant, les périodes d'échantillonnage temporelle et angulaire (respectivement T_s et θ_s) sont liées. Le choix d'une période θ_s impose une valeur minimale de la période d'échantillonnage T_s en fonction de la vitesse maximale de la machine :

$$T_s < \frac{\theta_s}{\omega_{max}},\tag{3.6}$$

avec T_s et θ_s respectivement les périodes d'échantillonnage temporelle et angulaire et

 ω_{max} la vitesse angulaire maximale en rd/s.

A titre d'exemple, considérons un moteur avec une vitesse maximale $N_{max} = 3000 tr/mn$, soit $\omega_{max} = 314 r d/s$. Si l'on veut calculer le spectre angulaire entre 0 et $g = 5 r d^{-1}$, cela conduit à la fréquence d'échantillonnage angulaire $G_s = 10 r d^{-1}$ et à la période d'échantillonnage $\theta_s = 0.1 r d$. La période d'échantillonnage temporelle minimale est de Ts = 3.18 ms correspondant à $Fs \approx 3 k Hz$.

Un bon moyen d'obtenir les limites de l'échantillonnage temporel est de comparer ce ré-échantillonnage angulaire basé sur un logiciel avec un encodeur traditionnel. Ils sont définis par une résolution en nombre de points par tour, classiquement comme une puissance de 2 ($N_p = 256, 1024, 2048$). Exprimé en radians, l'échantillonnage angulaire correspondant est $\theta_s = \frac{2\pi}{N_p}$. A partir de l'équation (3.6) et en considérant $\omega_{max} = \frac{\pi N_{max}}{30}$, la relation entre la résolution équivalente du capteur (N_p) et la fréquence temporelle minimale l'échantillonnage à utiliser est :

$$F_s > \frac{N_p N_{max}}{60}.\tag{3.7}$$

On peut voir que pour une vitesse de rotor maximale de $N_{max} = 3000 tr/mn$ et un codeur équivalent avec une résolution de $N_p = 2048$, la fréquence d'échantillonnage dans le domaine temporel doit être $F_s > 102, 4kHz$ ce qui est envisageable avec les matériels actuels.

L'order tracking nécessite de disposer d'une mesure ou d'une estimation de l'angle mécanique et d'un échantillonnage direct ou indirect du signal à analyser. Les méthodes OT peuvent être classées en deux catégories [And+14; FM97; Lu+19] :

3.1.2.3.1 Méthodes AD (Angle Dependant) : ce groupe regroupe les méthodes pour lesquelles le signal est directement échantillonné dans le domaine angulaire. Elles nécessitent un système d'acquisition spécifique synchronisé sur la mesure de position ainsi qu'un filtre anti-repliement adaptatif. L'avantage principal est que le signal est réellement échantillonné à partir de la position mécanique. Ces méthodes sont aussi appelées HOT, Hardware Order Tracking (figure 3.1).

3.1.2.3.2 Méthodes TD (Time Dependant) : ce groupe regroupe les méthodes pour lesquelles le signal est initialement échantillonné dans le domaine temporel. L'échantillonnage angulaire est ensuite réalisé par interpolation numérique. Ces méthodes sont aussi appelées COT, Computed Order Tracking (figure 3.2).

Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur



FIGURE 3.2 – Computed Order Tracking par interpolation [Bon04]

Toutes ces méthodes utilisent les informations de position mécanique pour effectuer l'OT. La position doit être soit extraite d'un capteur, soit estimée. Dans ce dernier cas, on parle de méthodes TOT (Tacholess Order Tracking). Les techniques TOT peuvent être considérées comme un cas particulier des méthodes COT mais sans capteur de position.

Le ré-échantillonnage angulaire (passage de x(t) à $x(\theta)$) se fait toujours par calcul à partir des données temporelles. On dispose d'une signal d'analyse x(t) et d'un angle $\theta(t)$ initialement échantillonné à pas temporel constant T_s . Dans le domaine angulaire le pas angulaire entre les échantillons de $\theta(t)$ n'est constant qu'à vitesse fixe. A vitesse variable ce pas est variable. On cherche à obtenir un signal $x(\theta)$ échantillonné à pas angulaire constant θ_s . On distingue plusieurs méthodes possibles [Blo98] :

- Short Time FFT : le signal est analysé par portions sur un temps court. En faisant l'hypothèse que la vitesse est constante dans cet intervalle, on peut normaliser la fréquence par rapport à la vitesse estimée et obtenir une représentation spectrale en fonction des ordres (g). La résolution de la FFT étant inversement proportionnelle à la durée d'analyse, cette méthode souffre d'un manque de résolution spectrale.
- Interpolation : le signal d'analyse x(t) et la position mécanique $\theta_m(t)$ sont échan-

tillonnés en fonction du temps. Un algorithme calcule ensuite les échantillons de x(t) correspondant à des incréments constants de la position $\theta_s = cte$. Ces valeurs n'existent pas réellement dans les acquisitions dans la mesure où l'échantillonnage temporel est indépendant de la position mécanique. On utilise donc des techniques d'interpolation pour estimer ces valeurs (linéaire, polynomiale...). A titre d'exemple la fonction matlab "rpmordermap" utilise cette méthode.

- Filtrage de Kalman : Le principal avantage du filtrage de Kalman est de pouvoir séparer des ordres très proches et de fournir leur évolution temporelle. L'inconvénient est le temps de calcul important et le choix des pondérations utilisées dans la résolution par moindre carrés.
- Transformée de Fourier à temps variant (Time Variant Discrete Fourier Transform) : C'est une méthode originale développée par Jason Bougth en 1998 [Blo98]. Elle ne réalise pas d'interpolation des signaux mais propose de modifier directement l'expression de la transformée de Fourier du signal. C'est un cas particulier des méthodes "chipr-z transform" dans lesquelles le terme $e^{-2\pi j ft}$ (Kernel)de l'intégrale de Fourier est modifié. EN TVDFT, le terme f est remplacé par la fréquence de rotation de la machine, qui peut varier dans le temps. Cette transformée de Fourier modifiée fournit directement une représentation spectrale en ordres. Cette méthode est relativement simple à implanter contrairement aux techniques d'interpolation et de filtrage de Kalman.

3.2 Order Tracking sans capteur mécanique (TOT)

En TOT, la position est estimée à partir d'une mesure moins intrusive ou coûteuse (mesures vibratoires ou électriques), par conséquent, nous pouvons distinguer :

- le signal analysé dans lequel sont recherchées les signatures du défaut (courant, vitesse, couple), et notamment les caractéristiques du signal utilisé : amplitude, fréquence ou phase instantanée dans le cas du courant par exemple.
- le ou les signaux utilisés pour estimer la position angulaire

Le schéma de principe de l'échantillonnage angulaire est donné sur la figure 3.3.

L'article [Lu+19] est le survey de référence sur le TOT. Il résume les différentes mesures permettant de réaliser l'échantillonnage angulaire et l'analyse d'ordre (vibrations, courants électriques, vidéo). Le tableau 3.2 liste des articles décrivant les combinaisons possibles des deux signaux définis ci-dessus.

Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur



FIGURE 3.3 – Schéma de TOT.

Réf.	Signal analysé	Estimation θ	Technique	Applications	
[Hon+16]	vibratoire	vibratoire	algorithme FDTW	boîte de vitesse	
[QYH15]	vibratoire	vibratoire	décomposition EEMD	desalignement	
[Wan+16]	vibratoire	vibratoire	algorithme DLMRD	roulement	
[BBD13]	vibratoire	courants/tensions	observateur	éolien	
[Eti+16]	vitesse estimée	courants/tensions	observateur	oscillation couple	
[Pez+17]	vibratoire	tensions	PLL	roulement	
[Lu+18]	son	courant	décomposition ASDS	roulement	
[Niu+18]	vibratoire	courant	ondelette SWT	roulement	
[GQ11;	courant	courant	PLL	roulement	
[GQ13]	courant	courant			
[GQ11]	courant	courant	PLL	déséquilibre	
[Lu+19]	courant	courant	PLL	boîte de vitesse	
[GQ13]	courant	courant	outil mathématique	excentricité, roulements	
[All+18a]	vitesse estimée	courant	PLL	oscillation couple	
[All+18b]	vitesse estimée	courant	identification	oscillation couple	

TABLE 3.2 - TOT et applications.

On ne s'intéresse ici qu'aux méthodes pour lesquelles les deux signaux décrits ci dessus sont issus exclusivement des mesures électriques (figure 3.4).



FIGURE 3.4 – Schéma du TOT à partir des mesures électriques (exemple d'un diagnostic réalisé sur la vitesse estimée $\hat{\omega}$)

Dans la suite, on s'attachera à estimer la vitesse de rotation de la machine à partir des mesures électriques puis à estimer l'angle mécanique par intégration.

L'estimation de la vitesse de rotation d'une machine asynchrone à partir des mesures électriques est un sujet relativement ancien [Hol93; BC02; LHH06]. Il a été surtout développé à l'époque dans le cadre de la commande sans capteur des machines. De manière générale on peut distinguer deux groupes de méthodes :

- Les méthodes basées sur l'analyse du signal, essentiellement le courant. Ces méthodes exploitent le contenu spectrale du courant pour en tirer l'information vitesse (voir chapitre 2). Ces méthodes sont basées sur une analyse directe du courant [SLO14] ou sur l'utilisation de techniques d'injections de signaux [Hol06]. Le principal avantage de ce groupe de méthodes est qu'il ne nécessite qu'une mesure de courant pour réaliser l'estimation de vitesse. L'inconvénient principal est la difficulté à implanter des méthodes performantes à vitesse variable. De plus, les composantes spectrales exploitées sont issues des imperfections du moteur (voir chapitre 2) ce qui les rend peu reproductible d'un moteur à l'autre.
- Les méthodes de type modèle. On utilise ici un modèle mathématique du moteur afin d'estimer la vitesse mécanique. Ces méthodes permettent de construire des observateurs adaptatifs [KMN93; YC93; SS02], des structures à modèle de référence (MRAS) [RSV03; KTO19] ou à filtre de Kalman [Shi+02]. Elles nécessitent toutefois de mesurer au moins deux courants et deux tensions d'alimentation. L'utilisation de modèles dynamiques se heurtent à des problèmes d'estimation à basse vitesse et d'adaptation des paramètres résistifs pour lesquels de nombreuses solutions ont été proposées [TGU00; HGH02; HL04; ECB09]. Enfin, le principal inconvénient est qu'il faut en théorie estimer les paramètres du modèle par des essais spécifiques ce qui complique l'utilisation de ces méthodes sur des moteurs en fonction dans l'industrie [ADR01].

Dans la suite, nous choisissons une approche modèle. Toutefois, nous proposons une stratégie originale permettant de déterminer les paramètres du modèle à partir des seules informations disponibles (plaque signalétique, catalogue constructeur).

3.3 Détermination d'un observateur adaptatif à partir d'un nombre réduit d'information

3.3.1 Introduction

Nous rappelons que l'objectif consiste à estimer la vitesse de rotation du moteur afin d'en déduire la position mécanique par intégration. Nous avons choisi pour cela de construire un observateur adaptatif à partir d'une modélisation dynamique du moteur. Comme indiqué précédemment, les paramètres de ce modèle sont, en général, estimés à partir d'une procédure d'identification qu'il est impossible de mettre en oeuvre sur un moteur en situation industrielle. La stratégie proposée ici est la suivante :

- Détermination du modèle en régime permanent du moteur. Nous monteront qu'il est possible d'en estimer les paramètres à partir d'un nombre réduit d'informations (plaque signalétique, catalogue constructeur). L'objectif est de proposer une procédure utilisable en milieu industriel pour lequel des essais spécifiques d'identification de paramètres est impossible.
- Détermination d'un modèle dynamique à partir de ce modèle statique, on déduit le modèle dynamique par des changements de variables appropriés. Ce modèle est ensuite exploité pour construire l'observateur adaptatif.

Les paragraphes suivants décrivent la procédure développée au laboratoire.

3.3.2 Détermination du modèle en régime permanent

3.3.2.1 Méthodes d'estimation

La détermination du modèle en régime permanent d'un moteur asynchrone à partir de sa plaque signalétique est un sujet de recherche qui a donné lieu à certain nombre de publications. L'objectif est d'éviter d'avoir à réaliser les essais classiques (essai à vide et essai à rotor bloqué) nécessaire à la détermination de ces paramètres. On rappelle sur la figure 3.5 le modèle statique classique d'une machine asynchrone.

Ce modèle est un modèle équivalent par phase sous l'hypothèse que les trois tensions d'entrée sont équilibrées. Les significations des différents paramètres sont les suivantes :

- $\omega_e = 2\pi f_e$: pulsation électrique d'alimentation,
- R_1 : résistance d'un enroulement statorique,
- L_1 : inductance de fuite d'un enroulement statorique à $f_e = 50Hz$,
- $-R_c$: résistance modélisant les pertes fers,

- L_m : inductance magnétisante $f_e = 50Hz$,
- $-R_2$: résistance d'un enroulement rotorique équivalent,
- L_2 : inductance de fuite d'un enroulement rotorique à $f_e = 50 Hz$,
- -s: glissement.



FIGURE 3.5 – Modèle d'une machine asynchrone simple cage en régime permanent.

Les principales méthodes employées dans cette étude parmi celles utilisées par Wengerkievicz sont les méthodes de Natarajan-Misra [NM89], de Haque [Haq08], de Lee [Lee+12], de Guimarães [Gui+14] qui se distinguent aussi par leur simplicité, ne nécessitant aucune routine d'optimisation numérique et ont également en commun l'objectif de l'estimation du couple et du rendement. Il s'est rajouté une cinquième méthode, celle de Amaral [Ama+20] qui reprend les expressions de Guimarães en particulier dans le calcul des réactances X_1 et X_2 ($X_1 = L_1\omega_2, X_2 = L_2\omega_2$).

Certaines des méthodes permettent la détermination de valeurs de paramètres de circuit à partir des données de la plaque signalétique dédiée à la machine. D'autres, bien que conçus à l'origine pour une application sur le terrain, peuvent être convertis en utilisant des données de catalogue comme substitut aux données mesurées.

La plaque signalétique (PS) du moteur permet de fournir en général la puissance mécanique P_n , la tension ligne V_n , le courant I_n , la fréquence f_e , la vitesse N_n , le facteur de puissance $cos\varphi$, le couple T_n et le rendement nominal η_n de la machine. Pour exploiter les méthodes d'estimation des paramètres du moteur avec les méthodes citées ci-dessus, il sera envisagé d'extraire davantage de données dans les documents du fabricant comme le couple maximum T_m , le couple de démarrage T_d et le courant I_d de démarrage, le code et la classe du moteur dans la norme NEMA (National Electrical Manufacturers Association), ainsi que des points de fonctionnement supplémentaires pour le facteur de puissance et le

rendement (100%, 50% et 25% de charge).

Le tableau 3.3 résume les données nécessaires à chaque méthode pour la détermination des paramètres du modèle.

Modèle	PS	$\cos \varphi$		η		Couple		Courant	NEMA			
		100	75	50	100	75	50	T_d	T_m	I_d	CODE	CLASS
Natarajan-Misra	*	*	*	*	*	*	*				*	*
Lee	*										*	*
Haque	*	*		*	*		*	*			*	*
Guimarães	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		
Amaral	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		

TABLE 3.3 – Données nécessaires pour les différentes méthodes.

La plupart des méthodes peuvent présenter au moins une divergence, c'est-à-dire un résultat absurde telle qu'une valeur négative, complexe ou anormalement élevée. Parmi les méthodes qui donnent tous les paramètres du circuit, la méthode de Haque a présente de bonnes performances. Les méthodes de Lee et de Guimarães peuvent poser des problèmes dans les calculs de réactances, présentant des valeurs négatives ou trop élevées.

Ces problèmes ont motivé la combinaison de méthodes en une nouvelle appelée "Mixe". L'article de Carlos A. C. Wengerkievicz [Wen+17] donne l'estimation des valeurs des paramètres du circuit équivalent des moteurs à induction triphasés sur la base de données fournies dans les catalogues de fabricants. Il fait un aperçu des différentes méthodes d'identification des paramètres dans plusieurs contextes et applique ces différentes méthodes à un groupe de moteurs et leurs performances sont évaluées et comparées. Le modèle à cage unique selon Chapman [Cha05] fournit généralement une précision suffisante pour les calculs de couple et de courant.

Ainsi, la détermination du modèle complet passe par l'utilisation d'un mixe des méthodes existantes.

- Le calcul de R_1 avec la méthode de Guimaraes;
- Le calcul de R_2 avec la méthode de Natarajan-Misra;
- Le calcul de R_m , X_m avec la méthode de Haque;
- Le calcul de X_1, X_2 avec la méthode de Amaral;
- Le calcul des pertes constantes P_{const} avec la méthode Lee.

3.3.2.2 Application

La méthode mixte est testée sur six moteurs du laboratoire pour des puissances mécaniques nominales allant de 750W à 11kW. On dispose des paramètres du modèle de chaque moteur fournis par le constructeur (LEROY SOMER). Les caractéristiques de ces moteurs sont données dans le tableau 3.4 et vont permettre de comparer les valeurs calculées avec celles de référence.

Moteur	1	2	3	4	5	6
Norme IE	3	3	3	3	3	3
P_n (kW)	0.75	1.5	2.2	4	7.5	11
$N_n (\text{tr/mn})$	2890	2890	2895	2920	2935	2940
V_n (V)	400	400	400	400	400	400
I_n (A)	1.6	3	4.25	7.2	13.8	19.9
I_d/In	7.75	7.45	8	7.1	6.8	6.95
$\eta_{100}~(\%)$	82.4	85.3	86.9	89	91.2	91.5
$\eta_{75}~(\%)$	82.4	86.3	88.1	90.1	92.1	92.3
$\eta_{50}~(\%)$	80.2	85.5	87.8	90.1	92.1	92.1
\cos_{100}	0.83	0.84	0.86	0.9	0.86	0.87
\cos_{75}	0.76	0.78	0.8	0.86	0.83	0.83
\cos_{50}	0.64	0.67	0.69	0.78	0.74	0.74
$T_n(Nm)$	2.5	4.95	7.25	13.1	24.4	35.7
T_d/T_n	3.45	2.95	3.1	2	2.1	1.9
T_m/T_n	3.45	3.25	3.4	2.9	2.9	2.9
$R_1(\Omega)$	9.04	11.89	2.68	1.47	0.54	0.335
$X_1(\Omega)$	17.82	38.4	6.62	5.16	3.656	2.392
$R_2(\Omega)$	5.65	7.95	2.45	0.785	0.31	0.205
$X_2(\Omega)$	0	0	0	0	0	0
$R_m(\Omega)$	2098	5011	1071	918	596	397
$X_m(\Omega)$	253	470	149	90.1	45	30.7
P_{const} (W)	59.3	73.32	123.8	139.8	207.4	316.6

TABLE 3.4 – Données moteurs pour les simulations.

L'estimation du modèle, donc l'estimation des éléments qui le compose, par la méthode 'Mixe' est appliqué aux six moteurs. L'écart entre les paramètres résultants et les valeurs de référence sont calculés et comparés dans le tableau 3.5. L'écart observés sur les moteurs 2 et 3 montrent un écart-type trop important pour soupçonner les valeurs de référence du constructeur. Cela dit, les résultats obtenus par ce modèle pour les autres moteurs donne des écarts tout à fait acceptables. L'écart relatif, en pourcentage, observé sur la résistance statorique R_1 peut donner l'impression d'une valeur estimée éloignée de la valeur de référence mais l'écart absolue est faible et cette petite différence n'a pas spécifiquement d'incidence sur l'estimation du couple et du rendement.

Moteur	R_1	R_2	$X_1 + X_2$	R_m	X_m
1	10.99	6.18	7.10 + 10.60	1809	244
Ecart $(\%)$	-21.6	-9.42	0.63	13.79	3.59
2	5.29	3.04	6.56 + 9.79	1535	136
Ecart $(\%)$	-55.5	-57.41	-61.7	-69.4	-70.9
3	3.53	2.05	3.57 + 5.32	1451	104.5
Ecart $(\%)$	31.9	34.27	-16.4	35.5	-29.9
4	1.82	0.89	2.22 + 3.31	888	79.5
Ecart $(\%)$	24.1	7.27	13.5	-3.28	-11.7
5	0.72	0.36	1.65 + 2.46	648	34.7
Ecart $(\%)$	33.9	12.61	15.44	8.7	-22.8
6	0.49	0.24	0.97 + 1.45	419	25.2
Ecart $(\%)$	44.8	1.25	18.2	5.66	-17.9

Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur

TABLE 3.5 – Paramètres calculés par le modèle Mixe.

Les expressions de la puissance électromagnétique 3.8 et du couple électromagnétique 3.9 peuvent être exprimés en fonction des paramètres du circuit comme suit :

$$P_{em} = \frac{3V_1^2 \frac{R_2}{s}}{(R_1 + \frac{R_2}{s})^2 + (X_1 + X_2)^2}$$
(3.8)

$$T_{em} = \frac{P_{em}}{\Omega_s} = \frac{p}{2\pi f_s} \cdot \frac{3V_1^2 \frac{R_2}{s}}{(R_1 + \frac{R_2}{s})^2 + (X_1 + X_2)^2}$$
(3.9)

avec : - p : le nombre de paires de pôles,

- $-V_1$: la tension phase,
- $-f_s$: la fréquence du réseau (50Hz),
- -s: le glissement.

A partir des éléments du modèle calculés pour le moteur 5 (7,5kW), il est possible de tracer les courbes du couple électromagnétique, du rendement, de la puissance mécanique et la courbe du courant absorbé en fonction du glissement. Les figures 3.6, 3.7, 3.8 et 3.9 présentent les différents résultats obtenus par les cinq modèles d'analyse (Natarajan, Lee, Haque, Guimaraes, Amaral) et la méthode "Mixe" et celle du constructeur.

Le glissement nominal du moteur 5 (7,5kW) est de 0.0216. A ce glissement nominal, la méthode "Mixe" reste la méthode la plus proche des valeurs fournies par la plaque signalétique et de la documentation technique du constructeur. Sur la plage de fonctionnement normale, c'est-à-dire du couple maximal à la condition à vide, le modèle à cage unique offre une précision suffisante. Si des calculs incluants la condition de démarrage sont souhaités, le modèle à cage unique avec des paramètres constants peut ne pas fournir une précision suffisante, et une double cage ou des paramètres variables sont à envisager



FIGURE 3.6 – Couple électromagnétique en fonction du glissement



FIGURE 3.7 – Puissance mécanique en fonction du glissement

pour améliorer la précision.

3.3.2.3 Conclusion

Dans ce paragraphe, nous avons montré qu'il était possible de déterminer le modèle en régime permanent d'un moteur asynchrone sans réaliser d'essais spécifiques. Les informa-

Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur



FIGURE 3.8 – Courant en fonction du glissement



FIGURE 3.9 – Rendement en fonction du glissement

tions nécessaires sont contenues sur la plaque signalétique et la documentation constructeur. Dans la suite, nous montrons comment ce modèle en régime permanent est utilisé pour déterminer un modèle dynamique pouvant être utilisé dans les phases transitoires (démarrage et freinage) afin d'estimer la vitesse de rotation.

3.3.3 Détermination du modèle dynamique à partir du modèle statique

3.3.3.1 Modèle dynamique du moteur asynchrone

Les modèles dynamiques des moteurs asynchrones ont principalement été développés dans le cadre de la commande vectorielle de flux. Ils diffèrent principalement par le choix des variables d'état utilisées (flux statorique, flux rotorique, courants statoriques) et le repère de référence choisi (fixe par rapport au stator, lié au champs rotorique ou statorique, lié au rotor). Il en résulte un grand nombre de modèles possibles dont les grandeurs électriques sont généralement représentées sous la forme d'un système diphasé équivalent au système triphasé.

Le modèle choisi ici exploite les variables d'état flux rotorique et courant statorique. Le modèle dynamique est développé dans un repère quelconque tournant à la pulsation ω_g en notation complexes,

$$\underline{u}_s = R_s \underline{i}_s + \frac{d\underline{\phi}_s}{dt} + j\omega_g \underline{\phi}_s \tag{3.10}$$

$$R_r \underline{i}_r + \frac{d\underline{\phi}_r}{dt} + j(\omega_g - \omega)\underline{\phi}_r = 0.$$
(3.11)

$$\underline{\phi}_{s} = L_{s}\underline{i}_{s} + L\underline{i}_{r} \tag{3.12}$$

$$\underline{\phi}_r = L_r \underline{i}_r + L \underline{i}_s \tag{3.13}$$

Avec

- $\underline{u}_s, \, \underline{i}_s, \, \underline{\phi}_s$: les tensions, courants et flux statoriques,
- $\underline{i}_r, \, \underline{\phi}_r$: les courants et flux rotoriques,
- $-R_s$: résistance d'une phase du stator,
- $-R_r$: résistance d'une phase fictive du rotor,
- L_s : inductance cyclique stator,
- L_r : inductance cyclique rotor,
- $L = \frac{3}{2}M_{sr}$: M_{sr} , maximum de l'inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique,
- ω : pulsation de rotation mécanique,
- ω_g : pulsation de rotation du repère dans le quel sont exprimées les équations.

La pulsation de rotation ω_q peut être choisie de plusieurs manières.

- $-\omega_g = \omega_s$: le repère est calé sur le champs tournant à la vitesse de synchronisme. Ce repère est appelé communément repère de Park et est utilisé en commande vectorielle. Dans ce repère les grandeurs électriques et magnétiques sont continues.
- $\omega_g = 0$: le repère est calé sur la phase {a} du stator. Ce repère est appelé communément repère de Concordia et est souvent utilisé en synthèse d'observateurs. Dans ce repère les grandeurs électrique et magnétiques sont sinusoïdales.

L'objectif est maintenant de déterminer les relations existantes entre les paramètres du modèle en régime permanent $(R_1, R_2, L_1 = \frac{X_1}{\omega_e}, L_2 = \frac{X_2}{\omega_e}$ et $L_m = \frac{X_m}{\omega_e}$) et les paramètres du modèle dynamique $(R_s, R_r, L_s, L_r \text{ et } L)$.

3.3.3.2 Passage du modèle statique au modèle dynamique

Pour trouver les relations entre les paramètres statiques et dynamiques, on choisit le repère de Park ($\omega_g = \omega_s$). Dans ce repère, les grandeurs sont des vecteurs fixes. En régime permanent, la représentation de ces vecteurs peut assimilée à la représentation de Fresnel compatible avec le modèle en régime permanent de la machine.

Dans le repère de Park, les équations (3.10) et (3.11) s'écrivent :

$$\underline{u}_s = R_s \underline{i}_s + \frac{d\underline{\phi}_s}{dt} + j\omega_s \underline{\phi}_s \tag{3.14}$$

$$R_r \underline{i}_r + \frac{d\underline{\phi}_r}{dt} + j(\omega_s - \omega)\underline{\phi}_r = 0.$$
(3.15)

On écrit les équations (3.14) et (3.15) en régime permanent en annulant les termes dérivés.

$$\underline{u}_s = R_s \underline{i}_s + j \omega_s \underline{\phi}_s \tag{3.16}$$

$$R_r \underline{i}_r + j(\omega_s - \omega) \underline{\phi}_r = 0.$$
(3.17)

Pour le stator, on combine (3.16) et (3.12)

$$\underline{u}_{s} = R_{s}\underline{i}_{s} + j\omega_{s}\underline{\phi}_{s} = R_{s}\underline{i}_{s} + jL_{s}\omega_{s}\underline{i}_{s} + jL\omega_{s}\underline{i}_{r}$$

$$\underline{u}_{s} = R_{s}\underline{i}_{s} + jL_{s}\omega_{s}\underline{i}_{s} + jL\omega_{s}\underline{i}_{r} + jL\omega_{s}\underline{i}_{s} - jL\omega_{s}\underline{i}_{s}$$

$$\underline{u}_{s} = R_{s}\underline{i}_{s} + j(L_{s} - L)\omega_{s}\underline{i}_{s} + jL\omega_{s}(\underline{i}_{r} + \underline{i}_{s})$$

$$\underline{u}_{s} = R_{s}\underline{i}_{s} + jL'_{1}\omega_{s}\underline{i}_{s} + jL\omega_{s}(\underline{i}_{r} + \underline{i}_{s})$$
(3.18)

avec $L'_{1} = L_{s} - L.$

Pour le rotor, on divise des deux cotés de l'équation par le glissement $s = \frac{(\omega_s - \omega)}{\omega_s}$

$$\frac{R_r}{s}\underline{i}_r + j\frac{(\omega_s - \omega)}{s}\underline{\phi}_r = 0$$

$$\frac{R_r}{s}\underline{i}_r + j\omega_s\underline{\phi}_r = 0$$
(3.19)

On combine (3.19) et (3.13),

$$\frac{R_r}{\underline{s}}\underline{i}_r + j\omega_s\underline{\phi}_r = \frac{R_r}{\underline{s}}\underline{i}_r + j\omega_s(L_r\underline{i}_r + L\underline{i}_s) = 0$$

$$\frac{R_r}{\underline{s}}\underline{i}_r + jL_r\omega_s\underline{i}_r + jL\omega_s\underline{i}_s = \frac{R_r}{\underline{s}}\underline{i}_r + jL_r\omega_s\underline{i}_r + jL\omega_s\underline{i}_s = 0$$

$$\frac{R_r}{\underline{s}}\underline{i}_r + jL_r\omega_s\underline{i}_r + jL\omega_s\underline{i}_s + jL\omega_s\underline{i}_r - jL\omega_s\underline{i}_r = 0$$

$$\frac{R_r}{\underline{s}}\underline{i}_r + j(L_r - L)\omega_s\underline{i}_r + jL\omega_s(\underline{i}_s + \underline{i}_r) = 0$$

$$\frac{R_r}{\underline{s}}\underline{i}_r + jL_2'\omega_s\underline{i}_r + jL\omega_s(\underline{i}_s + \underline{i}_r) = 0$$
(3.20)

avec $L'_{2} = L_{r} - L$.

Le schéma équivalent du modèle de Park en régime permanent sinusoïdal est représenté sur la figure 3.10.



FIGURE 3.10 – Modèle dynamique d'une machine asynchrone en régime permanent vu du coté stator.

Il est équivalent au schéma de la figure 3.5 en faisant les changements de variables $R_s = R_1, R_r = R_2, L = L_m, L_s = L_1 + L_m$ et $L_r = L_2 + L_m$.

On peut donc directement définir le modèle dynamique d'une machine asynchrone à partir de son modèle statique.

Dans la suite, nous mettons en oeuvre un observateur adaptatif bâti sur le modèle dynamique ci dessus. L'objectif est d'estimer la vitesse de la machine afin d'en déduire l'angle mécanique puis de réaliser l'échantillonnage angulaire du signal analysé.

3.3.4 Observateur adaptatif

Les observateurs pour machines asynchrones ont été développés dans les années 80/90 dans le but de réaliser des commandes sans capteur mécanique. Il existe un grand nombre d'observateurs possibles en fonction des variables d'état qui sont estimées : courants statoriques, flux statoriques, flux rotoriques. Dans le cas de la vitesse, qui est aussi une variable d'état, son estimation directe est impossible car l'équation mécanique est par définition inconnue, en particulier le couple résistant appliqué sur l'arbre. On utilise donc un mécanisme d'adaptation permettant d'estimer la vitesse en même temps que les autres variables d'état (figure 3.11).



FIGURE 3.11 – Schéma-bloc du système et de l'observateur adaptatif.

Dans la suite nous reprenons l'observateur de Kubota [KMN93] qui est désormais un observateur classique. Cet observateur est construit autour des équations (3.10), (3.11), (3.12), (3.13) exprimées dans le repére fixe par rapport au stator (repère de Concordia), soit $\omega_g = 0$. Les variables d'état estimées sont le courant statorique et le flux rotorique. Le modèle, exprimé sous la forme de représentation d'état est donné par :

$$\frac{d}{dt}\dot{x} = A.x + B.u$$

$$y = c.x$$
(3.21)

avec

$$x = \begin{pmatrix} i_{ds} & i_{qs} & \phi_{dr} & \phi_{qr} \end{pmatrix}^{T}$$
$$u = v_{s} = \begin{pmatrix} v_{ds} & v_{qs} \end{pmatrix}^{T} \qquad y = i_{s} = \begin{pmatrix} i_{ds} & i_{qs} \end{pmatrix}^{T}$$
(3.22)

La représentation d'état peut être exprimé comme suit :

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} i_s \\ \phi_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_s \\ \phi_r \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} B1 \\ 0 \end{pmatrix} v_s$$
(3.23)

avec

$$- A_{11} = -(R_s/(\sigma L_s) + (1 - \sigma)/(\sigma \tau_r))I = a_{r11}I$$

$$- A_{12} = -L_m/(\sigma L_s L_r)((1/\tau_r)I - w_r J) = a_{r12}I + a_{i12}J$$

$$- A_{21} = (L_m/\tau_r)I = a_{r21}I$$

$$- A_{22} = -(1/\tau_r)I + w_r J = a_{r22}I + a_{i22}J$$

$$- B_1 = 1/(\sigma L_s)I = b_1I$$

$$- C = \begin{pmatrix} I & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$- I = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$- J = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

où

— R_r : résistance d'une phase fictive du rotor,

- $-R_s$: résistance d'une phase du stator,
- L_s : inductance cyclique stator,
- $-L_r$: inductance cyclique rotor,
- $-L_m$: inductance mutuelle,
- σ : coefficient de fuite, $\sigma = 1 L_m^2/(L_s L_r)$,
- τ_r : constante de temps rotor, $\tau_r = L_r/Rr$,
- w_r : vitesse de rotation.

L'observateur d'état estimant le courant statorique et le flux rotorique s'écrit comme suit [KMN93] :

$$\frac{d}{dt}\hat{x} = \hat{A}\hat{x} + Bv_s + G(\hat{i}_s - i_s)$$

$$\hat{i}_s = C\hat{x}$$
(3.24)

où G représente la matrice de gain de l'observateur définie comme suit :

$$G = \begin{pmatrix} g_1 & g_2 & g_3 & g_4 \\ -g_2 & g_1 & -g_4 & g_3 \end{pmatrix}^T$$
(3.25)

L'erreur d'estimation entre le modèle et son observateur adaptatif est obtenue par la différence entre les équations (3.21) et (3.24). L'équation d'état de l'erreur est déduite :

$$\frac{d}{dt}e = (A + GC)e - \Delta A\hat{x}$$
(3.26)

où

$$\Delta A = \hat{A} - A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \Delta w_r/c \\ 0 & 0 & -\Delta w_r/c & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\Delta w_r \\ 0 & 0 & \Delta w_r & 0 \end{pmatrix},$$
$$e = x - \hat{x}, \qquad c = \frac{\sigma L_s L_r}{L_m}, \qquad \Delta w_r = \hat{w}_r - w_r.$$

La stabilité de l'observateur du flux proposé doit être vérifiée.

Théorème 1 (Stabilité au sens de Lyapunov). Soit $\Omega \in \mathbb{R}^n$. L'état d'équilibre $x^* = 0$ est :

- localement stable s'il existe une fonction continûment dérivable V(x) telle que :
 - V est définie positive, dV(x)

•
$$\frac{dV(x)}{dt} \le 0, \forall x \in \Omega \setminus \{0\}.$$

- localement asymptotiquement stable s'il existe une fonction continûment dérivable V(x) telle que :

• V est définie positive,

•
$$\frac{dV(x)}{dt} < 0, \forall x \in \Omega \setminus \{0\}$$

- globalement asymptotiquement stable s'il existe une fonction continûment dérivable V(x) telle que :
 - V est définie positive,

•
$$\frac{dV(x)}{dt} < 0, \forall x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\},$$

• $V(x) \to \infty$ lorsque $||x|| \to \infty$.

Soit V la fonction candidate de Lyapunov définie positive, ci-après :

$$V = e^T e + \frac{(\hat{w}_r - w_r)^2}{\lambda}$$
(3.27)

où λ est une constante positive.

Par ailleurs, la dérivée de V par rapport au temps devient :

$$\frac{dV}{dt} = \left[\frac{d(e^T)}{dt}\right]e + e^T \left[\frac{d(e)}{dt}\right] + \frac{1}{\lambda} \cdot \frac{d(\Delta w_r)^2}{dt}$$
(3.28)

$$\frac{dV}{dt} = e^T \left[(A + GC)^T + (A + GC) \right] e - \left(\Delta A \hat{x}^T e + e^T \Delta A \hat{x} \right) + 2 \frac{d\Delta w_r}{dt} \frac{(\hat{w}_r - w_r)}{\lambda} \quad (3.29)$$

$$\frac{dV}{dt} = e^T \left[\left(A + GC \right)^T + \left(A + GC \right) \right] e - 2e^T \Delta A \hat{x} + \frac{2}{\lambda} \Delta w_r \frac{d\Delta w_r}{dt}$$
(3.30)

$$\frac{dV}{dt} = e^T \left[\left(A + GC\right)^T + \left(A + GC\right) \right] e^{-2\Delta w_r} \left(e_{ids} \hat{\phi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\phi}_{dr} \right) / c + \frac{2}{\lambda} \Delta w_r \frac{d\Delta w_r}{dt} \quad (3.31)$$

avec

$$e_{ids} = i_{ds} - \hat{i}_{ds}, \qquad e_{iqs} = i_{iqs} - \hat{i}_{iqs}$$
 (3.32)

 et

$$e^{T}\Delta A\hat{x} = \Delta w_r \left(e_{ids}\hat{\phi}_{qr} - e_{iqs}\hat{\phi}_{dr} \right) - \left(e_{\phi ds}\hat{\phi}_{qr} - e_{\phi qs}\hat{\phi}_{dr} \right)$$
(3.33)

Le développement de $\left(e_{\phi ds}\hat{\phi}_{qr} - e_{\phi qs}\hat{\phi}_{dr}\right)$ égale à zéro.

Pour assurer la convergence de l'érreur vers zéro, l'équation (3.31) doit être négative. Le choix de la matrice G permet d'avoir :

$$e^{T}\left[\left(A - GC\right)^{T}\left(A - GC\right)\right]e \le 0$$
(3.34)

Alors le deuxième terme de l'équation (3.31) doit être nul.

$$-2\Delta w_r \left(e_{ids} \hat{\phi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\phi}_{dr} \right) / c + \frac{2}{\lambda} \Delta w_r \frac{d\Delta w_r}{dt} = 0$$
(3.35)

$$\frac{2}{\lambda}\Delta w_r \frac{d\Delta w_r}{dt} = 2\Delta w_r \left(e_{ids} \hat{\phi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\phi}_{dr} \right) / c \tag{3.36}$$

La loi d'adaptation de la vitesse est donnée par :

$$\frac{1}{\lambda} \frac{d\Delta w_r}{dt} = \left(e_{ids} \hat{\phi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\phi}_{dr} \right) / c \tag{3.37}$$

$$\hat{w}_r = \int \frac{\lambda}{c} \left(e_{ids} \hat{\phi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\phi}_{dr} \right) . dt$$
(3.38)

$$\hat{w}_r = \int K_w \left(e_{ids} \hat{\phi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\phi}_{dr} \right) . dt$$
(3.39)

avec

$$K_w = \lambda . \frac{1 - \sigma}{\sigma . L_m} = \lambda \frac{L_m}{\sigma L_s L_r}$$
(3.40)

Cette loi d'adaptation a été établie pour une vitesse quasi-constante. Pour améliorer la

dynamique d'observation de la vitesse, Kubota [KMN93] propose d'utiliser un régulateur proportionnel intégral (PI) à la place d'un intégrateur pur comme suit :

$$\hat{w}_r = K_p \left(e_{ids} \hat{\phi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\phi}_{dr} \right) + K_i \int \left(e_{ids} \hat{\phi}_{qr} - e_{iqs} \hat{\phi}_{dr} \right) . dt$$
(3.41)

avec Kp et K_i sont les gains proportionnel et intégral du régulateur PI, respectivement.

La matrice du gain G ajustable de l'observateur doit assurer la stabilité et la dynamique de l'observation désirée. En désignant par k, un paramètre unique de cette réglage dynamique (1 < k < 3), les gains de la matrice G définie dans (3.25) sont exprimés comme suit :

$$g_{1} = (k - 1)(a_{r11} + a_{r22})$$

$$g_{2} = (k - 1)a_{i22}$$

$$g_{3} = (k^{2} - 1)(ca_{r11} + a_{r21}) - c(k - 1)(a_{r11} + a_{r22})$$

$$g_{4} = -c(k - 1)a_{i22}$$
(3.42)

Le flux rotorique et sa position sont exprimés par les relation suivantes :

$$\hat{\phi}_r = \sqrt{\hat{\phi}_{dr}^2 + \hat{\phi}_{qr}^2} \tag{3.43}$$

$$\theta_r = \arctan\left(\frac{\hat{\phi}_{qr}}{\hat{\phi}_{dr}}\right) \tag{3.44}$$

La vitesse de synchronisme est exprimée comme suit :

$$\hat{w}_s = \hat{w}_r + \frac{L_m \cdot i_{ds}}{\tau_r \cdot \hat{\phi}_r} \tag{3.45}$$

3.4 Echantillonnage angulaire

Dans le paragraphe 3.1.2.3, nous avons rappelé plusieurs méthodes permettant d'accéder aux à une représentation spectrale en fonction des ordres g: STFFT, interpolation, Kalman, TVDFT. Dans la suite, nous optons pour une technique d'interpolation. L'opération de ré-échantillonnage est effectuée par interpolation linéaire à l'aide de la fonction Matlab "rpmordermap".

Cette fonction utilise les paramètres d'entrée suivants :

- le signal à analyser,
- la fréquence d'échantillonnage temporelle,
- la vitesse du moteur exprimée en tr/min.

Dans sa forme d'origine, elle est conçue pour fournir une représentation spectrale dont les ordres sont des multiples de la vitesse de rotation. Comme nous le verrons dans la paragraphe 3.5.4.1, elle peut être adaptée en fonction du défaut surveillé.

A partir de la vitesse de rotation, La fonction "rpmordermap" calcule la position mécanique par intégration temporelle. Le signal est ensuite sur-échantillonnée d'un facteur 15. Cette étape permet à la fonction d'interpoler le signal à des points temporels non échantillonnés sans repliement des composants haute fréquence. Le signal est ensuite interpolé linérairement. En sortie, la fonction fournit les amplitudes des composantes calculées en fonction de l'ordre g et les ordres correspondants.

3.5 Tests 1 : surveillance de défauts rotoriques

3.5.1 Présentation du banc d'essai du LIAS

Nous testons la méthodologie proposée sur un banc d'essai du LIAS. Ce banc a été réalisé pour étudier des défauts de barres rotors sur des machines asynchrones [Bac02]. Les caractéristiques du moteur utilisé sont les suivantes :

- Puissance 1,1 kW
- Tension nominale 400/230 V
- Courant nominal 2,6/4,3 A
- $-\cos(\text{phi}) \ 0.85/0.82$
- Vitesse nominale 1425 tr/min
- Nombre de paires de poles p=2

Le moteur est accouplé à une machine à courant continu. Fonctionnant en génératrice débitant sur une charge résistive, cette machine sert de charge en produisant un couple résistant. Placé en bout d'arbre, un codeur incrémental à 1024 points/tour fournit une mesure de la position mécanique du rotor. La vitesse est obtenue par dérivation numérique et filtrage passe bas sous Simulink. Les courants triphasés sont mesurés par des capteurs LEM. L'ensemble des mesures électriques (tensions et courant) sont traitées par un filtre anti repliement avant d'être acquises par un système Matlab/dSpace 1104 avec une fréquence d'échantillonnage $F_s = 10kHz$.

Pour simuler une rupture de barres, différents rotors interchangeables sont disponibles (nb = 28 barres). Des prototypes de rotor à cage avec une et deux barres cassées successives ont été spécialement conçus en usine. Par ailleurs, pour simuler une rupture de plusieurs

barres non successives, d'autres prototypes ont été usinés au LIAS avec pour but de rechercher l'angle de décalage entre les barres cassées.



FIGURE 3.12 – Banc expérimental.



FIGURE 3.13 – Rotors sains et défectueux.

3.5.2 Validation de l'observateur adaptatif

3.5.2.1 Choix du modèle statique

A partir de la plaque signalétique du moteur et de la documentation constructeur du moteur, on applique les différentes méthodes de détermination du modèle en régime permanent.

Méthode	R_1	X_1	R_2	X_2	R_m	X_m
LEE	10.06	6.26	4.96	9.39	978.82	179.38
HAQUE	12.99	4.83	5.16	7.25	1619.1	153.76
GUIMARES	13.18	3.23	4.05	31.88	1778.3	181.04
NATARAJAN	12.67	7.70	4.55	11.55	3985.43	232.96
MIXE	13.18	7.12	4.55	10.63	1619.1	153.76

TABLE 3.6 – Paramètres calculés pour le moteur 1,1 kW.

On en déduit les inductances $L_1 = \frac{X_1}{2\pi 50}$, $L_2 = \frac{X_2}{2\pi 50}$ et $L_m = \frac{X_m}{2\pi 50}$ et les inductances du modèle dynamique $L_s = L_1 + L_m$, $L_r = L_2 + L_m$.

Dans l'essai suivant, on étudie le comportement des différents observateurs déduits des modèles statiques (tableau 3.6). Le moteur est démarré directement sur le réseau. La génératrice est couplée à une résistance réglée pour qu'en régime permanent, le moteur absorbe son courant nominal. Les paramètres de réglage de l'observateur sont k = 1, $K_p = 0, K_i = 10000$. Le choix k = 1 signifie que le modèle du moteur est simulé en boucle ouverte. La dynamique d'observation des courants est égale à celle du moteur lui même. Afin de comparer les modèles, on trace les amplitudes et fréquences instantanées (IA(t) et IF(t), calculées par Concordia (mesures) et estimées par chaque modèle. Le résultat est donné sur la figure 3.14.

On note que la méthode de GUIMARES est celle qui donne les résultats les moins bons. On voit sur le transitoire de IA(t) que les méthodes de LEE et HAQUE semblent donner les estimations les plus proches de la mesure. La figure 3.15 montre les résultats obtenus sur la vitesse.

Afin d'affiner les résultats obtenus, on définit un critère en calculant la valeur efficace de l'erreur entre les mesures et les estimations :

$$\Delta_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum |(x_{mes} - x_{est})|^2} \tag{3.46}$$

Ce critère est calculé d'une part dans la phase transitoire et d'autre part en régime permanent (figure 3.16).

Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur



FIGURE 3.14 – Comparaison entre les modèles : IA(t) et IF(t), $K_i = 10000, K_p = 0, k = 1.$



Vitesses mesurée et estimées

FIGURE 3.15 – Comparaison entre les modèles : vitesses mesurée et estimée, $K_i = 10000$, $K_p = 0, \ k = 1$.



FIGURE 3.16 – Définitions des zones transitoires et en régime permanent.

Le régime transitoire est définit par rapport aux variations de la vitesse et non pas du courant qui atteint son régime permanent plus tôt. On maintenant le critère (3.46) aux erreurs des estimations de la vitesse, de l'ampitude et la fréquence instantanées du courant. Le résultat est donné sur la figure 3.17.

On note que pour la vitesse, en régime transitoire, la méthode de LEE fournit la meilleure estimation. Pour les trois grandeurs, la méthode mixe redevient la plus précise en régime permanent.

Pour la suite des essais on conservera la méthode de LEE dans la mesure où l'on recherche la précision maximale en transitoire de vitesse pour le diagnostic.

3.5.2.2 Influence de la température

Dans cet essai, on observe le comportement de l'observateur sur un moteur froid avec un rotor sain. En effet, les paramètres de la plaque signalétique, qui sont le point de départ de la synthèse de l'observateur sont donnés pour un moteur chaud. la température influe principalement sur les résistances du modèle R_s et R_r . On peut donc prédire que le modèle utilisé (moteur chaud) va introduire une erreur de modèle. Le résultat obtenu est



Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur

FIGURE 3.17 – Critère (3.46) calculés sur la vitesse, IA(t) et IF(t) : (1) Lee, (2) Haque, (3) Guimares, (4) Natarajan, (5) Mixe.

donné sur la figure 3.18.

On note tout d'abord que la vitesse mesurée se stabilise à une valeur (1440 tr/mn) différente de celle indiquée sur la plaque signalétique (1425 tr/mn). Ce résultat est assez classique pour un moteur froid. Si on laisse le moteur chauffer, on observera que la vitesse diminuera pour atteindre une valeur proche de la valeur nominale.

On note que l'observateur a des difficultés à estimer les courants en particulier en régime transitoire. Par ailleurs la vitesse estimée ne converge pas vers la vitesse mesurée. On peut forcer l'observateur à réduire l'erreur sur les courants en paramétrant le gain k. Les courants estimés tendront vers les courants mesurés mais la vitesse estimée ne convergera pas vers la bonne valeur. En exploitant la matrice d'observation G, on force les courants à converger mais, à froid, les paramètres résistifs sont toujours inexacts dans le modèle simulé.

On réalise maintenant le même essai avec le moteur chaud en annulant le retour G (k = 1). Le résultat obtenu est donné sur la figure 3.19.

On note que la vitesse mesurée est maintenant égale à 1430 tr/mn ce qui est proche de la valeur nominale. Sans le gain d'observation G, les courants estimés convergent cor-



FIGURE 3.18 – Validation de l'observateur : moteur froid, $K_i = 10000, K_p = 0, k = 1$.



FIGURE 3.19 – Validation de l'observateur : moteur chaud, $K_i = 10000, K_p = 0, k = 1$.

rectement ce qui indique que l'erreur de modèle s'est réduite. La vitesse estimée converge bien vers la valeur mesurée.

Ces essais montrent que les informations de la plaque signalétique et du constructeurs permettent d'implanter un observateur dynamique sans recourir à une procédure d'identificaion des paramètres. Toutefois, il est important de tenir compte de la température du moteur avant d'utiliser cet outil dans une phase de diagnostique. On peut donc reconstruire la vitesse de la machine en régime transitoire et utiliser cette information pour estimer la position mécanique. Dans la suite, cette position est utilisée pour échantillonner l'amplitude et la fréquence instantannées du courant statorique dans le domaine angulaire.

3.5.3 Validation de l'échantillonnage angulaire

L'observateur nous permet donc d'obtenir une estimation de la vitesse de rotation du moteur. La position mécanique est déduite par intégration :

$$\theta_m = \int \omega_m \tag{3.47}$$

Dans ce paragraphe, l'angle mécanique est utilisé dans la procédure d'échantillonnage décrite dans le paragraphe 3.4. On analysera le terme de modulation IA(t) issu de la transformée de Concordia. La figure 3.20 montre le spectre de IA(t) dans le cas d'un moteur sain en régime stationnaire (vitesse constante). On rappelle que d'un point de vue spectral le spectre de IA(t) subit une translation de la quantité F_e vers l'origine (démodulation) par rapport au courant mesuré.

On note que le moteur de test du LIAS présente une raie spectrale à la fréquence $f = 2sF_e$. Ce terme résulte de la translation du terme $F_e(1+2s)$ dans le courant mesuré et dû à une dissymétrie du rotor sain. On repère aussi des composantes aux multiples de la vitesse de rotation F_r signe d'un possible mauvais alignement. Enfin les harmoniques 2 et 3 de la fréquence électrique d'alimentation se retrouvent maintenant à 50Hz et 100Hz.

On applique maintenant l'échantillonnage angulaire à partir de la position mécanique estimée sur un essai de démarrage (figure 3.19). Le moteur démarre progressivement par variation de la tension d'alimentation (auto-trasformateur). En théorie on devrait retrouver les composantes liées à la vitesse de rotation $(F_r, 2F_r, 3F_r ...)$ maintenant positionnées à g = 1, g = 2 et g = 3. La figure 3.21 montre les positions mécaniques mesurées et estimées. Cet angle mécanique est utilisé pour échantillonner les signaux $is_{\alpha}(t)$ et IA(t) avec une période d'échantillonnage angulaire $\theta_s = 0,05rad$.

Le signal $IA(\theta_m)$ est traité par FFT. Le spectre obtenu est donné sur la figure 3.22.

On obtient bien un spectre équivalent à celui de la figure 3.20 mais cette fois ci exprimé



FIGURE 3.20 – Moteur sain : spectre de IA(t) en régime permanent.



FIGURE 3.21 – Moteur sain : position mécanique, courant et amplitude instantannée rééchantillonnés.

en évènements par tour. Les ordres g = 1, g = 2 et g = 3 correspondent aux composantes F_r , $2F_r$, $3F_r$. La composante à g = 0.194 correspond à la composante de dissymétrie





FIGURE 3.22 – Moteur sain : spectre de $IA(\theta_m)$ en régime transitoire.

du rotor $\frac{2sF_e}{F_r} = 0,194$. On retrouve aussi les composantes électriques $F_e/F_r = 2.1$ et $2F_e/F_r = 4.2$.

En régime permanent (vitesse constante), un tel spectre pourrait être obtenu à partir d'un échantillonnage temporel, en divisant l'échelle des fréquence (en Hz) par la fréquence de rotation. L'échantillonnage angulaire permet de réaliser cette opération en régime transitoire, pour une vitesse de rotation variable.

En termes d'interprétation, le spectre angulaire doit être vu comme un spectre moyen sur la durée du transitoire considéré. De ce fait l'échantillonnage angulaire est particulièrement adapté aux applications cycliques (robotique ou système d'ouverture ou de fermeture de portes par exemple, phases de démarrage ou de freinage d'une application).

Dans la suite, nous allons exploiter cet échantillonnage angulaire pour réaliser un diagnostic de défauts rotoriques par suivi d'ordres (order tracking) en régime transitoire.

3.5.4 Surveillance de défauts rotoriques

3.5.4.1 Choix d'un angle de ré-échantillonnage spécifique

Comme indiqué plus haut, le banc d'essai du LIAS permet de réaliser des essais avec des rotors sains et défectueux. On rappelle qu'en cas de défaut rotorique (rupture de barres) et à vitesse fixe, les composantes fréquentielles dans le courant statorique seront localisées à :

$$f = F_e(1 \pm 2ks) = F_e \pm 2ksF_e, \tag{3.48}$$

où s est le glissement de la machine et k = un entier positif.

Si on analyse les grandeurs de modulation IA(t) et IF(t), les composantes de défaut, du fait de la translation fréquentielle autour de 0, seront localisées à

$$f = 2ksF_e = 2kpF_{sync}\left(\frac{F_{sync} - F_r}{F_{sync}}\right) = 2kp(F_{sync} - F_r), \qquad (3.49)$$

avec p le nombre de paires de pôles de la machine et $F_{sync} = \frac{F_e}{p}$, la fréquence de synchronisme.

En régime permanent (vitesse constante), le spectre exprimé en fonction de l'ordre pourrait être obtenu à partir d'un signal échantillonné temporellement en divisant l'échelle de fréquences par la quantité $2p(F_{sync} - F_r)$.

Par conséquent, en régime transitoire, il faut ré-échantillonner le signal d'analyse avec un angle spécifique égal

$$\theta_{spec} = 4\pi p \int_0^t F_{sync}(\tau) - F_r(\tau) d\tau, \qquad (3.50)$$

Après échantillonnage du signal d'analyse IA(t) ou IF(t) avec l'angle spécifique θ_{spec} , les composantes de défauts seront localisées à g = 1, g = 2, g = 3..., quelque soit le régime moteur (vitesse fixe ou variable).

Du fait de l'utilisation d'un observateur, les grandeurs F_{sync} et F_r sont accessibles et l'angle θ_{spec} peut être estimé en temps réel.

3.5.4.2 Application aux défauts rotoriques

L'échantillonnage angulaire à partir de l'angle spécifique (3.50) est maintenant appliqué sur les données du banc du LIAS.
Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur

La fonction Matlab "rpmordermap" utilisée (paragraphe 3.4), est à l'origine conçue pour réaliser un order tracking par rapport à la fréquence de rotation du moteur est ici adaptée. Le paramètre d'entrée est normalement la vitesse de rotation exprimée en tours par minute. On rappelle que la fréquence spécifique liée aux défauts rotor est égale à $2p(F_{sync} - F_r)$. On utilisera donc, en entrée de la fonction "rpmordermap", cette fréquence exprimée en tours par minute :

$$V_{spec} = 120p(F_{sync} - F_r) \tag{3.51}$$

On effectue un essai comportant un démarrage progressif (auto-transformateur) d'une durée de 5s et une phase de régime permanent (figure 3.23). Le transitoire s'étend entre t = 0.8s et t = 6s. La figure 3.23-c montre l'estimation de vitesse obtenue avec l'observateur.



FIGURE 3.23 – Moteur défectueux : régimes transitoire et permanent

On analysera successivement les signaux IA(t) et IF(t).

Pour construire la vitesse spécifique (3.51), on estime la fréquence de rotation F_r grâce à l'observateur adaptatif (notée \hat{F}_r). La fréquence de synchronisme F_{sync} est déduite de la transformée de concordia des courant. On a le choix d'utiliser les courants mesurés ou les courants estimés. Les meilleurs résultats sont obtenus avec les grandeurs estimées. La fréquence de synchronisme est calculée par la relation suivante :

$$\hat{F}_{sync} = \frac{\hat{IF}}{p} = \frac{1}{2p\pi} \frac{d}{dt} \left[atan(\frac{\hat{i}s_{\beta}}{\hat{i}s_{\alpha}}) \right]$$
(3.52)

La fonction "rpmordermap" fournit les signaux $IA(\theta_{spec})$ et $IF(\theta_{spec})$.

3.5.4.2.1 Signal IA : analyse en régime permanent En régime permanent, on analyse IA(t) par FFT. La figure 3.24 montre le spectre des signaux IA(t) et $IA(\theta_{spec})$ en régime permanent pour un rotor défecteux.



FIGURE 3.24 – Moteur défectueux : spectres de IA(t) et $IA(\theta_{spec})$ en régime permanent.

La figure 3.24-a montre que le moteur défecteux possède les composantes à $f = k_s F_e$ attendues. On trouve aussi la composante à $f = F_r$ liée au mauvais alignement. La figure 3.24-b montre le spectre de $IA(\theta_{spec})$ obtenu par échantillonnage angulaire avec l'angle spécifique $\theta_{spec} = 4\pi p(F_{sync} - F_r)$.

3.5.4.2.2 Signal IA : analyse en régime transitoire L'essai suivant concerne le régime transitoire (0, 8s < t < 6s). Le résultat est donné sur la figure 3.25.

On vérifie, sur la figure 3.25-a, que le spectre de IA(t) ne permet pas d'isoler les composantes à $f = k_s F_e$ qui évoluent en fonction de la vitesse pendant le démarrage. Sur la figure 3.25-b, le spectre de $IA(\theta_{spec})$ permet d'isoler clairement la composante à g = 1caractéristique d'un défaut rotor. Par rapport à cette même composante présente sur le





FIGURE 3.25 – Moteur défectueux : spectres de IA(t) et $IA(\theta_{spec})$ en régime transitoire.

moteur sain (figure 3.22), on note que l'amplitude a considérablement augmenté ce qui permet une détection. On note que les composante à g = 2, 3, ... sont d'amplitude faibles pendant le démarrage du moteur. On note aussi une composante située environ à g = 0, 5 d'origine inconnue et qui n'était pas présente sur le spectre en régime permanent (figure 3.24-b).

3.5.4.2.3 Signal IF : analyse en régime permanent On analyse maintenant le signal de modulation IF(t) en régime permanent.

On vérifie la présence des composantes caractéristiques liées au défaut rotorique ainsi qu'au désalignement du moteur.

3.5.4.2.4 Signal IF : analyse en régime transitoire Comme dans le cas de IA, l'identification du défaut est impossible par analyse FFT du signal temporel IF(t). Par contre les composantes de défaut sont repérables sur le spectre du signal $IF(\theta_spec)$. Les composantes harmonique g = 2, 3, ... apparaissent plus clairement sur le signal IF que sur le signal IA, ce qui laisse penser que le défaut rotorique influe plus sur la modulation en fréquence du courant. On observe une fois de plus des composantes entre g = 0 et g = 1 ainsi qu'entre g = 3 et g = 4. Certaines d'entre elles peuvent venir perturber la détection du défaut.



FIGURE 3.26 – Moteur défectueux : spectres de IF(t) et $IF(\theta_{spec})$ en régime permanent.



FIGURE 3.27 – Moteur défectueux : spectres de IF(t) et $IF(\theta_{spec})$ en régime transitoire.

Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur

3.5.5 Extraction des composantes de défaut

Nous avons montré que la définition de l'angle spécifique θ_{spec} permet de mettre en évidence les composantes liées au défaut en régime transitoire. Le spectre obtenu est maintenant stationnaire (indépendant de la vitesse). Il est donc possible d'isoler ces composantes de manièr simple.

Dans l'analyse, nous avons calculé la FFT globale des signaux. En réalité, on peut se contenter de calculer la transformée de Fourier discrète (TFD) du signal autour des composantes g = 1, g = 2, g = 3...

Si on utilise la FFT pour calculer le spectre, une autre solution consiste à effectuer un filtrage simple pour isoler les composantes recherchées. On peut par exemple effectuer un filtrage de type Time Synchronous Averaging (TSA) [BK09]. La réponse en fréquence du filtre TSA est de la forme :

$$F(g) = \frac{1}{M} \frac{\sin(\pi Mg)}{\sin(\pi g)}$$
(3.53)

La fonction (3.53) est une suite de sinus cardinaux centrés sur g = 1, 2, 3... La largeur des lobes est réglée par le coefficient M. Le signal filtré est obtenu par une simple multiplication du spectre original par la fonction F(g).

On applique ce filtrage sur le spectre du signal $IF(\theta_s pec)$. Le résultat est donné dans la figure 3.28 pour M = 10.

Les composants liés au défaut sont correctement isolés par le filtrage TSA.

3.5.6 Conclusions

Dans ce paragraphe nous avons appliqué la méthodologie proposée dans le cas de défauts de barres rotor. Dans ce cas particulier, nous avons sélectionné une méthode de détermination du modèle en régime permanent (méthode de LEE). Ce modèle a permis de construire un observateur adaptatif dont la fonction est d'estimer la vitesse de rotation du moteur. Nous avons par ailleurs définit un angle de ré-échantillonnage spécifique permettant d'obtenir un spectre stationnaire. Les composantes liées au défaut rotorique sont correctement isolées en régime transitoire. La définition d'un angle spécifique peut être généralisé à tout défaut ou élément externe (charge, accouplement) perturbant les courants statoriques. Dans la suite, nous appliquons cette généralisation dans le cas du système de ventilation du CTM.



FIGURE 3.28 – Moteur défectueux : spectre de $IF(\theta_{spec})$ en régime transitoire avec filtrage TSA.

3.6 Tests 2 : application au moteur du CTM

3.6.1 Définitions des angles spécifiques

Dans le système de ventilation du CTM, il est envisagé de surveiller plusieurs caractéristiques de l'installation :

- les défauts possibles du moteur : barres rotor, défaut statoriques, alignement, desserrage...
- les éléments de transmissions : poulies , courroie ;
- la charge : ventilateur.

Conformément à l'analyse réalisée dans les chapitre 1 et 2, il est possible :

- de déterminer les composantes spectrales présentes dans le courant statorique,
- d'en déduire les composantes présentes dans les termes de modulation IA(t) et IF(t)en considérant la translation fréquentielle de F_e provoquée par la démodulation.
- d'en déduire les angles spécifiques à utiliser pour réaliser les différents échantillonnages angulaires spécifiques aux composantes surveillées.

Le tableau 3.7 donne les différents angles spécifiques à utiliser pour réaliser les rééchantillonnage spécifiques.

Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur

Origine	Composante dans $i1(t)$	Composante dans $IA(t)$	Angle spécifique
	$({\rm en}\ {\rm Hz})$	ou $IF(t)$ (en Hz)	θ_{spec}
Défauts rotor	$F_e(1\pm 2ks)$	$2ksF_e$	$4\pi p(F_{sync} - F_r)$
Excentricité	$F_e\left[1\pm k\frac{(1-s)}{p}\right]$	$\frac{(1-s)}{p}kF_e = kF_r$	$2\pi F_r$
Courroie	$F_e \pm kF_c$	$2kF_c$	$2\pi F_c$
Ventilateur	$F_e \pm kF_v$	$2kF_v$	$2\pi F_v$

TABLE 3.7 – Définition des angles spécifiques pour l'application de ventilation

On rappelle les relations liant les fréquences de ventilateur et de courroie à la fréquence de rotation : $F_v = \frac{F_r}{1,412}$, $F_c = \frac{F_r}{4.611}$.

3.6.2 Couplage du moteur

Les modèles utilisés sont des modèles équivalents pour une phase du moteur. Ce moteur est couplé en triangle. On doit donc, dans la simulation, utiliser les tensions entre phases et le courant traversant un enroulement. On mesure effectivement la tension entre phase mais aussi le courant en ligne (I). Il faut donc opérer une transformation sur les courants. Le courant d'enroulement (J) est d'amplitude $J = \frac{I}{\sqrt{3}}$ et déphasé de $\frac{\pi}{6}$ par rapport à I. Pour réaliser cette transformation sur les mesures de I, on utilise la transformée de Concordia.

$$\underline{I}_{\alpha\beta}(t) = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_a(t) \\ I_b(t) \\ I_c(t) \end{bmatrix} = I_\alpha(t) + jI_\beta(t)$$
(3.54)

Les courants dans les enroulements sont calculés par la relation

$$\underline{J}_{\alpha\beta}(t) = \frac{1}{\sqrt{3}} \underline{I}_{\alpha\beta}(t) . e^{\left(-\frac{\jmath\pi}{6}\right)}$$
(3.55)

On revient ensuite aux courants J triphasés par transformée de Concordia inverse. Les tensions entre phases (U) et les courants (J) sont utilisés comme entrées de l'observateur dans la suite de la procédure.

3.6.3 Relevés expérimentaux

Le moteur est piloté par un variateur de vitesse mise en service dès qu'une machine du site (scie à bois) est démarrée. On donne, sur la figure 3.29, les tensions et les courants mesurés.



FIGURE 3.29 – Mesures du courants de ligne I_1 et de la tension composée U_{12} .

La figure 3.30 montre la tension U_{12} et le courant J_1 calculé à partir de (3.55). On peut vérifier la cohérence des signaux utilisé en vérifiant que le déphasage en régime permanent est conforme aux informations de la plaque signalétique ($cos(\phi) = 0, 9$). On mesure $DT = 1,37910^{-3}s$ soit $\phi = 0,433rd$ et $cos(\phi) = 0,907$.

3.6.4 Choix du modèle statique et observateur

On rappelle que l'observateur adaptatif est déduit du modèle en régime permanent. Pour choisir le modèle statique adapté à ce moteur, on répète la procédure réalisée sur le banc dédié aux défauts de barres rotor. On simule les cinq modèles dynamiques issus des cinq modèles statiques disponibles (LEE, HAQUE, GUIMARAES, NATARAJAN et MIXE). Les paramètres de réglage de l'observateur sont : $k = 1, K_i = 193, K_p = 0, 29$. La valeur de K_i correspond à la quantité $K_i = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r}$ soit $\lambda = 1$ dans l'équation (3.40). Cette valeur correspond à une valeur optimale en régime permanent. La valeur de K_p est calculée en conservant le rapport $\frac{K_i}{K_p}$ proposé dans [KMN93]. Le choix k = 1 signifie que





FIGURE 3.30 – Mesures du déphasage entre J_1 et U_{12} .

la dynamique d'estimation des courants est égale à la dynamique du modèle du moteur. Ce choix pourra être modifié par la suite afin de tenter d'améliorer l'estimation.

On rappelle que pour comparer les observateurs entre eux, on observe les grandeurs de modulation IA(t) et IF(t) estimées par les différents modèles par rapport aux mesures. Les grandeurs estimées $IA_{est}(t)$ et $IF_{est}(t)$ sont filtrées avec une fréquence de coupure basse afin de faciliter la lecture ($F_{coupure} = 1.6Hz$).

La figure 3.31 montre les résultats obtenus.

Il apparaît encore cette fois ci que le modèle de LEE semble être le plus précis en régime dynamique. On peut vérifier cette observation en calculant la valeur efficace de l'erreur, critère (3.46), dans les phases transitoires et permanentes pour IA(t) et IF(t) (figure 3.32).

On rappelle qu'on ne peut pas calculer le critère (3.46) pour la vitesse puisque l'on ne dispose pas de mesure directe.

On conserve, pour la suite, le modèle de LEE qui permet de construire ce modèle à partir des seules informations de la plaque signalétique. Les paramètres du modèle statique sont $R_1 = 0,391\Omega$, $X_1 = 0,643\Omega$, $R_2 = 0,232\Omega$, $X_2 = 0,965\Omega$, $R_m = 1671,2\Omega$, $X_m = 36,73\Omega$.



IA(t) et IF(t): Concordia et observateur

FIGURE 3.31 – Courant et vitesse estimés par l'observateur de Kubota.



Valeurs efficaces des erreurs

FIGURE 3.32 – Critère (3.46) calculés sur IA(t) et IF(t) : (1) Lee, (2) Haque, (3) Guimares, (4) Natarajan, (5) Mixe.

Le modèle dynamique diffère du modèle statique seulement dans les valeurs des in-

Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur

ductances : $R_s = R_1 = 0,391\Omega$, $X_s = X_1 + X_m = 37.373\Omega$, $R_s = R_2 = 0,232\Omega$, $X_r = X_2 + X_m = 37.695\Omega$, $X = X_m = 36,73\Omega$.

3.6.5 Estimations de l'observateur

On construit les grandeurs estimées $is_{\alpha est}$ et la vitesse grâce à l'observateur de Kubota. Le résultat est donné sur la figure 3.33.



FIGURE 3.33 – Courant et vitesse estimés par l'observateur de Kubota.

On observe le profil de vitesse particulier imposé par le variateur pendant la phase transitoire. L'estimation est relativement bruitée pendant le démarrage. On peut diminuer le niveau de bruit en diminuant la valeur de K_i mais on perd alors au niveau de la dynamique de l'observateur. On peut aussi tenter de régler le gain k pour améliorer l'estimation. On conserve ce choix pour le moment. On ne dispose pas de mesure directe de la vitesse sur l'installation du CTM. On ne peut donc pas certifier que cette estimation est correcte.

On peut vérifier que l'estimation de vitesse est correcte en régime permanent. Pour cela, on trace le spectre de l'amplitude instantanée IA(t) et on repère les fréquence caractéristiques liées au assymétries du rotor $F_{ass} = 2k_s F_e$. Pour cette vérification le signal IA(t) est filtré à $F_{coupure} = 50Hz$ afin de conserver les composantes significatives (figure 3.34).



FIGURE 3.34 – Spectre du signal IA(t) en régime permanent

On identifie $F_e = 50,02Hz$ (courbe d)). La composante d'assymétrie à $F_{ass} = 2sF_e$ est égale à $F_{ass} = 1,42Hz$ (courbe a)). On en déduit la vitesse de rotation $F_{r1} = 49,31Hz$. On peut comparer cette valeur à la moyenne de la vitesse estimée en régime permanent $F_{r2} = 49,47Hz$. On obtient une erreur de l'ordre 0,3%. On en déduit que le modèle de LEE fournit une bonne estimation de la vitesse de rotation en régime permanent. On peut aussi vérifier les composantes liées au ventilateur (courbe c)) et à la courroie (courbe b)). On trouve $F_c = 10,76Hz$ soit un rapport $R_{courroie} = \frac{F_{r1}}{F_c} = 4,62$. et $F_v = 34,89Hz$ soit $R_{ventil} = \frac{F_{r1}}{F_v} = 1,413$. Ces valeurs sont très proches de celles déjà estimées précédemment sur d'autres essais.

3.6.6 Résultats de l'OT en régime permanent

Le courant et la vitesse estimés sont maintenant utilisés pour construire les angles spécifiques à chacune des composantes fréquentielles surveillées (Tableau 3.7). Comme dans le cas du test 1 (paragraphe 3.5), nous utilisons la fonction matlab "rpmordermap" (paragraphe 3.4). Cette fonction demande en entrée non pas un angle de ré-échantillonnage mais une vitesse spécifique en tour/mn. Pour les composantes qui nous intéresse les vitesse à employer avec cette fonction sont résumées dans le tableau 3.8.

Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur

Origine	Vitesse spécifique en tr/mn	
Défauts rotor	$120p(\widehat{F}_{sync} - \widehat{F}_r)$	
Excentricité	$60\widehat{F}_r$	
Courroie	$60\widehat{F}_c = 60\frac{\widehat{F}_r}{4,62}$	
Ventilateur	$60\hat{F}_v = 60\frac{\hat{F}_r}{1,413}$	

TABLE 3.8 – Définition des vitesses spécifiques pour l'application de ventilation

3.6.6.1 Analyse du signal IA(t)

les condition expérimentales sont les suivantes :

- Filtrage passe bas de IA(t) par un filtre de butterworth d'ordre 4, fréquence de coupure 50Hz. En régime établi les composantes recherchées s'établissent entre 1.2 Hz (première fréquence de défaut rotor) et 49.3 Hz (vitesse de rotation du moteur).
- Filtrage passe bas de la vitesse estimée par un filtre de butterworth d'ordre 4, fréquence de coupure 2Hz.
- Réglage de l'observateur identique que pour l'analyse.

Le résultat, en régime permanent est donné sur la figure 3.35.

On vérifie ici que les différents angles spécifiques définis dans le tableau 3.7 permettent de produire des spectres dans lesquels les composantes surveillées sont localisées sur les ordres entiers 1, 2, 3... Toutefois, il faut prendre garde au résultat obtenu pour l'OT à partir de la vitesse de rotation (figure 3.35 b). En effet, ce moteur possède 2 pôles (p = 1), ce qui signifie que sa vitesse de rotation est proche de 50Hz. Le signal IA(t) est un terme de modulation ce qui signifie qu'il résulte d'un décalage du spectre du courant de phase d'une quantité égale à 50Hz vers 0. Les composantes que l'on observe sur la figure 3.35 b) sont en fait la composante à 100Hz du courant de phase ramenée à 50Hz. La composante recherchée F_r est quasi confondue avec cette dernière et non détectable. Les moteurs à une paire de pôles peuvent être considérés comme le cas le pire pour la surveillance de la composante à la vitesse de rotation.

3.6.6.2 Analyse du signal IF(t)

On donne maintenant, sur la figure 3.36, le résultat obtenu en régime permanent pour le signal IF(t).



FIGURE 3.35 – TOT de l'amplitude instantanée IA(t) en régime permanent.



FIGURE 3.36 – TOT de l'amplitude instantanée IF(t) en régime permanent.

On trouve des résultats similaires à IA(t). On vérifie ici que les contraintes mécaniques subies par le moteur se traduisent à la fois par des modulations d'amplitude et de fréquence Partie , Chapitre 3 – Monitoring en régime transitoire : approche par Order Tracking sans capteur

du courant de ligne.

3.6.7 Résultats de l'OT en régime transitoire

On mets en oeuvre l'order tracking utilisant les angles spécifiques pendant le démarrage de la machine entre 12s < t < 29s (voir figure 3.33).

les conditions expérimentales sont conservées :

- Filtrage passe bas de IA(t) et IF(t) par un filtre de butterworth d'ordre 4, fréquence de coupure 50Hz. En régime établi les composantes recherchées s'établissent entre 1.2 Hz (première fréquence de défaut rotor) et 49.3 Hz (vitesse de rotation du moteur). On sélectionne une bande d'analyse de 50Hz pour observer le comportement en transitoire.
- Filtrage passe bas de la vitesse estimée par un filtre de butterworth d'ordre 4, fréquence de coupure 2Hz.
- réglage de l'observateur $k = 1, K_i = 193, K_p = 0, 29.$

On donne sur la figure 3.37, les signaux IA(t) et IF(t) mesurés et estimés.



FIGURE 3.37 – Signaux IA(t) et IF(t) mesurés et estimés.

On note que ces signaux sont relativement bruités du fait de l'impossibilité de les

filtrer en dessous de 50hz afin de conserver les composantes recherchées.

On donne sur la figure 3.38, le résultat de l'order tracking obtenu pour le signal IA(t).



TOT : analyse du signal IA(t) - RT

FIGURE 3.38 – TOT de l'amplitude instantanée IA(t) en régime transitoire.

On constate que, dans les 4 cas étudiés, aucune composante n'est clairement localisée à g = 1.

Dans le cas de la vitesse de rotation, figure b), on observe une composante située à g = 0,822. On peut faire les hypothèses suivantes :

- cette composante est celle recherchée mais elle est décalée à cause d'une mauvaise estimation de la vitesse en régime transitoire. cette hypothèse est plausible car on rappelle que le réglage de l'observateur est adapté au régime permanent.
- cette composante n'est pas la fréquence de rotation mais une composante quelconque liée au bruit présent dans l'enveloppe IA(t).

Ces hypothèses peuvent être appliquées aux trois autres cas.

Pour lever l'incertitude on donne le résultat de l'order tracking obtenu sur le signal IF(t) sur la figure 3.39.



TOT : analyse du signal IF(t) - RT

FIGURE 3.39 – TOT de la fréquence instantanée IF(t) en régime transitoire.

On observe un spectre similaire à celui obtenu pour IA(t). Les signaux IA(t) et IF(t)étant très différents il est impossible que l'on obtienne des spectres aussi proches. L'hypothèse la plus probable et en fait la plus logique est que la dynamique de l'observateur ne soit pas suffisante pour reconstruire la vitesse avec suffisamment de précision, ce qui est conforme au choix qui a été fait pour les coefficient k = 1 (dynamique de l'observateur égale à celle du moteur), $K_i = \lambda \frac{L_m}{\sigma L_s L_r}$ et $\lambda = 1$ (réglage optimal en régime permanent).

Les composantes observées sur les figures 3.38 et 3.39 seraient bien celles recherchées mais décalées à cause de la mauvaise estimation de vitesse.

Le cas du CTM est en réalité un cas difficile. Le démarrage est quasiment un démarrage direct sur le réseau si on observe les mesures de la figure 3.29 et comme le montre l'estimation de vitesse de la figure 3.33. Le transitoire de vitesse est très rapide de 0 à 2500 tr/mn puis lent de 2500 à 3000 tr/mn. Nous n'avons pas pu avoir de renseignement sur ce profil de vitesse particulier. Notre expérience réalisée sur le banc du LIAS dédié aux défauts rotor est qu'il est difficile de régler l'observateur de Kubota pour atteindre cette dynamique d'observation.

3.7 Conclusions et perspectives

Dans ce chapitre nous avons présenté une méthodologie permettant de réaliser une analyse des courants électriques d'une machine asynchrone en régime transitoire à partir d'un nombre réduit d'informations. Parmi les techniques d'analyse transitoire connues, l'order tracking sans capteur a été peu utilisé dans le cas des moteurs asynchrones à cage car il nécessite une estimation de la vitesse de rotation. Les méthodes d'estimation de vitesse basées sur un modèle nécessitent d'identifier les paramètres dynamiques du moteur, ce qui les rend difficiles à utiliser dans un environnement industriel. De ce point de vue, la stratégie proposée dans ce chapitre est une réelle contribution pour le développement des techniques d'échantillonnage angulaire pour les moteurs à induction à cage d'écureuil. Le premier point important est la possibilité d'établir un observateur à partir de la plaque signalétique du moteur sans recourir à une procédure d'identification. Nous avons montré que la méthode MIXE ne donne pas les meilleurs résultats en régime transitoire. Bien que pour cette étude, la méthode LEE soit la plus précise, il est impossible de généraliser ce résultat à tous les moteurs. Une étude complémentaire est en cours pour justifier ce résultat et généraliser la méthodologie. D'un point de vue industriel, le fait que la méthode LEE donne de bons résultats est intéressant car c'est celle qui mobilise le moins d'informations pour établir le modèle statique. Un autre avantage de l'utilisation d'un observateur est qu'il donne accès à d'autres grandeurs sur lesquelles il est possible de rechercher des défauts, notamment la vitesse et le flux.

Le deuxième point intéressant est la généralisation de la notion de ré-échantillonnage angulaire. Bien qu'elle soit généralement appliquée depuis la position mécanique, nous avons montré qu'il était possible de définir un angle propre au défaut recherché. Dans ce chapitre nous avons traité le cas d'un défaut rotor (banc du LIAS) ou de composantes caractéristiques de l'application (CTM), mais nous pourrions étendre le principe à tous les défauts moteur possibles (court-circuit au stator, roulements...) et aussi aux composantes fréquentielles générées par la charge et son couplage (boîte de vitesses, courroie, etc.). Cette généralisation fait également l'objet de travaux en cours.

Nous avons mis en évidence l'importance du réglage de l'observateur surtout lorsque les phases transitoires sont très dynamiques. Nous avons rencontré beaucoup de difficultés à régler l'observateur de Kubota de manière optimale pour notre application. Des travaux complémentaires sont en cours sur ce sujet.

Enfin, dans ce travail nous avons utilisé le ré-échantillonnage par interpolation linéaire. Il est prévu d'appliquer notre méthodologie avec des techniques réputées plus efficaces (Kalman, Vold-Kalman et Time Variant Discrete Fourier Transform).

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé dans le cadre d'une convention CIFRE. Cette collaboration est le fruit d'une volonté de développer des actions de Recherche et Développement (R&D) dans les Petites et Moyennes Entreprises (PME) de la Région Nouvelle Aquitaine. Le développement de collaborations entre Université et PME est particulier pour plusieurs raisons. Contrairement aux grandes entreprises qui peuvent posséder des services dédiés à la R&D, les PME (hors start-ups) ne sont pas forcément structurées pour pouvoir développer ces activités de façon simple, que ce soit au niveau administratif (connaissance et sollicitation des différentes aides d'état, établissement de contrats...) ou au niveau de la culture scientifique nécessaire au développement de l'innovation. La réussite de ce type d'innovation repose sur la qualité du dialogue entre les chercheurs et le dirigeant de la structure qui est souvent le seul décideur final (ce qui peut être un réel avantage par rapport à une collaboration avec une grande entreprise). Dans le cas de ce travail, l'ouverture était présente des deux cotés et la collaboration a pu être initiée dans de bonnes conditions.

L'objectif de la collaboration était double. Premièrement, un transfert de connaissance du laboratoire vers l'entreprise sur la maintenance prédictive des entraînements électromécaniques. Dans un premier temps, les techniques vibratoires ont été abordées mais de manière relativement succincte dans la mesure où ce n'est pas la spécialité du laboratoire : caractérisation des signatures vibratoires du système, application des normes en vigueur. L'analyse vibratoire, bien que désormais classique dans l'industrie, est une réelle plus-value pour l'entreprise qui pourrait intégrer cette fonction dans ses produits.

En termes de transfert direct du laboratoire vers l'entreprise, on a aussi abordé l'utilisation des mesures électriques dans le cadre de la surveillance des machines. Dans un premier temps, le cas de la vitesse fixe a été abordé : signatures des composantes fréquentielles caractéristiques dans le courant électriques, techniques de démodulation du courant, analyse statistique. Dans le cas de la démodulation, un attention particulière a été portée sur les techniques n'utilisant qu'une seule mesure de courant afin de limiter le nombre de capteurs à utiliser. Dans ce cadre, nous avons exploité une méthode originale basée sur des générateurs de signaux orthogonaux (OSG) et développée au laboratoire. Cette méthode a été comparée aux deux autre principales méthodes connues (Concordia et TKE) et a montré de bons résultats. Ces techniques de démodulation donnent accès aux signaux de modulations IA(t) et IF(t) comportant des signatures recherchées. A vitesse fixe, une analyse FFT de ces signaux peut suffire à réaliser une surveillance de la machine, c'est à dire détecter si une composante spectrale caractéristique est présente ou non. Pour réaliser un réel diagnostic, on souhaite plutôt surveiller l'évolution de ces composantes dans le temps. Cette étape doit être réalisée de manière statistique afin de tenir compte du bruit de mesure. Du fait de l'impossibilité de créer des défauts volontairement sur l'application du CTM, un jumeau numérique de l'installation a été créé. Il permet d'une part de simuler le fonctionnement sain de l'entraînement mais aussi des générer des signaux en présence de défauts. La validation de l'analyse statistique a été menée à partir de ce simulateur.

Ces deux aspects (analyse vibratoire et électrique en régime permanent) permettent d'envisager des innovations pour l'entreprise vis à vis de ses concurrents.

Le second objectif a été d'exploiter l'installation du CTM pour aborder une thématique de recherche actuelle qui est la surveillance des machines asynchrones en régime transitoire. Cette thématique est actuellement développée activement au laboratoire qui est spécialisé dans les techniques d'échantillonnage angulaire sans capteur mécanique et à partir des mesures électriques. Pour les machines à cage, ce domaine a été peu développé car il se heurte au problème de l'estimation de vitesse. Parmi les techniques existantes les observateurs sont réputées les plus fiables mais nécessitent de connaître le modèle dynamique du moteur. Nous avons proposé une stratégie nouvelle consistant à exploiter le modèle statique (en régime permanent) qui peut être estimé sans mesure spécifique à partir des données disponibles (plaque signalétique, données constructeur). Cette approche est particulièrement bien adaptée dans notre cas dans la mesure où les informations des moteurs utilisés par l'entreprise sont parfaitement connues. A partir de ce modèle statique, on a montré que le modèle dynamique pouvait être déduit et qu'il était alors possible de construire un observateur adaptatif nous fournissant la vitesse estimée. Cette vitesse est ensuite utilisée pour réaliser l'order tracking dans les signaux de modulation IA(t) et IF(t). La procédure complète a été testée sur un banc du laboratoire et sur l'installation du CTM.

Bien que les principaux objectifs ont été menés à bien, il reste beaucoup de travail à réaliser, en particulier sur les aspects transitoires. Bien que les résultats soient encourageants, on a montré que la mise en oeuvre de l'order tracking à partir des observateurs se heurte à des problématiques de réglage des paramètres. Dans le cas de variations rapides de la vitesse (démarrage direct par exemple), la dynamique d'observation doit être élevée pour reconstruire la vitesse correctement et obtenir un spectre angulaire cohérent. Cela peut conduire à une déstabilisation de l'observateur. L'utilisation de la technique développée dans cette thèse dans un cadre industriel nécessite de rendre robuste la synthèse des observateurs (choix de l'observateur, réglages en fonction des dynamiques de l'application...).

Un autre aspect est l'obtention du modèle statique du moteur sans essai spécifique. Les principales méthodes utilisées exploitent des données constructeurs. Dans notre cas ces données étaient disponibles. La question se pose dans le cas d'une installation industrielle quelconque pour laquelle les données disponibles sont réduites. Cet aspect est actuellement développé au laboratoire au travers de la constitution de bases de données de moteurs. L'objectif est par exemple de pouvoir déterminer un observateur adaptatif pour un moteur dont on ne dispose que de la plaque signalétique.

Enfin, la notion d'angle spécifique pour l'order tracking a été introduite. Elle permet d'obtenir pour chaque composante caractéristique, un spectre stationnarisé localisé sur des ordres entiers. Cette méthodologie, introduite dans ce travail sur des composantes d'asymétrie du rotor et caractéristiques de la charge sera appliquée sur d'autres type de défauts (défauts stator, excentricité...).

Bibliographie

- [AB+14] Faisal ALTHOBIANI, Andrew BALL et al., « An approach to fault diagnosis of reciprocating compressor valves using Teager–Kaiser energy operator and deep belief networks », in : Expert Systems with Applications 41.9 (2014), p. 4113-4122.
- [ABB13] AF AÏMER, AH BOUDINAR et A BENDIABDELLAH, « Use of the short time Fourier transform for induction motor broken bars detection », in : Int Rev Modell Simul 6.6 (2013), p. 1879-1883.
- [ADR01] F ALONGE, F D'IPPOLITO et FM RAIMONDI, « Least squares and genetic algorithms for parameter identification of induction motors », *in* : *Control engineering practice* 9.6 (2001), p. 647-657.
- [AG17] Sudhir AGRAWAL et VK GIRI, « Improved mechanical fault identification of an induction motor using Teager-Kaiser energy operator », *in* : *Journal of Electrical Engineering and Technology* 12.5 (2017), p. 1955-1962.
- [Aka13] Mehmet AKAR, « Detection of a static eccentricity fault in a closed loop driven induction motor by using the angular domain order tracking analysis method », in : Mechanical Systems and Signal Processing 34.1-2 (2013), p. 173-182.
- [All+18a] Abdallah ALLOUCHE et al., « A PLL based mechanical faults detection in PMSM at variable speed », in : IFAC-PapersOnLine 51.24 (2018), p. 1445-1451.
- [All+18b] Abdallah ALLOUCHE et al., « Mechanical faults detection in PMSM at variable speed with a nonlinear algorithm of estimation », in : (2018).
- [Ama+20] Gleison Fransoares Vasconcelos AMARAL et al., « A high precision method for induction machine parameters estimation from manufacturer data », in : IEEE Transactions on Energy Conversion 36.2 (2020), p. 1226-1233.
- [And+14] Hugo ANDRE et al., « Precision of the IAS monitoring system based on the elapsed time method in the spectral domain », *in* : *Mechanical Systems and Signal Processing* 44.1-2 (2014), p. 14-30.
- [AP00] Neil ARTHUR et Jim PENMAN, « Induction machine condition monitoring with higher order spectra », *in* : *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 47.5 (2000), p. 1031-1041.

- [AP18] Jose ANTONINO-DAVIU et Peter POPALENY, « Detection of induction motor coupling unbalanced and misalignment via advanced transient current signature analysis », in : 2018 XIII International Conference on Electrical Machines (ICEM), IEEE, 2018, p. 2359-2364.
- [Aru95] Q Qiu ARUI, « Diagnosis of rotor fault in squirrel cage induction motors using time-varying frequency spectrum of starting stator current », in : Proc. Chinese Soc. Elect. Eng, t. 15, 1995, p. 267-273.
- [Asa+18] Bilal ASAD et al., « A survey of broken rotor bar fault diagnostic methods of induction motor », in : Electrical, Control and Communication Engineering 14.2 (2018), p. 117-124.
- [Aug01] David AUGEIX, « Analyse vibratoire des machines tournantes », in : (2001).
- [Bac02] Samil BACHIR, « CONTRIBUTION AU DIAGNOSTIC DE LA MACHINE ASYNCHRONE PAR ESTIMATION PARAMETRIQUE », thèse de doct., Université de Poitiers, 2002.
- [BBD13] JM BOSSIO, GR BOSSIO et CH DE ANGELO, « Fault detection for variablespeed wind turbines using vibrations and electrical measurements », in : 2013 Brazilian Power Electronics Conference, IEEE, 2013.
- [BC02] Marc BODSON et John CHIASSON, « A comparison of sensorless speed estimation methods for induction motor control », in : Proceedings of the 2002 American Control Conference (IEEE Cat. No. CH37301), t. 4, IEEE, 2002, p. 3076-3081.
- [Bel+01] Alberto BELLINI et al., « Quantitative evaluation of induction motor broken bars by means of electrical signature analysis », *in* : *IEEE Transactions on industry applications* 37.5 (2001), p. 1248-1255.
- [BK09] Eric BECHHOEFER et Michael KINGSLEY, « A review of time synchronous average algorithms », *in* : 1.1 (2009).
- [Blo+08] Martin BLODT et al., « Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring », in : IEEE transactions on industrial electronics 55.4 (2008), p. 1813-1822.
- [BLO06] Martin BLODT, « Condition Monitoring of Mechanical Faults in Variable Speed Induction Motor Drives. Application of Stator Current Time-Frequency Analysis and Parameter Estimation », thèse de doct., 2006.
- [Blo98] Jason Richard BLOUGH, « Improving the analysis of operating data on rotating automotive components », thèse de doct., 1998.
- [Bon+12] Erik Leandro BONALDI et al., *Predictive maintenance by electrical signature* analysis to induction motors, IntechOpen, 2012.

- [Bon+19] Andrea BONCI et al., « Predictive Maintenance System using motor current signal analysis for Industrial Robot », in : 2019 24th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA), IEEE, 2019, p. 1453-1456.
- [Bon04] Frédéric BONNARDOT, « Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes. Etude du concept de cyclostationnarité floue », thèse de doct., Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG, 2004.
- [Bor+17] Tawfik BORGI et al., « Data analytics for predictive maintenance of industrial robots », in : 2017 International Conference on Advanced Systems and Electric Technologies (IC_ASET), IEEE, 2017, p. 412-417.
- [Bos+09] GR BOSSIO et al., « Effects of voltage unbalance on IM power, torque and vibrations », in : 2009 IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, IEEE, 2009, p. 1-6.
- [BP07] Alain BOULENGER et Christian PACHAUD, Analyse vibratoire en maintenance : surveillance et diagnostic des machines, Dunod, 2007.
- [BS17] Athar BACCOUCHE et Hajer SAYEM, « A numerical tool for stability analysis of linear time-varying systems », in : 2017 International Conference on Advanced Systems and Electric Technologies (IC_ASET), IEEE, 2017, p. 323-328.
- [Bur19] EV BURNAEV, « On construction of early warning systems for predictive maintenance in aerospace industry », *in* : Journal of communications technology and electronics 64.12 (2019), p. 1473-1484.
- [Cal08] S CALLE-CHAZELET, « Etude du décolmatage pneumatique des dépoussiéreurs à manches », in : TECALIMAN (Centre de Technique de l'Alimentation Animale), 2008.
- [CBA+14] Vincent CHOQUEUSE, Mohamed BENBOUZID, Jose A ANTONINO-DAVIU et al., « Stator current demodulation for induction machine rotor faults diagnosis », in: 2014 First International Conference on Green Energy ICGE 2014, IEEE, 2014, p. 176-181.
- [Cha05] Stephen CHAPMAN, *Electric Machinery Fundamentals Fourth edition*, sous la dir. de The McGraw-Hill COMPANIES, McGraw-Hill Education, 2005.
- [Cho+19] Anurag CHOUDHARY et al., « Condition monitoring and fault diagnosis of induction motors : A review », in : Archives of Computational Methods in Engineering 26.4 (2019), p. 1221-1238.

- [CTD86] JR CAMERON, WT THOMSON et AB DOW, « Vibration and current monitoring for detecting airgap eccentricity in large induction motors », in: 133.3 (1986), p. 155-163.
- [Dee+21] Muhammad DEEB et al., « Three-Phase Induction Motor Short Circuits Fault Diagnosis using MCSA and NSC », in : 2021 3rd International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering (REEPE), IEEE, 2021, p. 1-6.
- [DES15] Antoine DESPUJOLS, « Normes de maintenance européennes et internationales », *in* : (2015).
- [Dib20] Charles Edwin DIBSDALE, Aerospace Predictive Maintenance : Fundamental Concepts, SAE, 2020.
- [Did04] Gaëtan DIDIER, « Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances », in : These de doctorat de l'université Henri Poincaré, Nancy-I (2004).
- [DSK12] G DIWAKAR, MRS SATYANARAYANA et P Ravi KUMAR, « Detection of Gear fault using vibration analysis », in : International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering 2.9 (2012), p. 123-137.
- [ECB09] Erik ETIEN, Claude CHAIGNE et Nadia BENSIALI, « On the stability of full adaptive observer for induction motor in regenerating mode », in : IEEE Transactions on Industrial Electronics 57.5 (2009), p. 1599-1608.
- [EGB21] A EL KIHEL, H GZIRI et A BAKDID, « METHOD OF IMPLEMENTING MAINTENANCE 4.0 IN INDUSTRY-A CASE STUDY OF AN INDUS-TRIAL SYSTEM », in : International Journal on Technical and Physical Problems of Engineering 13.4 (2021), p. 78-84.
- [EKD04] Levent EREN, A KARAHOCA et MJ DEVANEY, « Neural network based motor bearing fault detection », in : Proceedings of the 21st IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (IEEE Cat. No. 04CH37510), t. 3, IEEE, 2004, p. 1657-1660.
- [El 00] M. EL HACHEMI BENBOUZID, « A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection », in: IEEE Transactions on Industrial Electronics 47.5 (2000), p. 984-993.
- [Eti+16] Erik ETIEN et al., « Soft sensor design for mechanical fault detection in PMSM at variable speed », *in* : *Measurement* 94 (2016), p. 326-332.

- [EUR14] LE PARLEMENT EUROPÉEN ET LE CONSEIL DE L'UNION EUROPÉENNE, « DIRECTIVE 2014/34/UE », in : Journal officiel de l'Union européenne (2014), https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/HTML/ ?uri=CELEX:32014L0034.
- [EWT89] S ELDER, JF WATSON et WT THOMSON, « Fault detection in induction motors as a result of transient analysis », in : 1989 Fourth International Conference on Electrical Machines and Drives Conf. Publ. No. ??), IET, 1989, p. 182-186.
- [Fan+88] P Ole FANGER et al., « Air pollution sources in offices and assembly halls, quantified by the olf unit », *in* : *Energy and Buildings* 12.1 (1988), p. 7-19.
- [FHH99] William R FINLEY, Mark M HODOWANEC et Warren G HOLTER, « An analytical approach to solving motor vibration problems », in : Industry Applications Society 46th Annual Petroleum and Chemical Technical Conference (Cat. No. 99CH37000), IEEE, 1999, p. 217-232.
- [FM97] K.R. FYFE et E.D.S MUNCK, « Analysis of computed order trackings », in : Mechanical Systems and Signal Processing 11 (1997), p. 187-205.
- [FOU15] Etienne FOURNIER, « Protocole de diagnostic des entrainements asynchrones par références : application a la détection des déséquilibres mécaniques et des défauts de courroie », thèse de doct., Institut National Polytechnique de Toulouse, 2015.
- [Fro+12] Lucia FROSINI et al., « A novel approach to detect short circuits in low voltage induction motor by stray flux measurement », in : 2012 XXth international conference on electrical machines, IEEE, 2012, p. 1538-1544.
- [Gae+11] Khalaf Salloum GAEID et al., « Fault diagnosis of induction motor using MCSA and FFT », in : Electrical and Electronic Engineering 1.2 (2011), p. 85-92.
- [Gao+11] Zhi GAO et al., « A frequency demodulation approach to induction motor speed detection », in : IEEE Transactions on Industry Applications 47.4 (2011), p. 1632-1642.
- [Gar+12] Arturo GARCIA-PEREZ et al., « Application of high-resolution spectral analysis for identifying faults in induction motors by means of sound », in : Journal of Vibration and Control 18.11 (2012), p. 1585-1594.
- [Gar+21] Tomas A GARCIA-CALVA et al., « Early detection of broken rotor bars in inverter-fed induction motors using speed analysis of startup transients », in: Energies 14.5 (2021), p. 1469.

- [Geo+16] George GEORGOULAS et al., « Start-up analysis methods for the diagnosis of rotor asymmetries in induction motors-seeing is believing », in : 2016 24th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED), IEEE, 2016, p. 372-377.
- [Glo18] Adam GLOWACZ, « Acoustic based fault diagnosis of three-phase induction motor », *in* : *Applied Acoustics* 137 (2018), p. 82-89.
- [Glo19] Adam GLOWACZ, « Fault diagnosis of single-phase induction motor based on acoustic signals », in: Mechanical Systems and Signal Processing 117 (2019), p. 65-80.
- [GQ11] Xiang GONG et Wei QIAO, « Bearing fault detection for direct-drive wind turbines via stator current spectrum analysis », *in* : 2011 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition, IEEE, 2011.
- [GQ13] Xiang GONG et Wei QIAO, « Bearing fault diagnosis for direct-drive wind turbines via current-demodulated signals », in : *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 60.8 (2013).
- [Gra05] Pierre GRANJON, « Electromagnetic vibrations estimation of an induction motor by nonlinear optimal filtering », in : 2005 5th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, IEEE, 2005, p. 1-5.
- [Gri+13] Y GRITLI et al., « Diagnosis of mechanical unbalance for double cage induction motor load in time-varying conditions based on motor vibration signature analysis », in : 2013 International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA), IEEE, 2013, p. 1157-1162.
- [Gua+16] Qingxin GUAN et al., « Single-phase phase-locked loop based on derivative elements », in : IEEE Transactions on Power Electronics 32.6 (2016), p. 4411-4420.
- [Gui+14] JMC GUIMARÃES et al., « Determination of three-phase induction motors model parameters from catalog information », in : 2014 IEEE PES General Meeting/ Conference & Exposition, IEEE, 2014, p. 1-5.
- [Han+16] Y. HAN et al., « Comparative Performance Evaluation of Orthogonal-Signal-Generators-Based Single-Phase PLL Algorithms; A Survey », in: IEEE Transactions on Power Electronics 31.5 (2016), p. 3932-3944.
- [Haq08] MH HAQUE, « Determination of NEMA design induction motor parameters from manufacturer data », in : IEEE transactions on Energy conversion 23.4 (2008), p. 997-1004.

- [HGH02] T HIROKAZU, G GIUSEPPE et U HIDETOSHI, « Consideration about problems and solutions of speed estimation method and parameter tuning for speed-senseless vector control of introduction motor drives », in: IEEE Trans. on Industry Applications 38.5 (2002), p. 1282-1289.
- [HL04] Marko HINKKANEN et Jorma LUOMI, « Stabilization of regenerating-mode operation in sensorless induction motor drives by full-order flux observer design », in : IEEE Transactions on Industrial Electronics 51.6 (2004), p. 1318-1328.
- [Hol06] Joachim HOLTZ, « Sensorless control of induction machines—With or without signal injection? », in : IEEE Transactions on Industrial Electronics 53.1 (2006), p. 7-30.
- [Hol93] Joachim HOLTZ, « Speed estimation and sensorless control of AC drives », in : Proceedings of IECON'93-19th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics, IEEE, 1993, p. 649-654.
- [Hon+16] Liu HONG et al., « A novel fault diagnostic technique for gearboxes under speed fluctuations without angular speed measurement », in : 2016 International Symposium on Flexible Automation (ISFA), IEEE, 2016.
- [Jat20] Vansh JATANA, « Predictive maintenance of industrial robots », *in*: *Available at SSRN 3665599* (2020).
- [JB05] Ivan JAKSCH et Jiri BAZANT, « Demodulation methods for exact induction motor rotor fault diagnostic », in : 2005 5th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, IEEE, 2005, p. 1-5.
- [JCN18] Srdjan JOKIC, Nada CINCAR et Bojana NOVAKOVIC, « The analysis of vibration measurement and current signature in motor drive faults detection », in : 2018 17th International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH), IEEE, 2018, p. 1-6.
- [Kai90] James F KAISER, « On a simple algorithm to calculate the energy of a signal », in : International conference on acoustics, speech, and signal processing, IEEE, 1990, p. 381-384.
- [KMN93] Hisao KUBOTA, Kouki MATSUSE et Takayoshi NAKANO, « DSP-based speed adaptive flux observer of induction motor », in : IEEE transactions on industry applications 29.2 (1993), p. 344-348.
- [KOD18] Tarek KEBABSA, Nouredine OUELAA et Abderrazek DJEBALA, « Experimental vibratory analysis of a fan motor in industrial environment », in: The International Journal of Advanced Manufacturing Technology 98.9 (2018), p. 2439-2447.

- [KTO19] Mateusz KORZONEK, Grzegorz TARCHALA et Teresa ORLOWSKA-KOWALSKA,
 « A review on MRAS-type speed estimators for reliable and efficient induction motor drives », in : ISA transactions 93 (2019), p. 1-13.
- [LA16] D LOPEZ-PEREZ et J ANTONINO-DAVIU, « Application of infrared thermography to fault detection in industrial induction motors : case stories », in : 2016 XXII International Conference on Electrical Machines (ICEM), IEEE, 2016, p. 2172-2177.
- [LA17] David LOPEZ-PEREZ et Jose ANTONINO-DAVIU, « Application of infrared thermography to failure detection in industrial induction motors : case stories », in : IEEE Transactions on Industry Applications 53.3 (2017), p. 1901-1908.
- [Lee+12] Keun LEE et al., « Estimation of induction motor equivalent circuit parameters from nameplate data », in : 2012 North American Power Symposium (NAPS), IEEE, 2012, p. 1-6.
- [LHH06] Bin LU, Thomas G HABETLER et Ronald G HARLEY, « A survey of efficiencyestimation methods for in-service induction motors », in : IEEE transactions on industry applications 42.4 (2006), p. 924-933.
- [Li+19] Haiyang LI et al., « Modulation sideband separation using the Teager–Kaiser energy operator for rotor fault diagnostics of induction motors », in: Energies 12.23 (2019), p. 4437.
- [Lu+18] Siliang LU et al., « Adaptively estimating rotation speed from DC motor current ripple for order tracking and fault diagnosis », in: IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 68.3 (2018), p. 741-753.
- [Lu+19] Siliang LU et al., « Tacholess speed estimation in order tracking : A review with application to rotating machine fault diagnosis », in : IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 68.7 (2019), p. 2315-2332.
- [Man03] Yasmine MANSOURI, « Conception des enveloppes de bâtiments pour le renouvellement d'air par ventilation naturelle en climats tempérés : proposition d'une méthodologie de conception », thèse de doct., Nantes, 2003.
- [MC03] Alan MILETIC et Mirko CETTOLO, « Frequency converter influence on induction motor rotor faults detection using motor current signature analysisexperimental research », in : 4th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, 2003. SDEMPED 2003. IEEE, 2003, p. 124-128.
- [MÉC05] Bernard MÉCHIN, « Introduction aux méthodes de maintenance », *in* : (2005).

- [Mil15] Dubravko MILJKOVIĆ, « Brief review of motor current signature analysis », in : HDKBR Info magazin 5.1 (2015), p. 14-26.
- [MKQ93a] Petros MARAGOS, James F KAISER et Thomas F QUATIERI, « Energy separation in signal modulations with application to speech analysis », *in* : *IEEE transactions on signal processing* 41.10 (1993), p. 3024-3051.
- [MKQ93b] Petros MARAGOS, James F KAISER et Thomas F QUATIERI, « On amplitude and frequency demodulation using energy operators », in : IEEE Transactions on signal processing 41.4 (1993), p. 1532-1550.
- [MS10] Mustapha MESSAOUDI et Lassâad SBITA, « Multiple faults diagnosis in induction motor using the MCSA method », in: International Journal of Signal and Image Processing 1.3 (2010), p. 190-195.
- [MSA07] M MESSAOUDI, L SBITA et MN ABDELKRIM, « Faults Detection in Induction Motor via Stator Current Spectrum Analysis », in : Proc. ICEEDT'07 Int. Conf. on Electrical Engineering Design and Technologies, Hammamet, Tunisia, 2007.
- [Nan+10] Subhasis NANDI et al., « Detection of eccentricity faults in induction machines based on nameplate parameters », in : IEEE Transactions on Industrial Electronics 58.5 (2010), p. 1673-1683.
- [NHA17] Lahcène NOUREDDINE, Ahmed HAFAIFA et Kouzou ABDELLAH, « Rotor Fault Detection of wind turbine Squirrel cage Induction Generator using Teager-Kaiser Energy operator. », in : Control & Intelligent Systems 45.1 (2017).
- [Niu+18] Jiahao NIU et al., « Intelligent bearing fault diagnosis based on tacholess order tracking for a variable-speed AC electric machine », in : IEEE Sensors Journal 19.5 (2018), p. 1850-1861.
- [NM89] R NATARAJAN et VK MISRA, « Parameter estimation of induction motors using a spreadsheet program on a personal computer », *in* : *Electric power* systems research 16.2 (1989), p. 157-164.
- [NTL05] Subhasis NANDI, Hamid A TOLIYAT et Xiaodong LI, « Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—A review », in : IEEE transactions on energy conversion 20.4 (2005), p. 719-729.
- [ONM15] Mohd Sufian OTHMAN, Mohd Zaki NUAWI et Ramizi MOHAMED, « Vibration and acoustic emission signal monitoring for detection of induction motor bearing fault », in : International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT) 4.5 (2015), p. 924-929.

- [Oum12] Mohamed El Kamel OUMAAMAR, « Surveillance et diagnostic des défauts rotoriques et mécaniques de la machine asynchrone avec alimentation équilibrée ou déséquilibrée », thèse de doct., Université de Lorraine, 2012.
 [PBG02] D PAYNE, AD BALL et F GU, « Detection and diagnosis of induction motor faults using statistical measures », in : International Journal of COMADEM
- 5.2 (2002), p. 5-19. [Pez+17] Carlos M PEZZANI et al., « A PLL-based resampling technique for vibration
- [Pe2+17] Carlos M PEZZANI et al., « A PLL-based resampling technique for vibration analysis in variable-speed wind turbines with PMSG : A bearing fault case », in : Mechanical Systems and Signal Processing 85 (2017), p. 354-366.
- [Pin+13] Manuel PINEDA-SANCHEZ et al., « Application of the Teager-Kaiser energy operator to the fault diagnosis of induction motors », in : IEEE Transactions on energy conversion 28.4 (2013), p. 1036-1044.
- [PJH04] Sanna POYHONEN, Pedro JOVER et Heikki HYOTYNIEMI, « Signal processing of vibrations for condition monitoring of an induction motor », in : First International Symposium on Control, Communications and Signal Processing, 2004. IEEE, 2004, p. 499-502.
- [PP22] GK Arun PRASAD et Chetan PANSE, « Predictive Maintenance in Forging Industry », in : 2022 2nd International Conference on Innovative Practices in Technology and Management (ICIPTM), t. 2, IEEE, 2022, p. 794-800.
- [PTP12] VN PATEL, N TANDON et RK PANDEY, « Defect detection in deep groove ball bearing in presence of external vibration using envelope analysis and Duffing oscillator », in : Measurement 45.5 (2012), p. 960-970.
- [Puc+09] Rubén PUCHE-PANADERO et al., « Improved resolution of the MCSA method via Hilbert transform, enabling the diagnosis of rotor asymmetries at very low slip », in : IEEE Transactions on Energy Conversion 24.1 (2009), p. 52-59.
- [QYH15] Xiaoxuan QI, Zhonghu YUAN et Xiaowei HAN, « Diagnosis of misalignment faults by tacholess order tracking analysis and RBF networks », in : Neurocomputing 169 (2015), p. 439-448.
- [RAB16] R ROUAIBIA, F ARBAOUI et T BAHI, « Detection of Eccentricity Fault in Closed-Loop Induction Motor Drive using Wavelet Transform », in: ICRAES proceedings (2016), p. 125-130.
- [Ran+19] Yongyi RAN et al., « A survey of predictive maintenance : Systems, purposes and approaches », *in* : *arXiv preprint arXiv :1912.07383* (2019).

- [Rie+08] Martin RIERA-GUASP et al., « A general approach for the transient detection of slip-dependent fault components based on the discrete wavelet transform », in: IEEE transactions on Industrial electronics 55.12 (2008), p. 4167-4180.
- [Ril+99] Caryn M RILEY et al., « Stator current harmonics and their causal vibrations : A preliminary investigation of sensorless vibration monitoring applications », in : IEEE transactions on industry applications 35.1 (1999), p. 94-99.
- [Rod+13] Patricia Henríquez RODRÍGUEZ et al., « Application of the Teager-Kaiser energy operator in bearing fault diagnosis », in: ISA transactions 52.2 (2013), p. 278-284.
- [RS19] RB RANDALL et WA SMITH, « Uses and mis-uses of energy operators for machine diagnostics », in : Mechanical Systems and Signal Processing 133 (2019), p. 106199.
- [RSV03] Mohamed RASHED, Fraser STRONACH et Peter VAS, « A stable MRAS-based sensorless vector control induction motor drive at low speeds », in : IEEE International Electric Machines and Drives Conference, 2003. IEMDC'03. T. 1, IEEE, 2003, p. 139-144.
- [San+20] Go Muan SANG et al., « Predictive maintenance in Industry 4.0 », in : Proceedings of the 10th International Conference on Information Systems and Technologies, 2020, p. 1-11.
- [Sat+17] Riccardo SATTA et al., « A dissimilarity-based approach to predictive maintenance with application to HVAC systems », *in* : *arXiv preprint arXiv :1701.03633* (2017).
- [Sch+95] Randy R SCHOEN et al., « Motor bearing damage detection using stator current monitoring », in : IEEE transactions on industry applications 31.6 (1995), p. 1274-1279.
- [Sch90] Robert L SCHILTZ, « Forcing frequency identification of rolling element bearings », *in* : *Sound and vibration* 24.5 (1990), p. 16-19.
- [SG04] Cornelius SCHEFFER et Paresh GIRDHAR, Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance, Elsevier, 2004.
- [Shi+02] KL SHI et al., « Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter », in : IEEE Transactions on Industrial Electronics 49.1 (2002), p. 124-133.
- [Sim05] Xavier SIMON, « Etude du décolmatage pneumatique des dépoussiéreurs à manches », thèse de doct., Institut National Polytechnique de Lorraine, 2005.

- [SLO14] Wilton Lacerda SILVA, Antonio Marcus Nogueira LIMA et Amauri OLIVEIRA, « Speed estimation of an induction motor operating in the nonstationary mode by using rotor slot harmonics », in : IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 64.4 (2014), p. 984-994.
- [Son+15] Xiangjin SONG et al., « Eccentricity harmonics detection-based speed estimation approach in a sensorless induction motors », in : 2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), IEEE, 2015, p. 1405-1410.
- [SP20] Mahesh SHRIWAS et Christopher PRITCHARD, « Ventilation monitoring and control in mines », in: Mining, Metallurgy & Exploration 37.4 (2020), p. 1015-1021.
- [SS02] Surapong SUWANKAWIN et Somboon SANGWONGWANICH, « A speed-sensorless IM drive with decoupling control and stability analysis of speed estimation », in: IEEE Transactions on Industrial Electronics 49.2 (2002), p. 444-455.
- [SS19] Gonzalo SÁNCHEZ-BARROSO et Justo G SANZ-CALCEDO, « Application of predictive maintenance in hospital heating, ventilation and air conditioning facilities », *in* : *Emerging Science Journal* 3.5 (2019), p. 337-343.
- [SSE03] ML SIN, WL SOONG et Nesimi ERTUGRUL, « Induction machine on-line condition monitoring and fault diagnosis-a survey », *in* : Australasian universities power engineering conference, t. 28, 2003, p. 1-6.
- [TBT20] Wieger TIDDENS, Jan BRAAKSMA et Tiedo TINGA, « Exploring predictive maintenance applications in industry », *in*: Journal of quality in maintenance engineering (2020).
- [TC17] William T THOMSON et Ian CULBERT, Current signature analysis for condition monitoring of cage induction motors : Industrial application and case histories, John Wiley & Sons, 2017.
- [TGU00] Hirokazu TAJIMA, Giuseppe GUIDI et Hidetoshi UMIDA, « Consideration about problems and solutions of speed estimation method and parameter tuning for speed sensorless vector control of induction motor drives », in : Conference Record of the 2000 IEEE Industry Applications Conference. Thirty-Fifth IAS Annual Meeting and World Conference on Industrial Applications of Electrical Energy (Cat. No. 00CH37129), t. 3, IEEE, 2000, p. 1787-1793.
- [Tra+09] Baptiste TRAJIN et al., « Hilbert versus Concordia transform for three-phase machine stator current time-frequency monitoring », in : Mechanical systems and signal processing 23.8 (2009), p. 2648-2657.
- [tra08] Code du TRAVAIL, « Article R4222-20 », in: (2008), https://www.legifrance. gouv.fr/codes/article_lc/LEGIARTI000018532294.

- [tra17] Code du TRAVAIL, « Article R4222-22 », in: (2017), https://www.legifrance. gouv.fr/codes/article lc/LEGIARTI000018532338.
- [Tsy11] Mikhail TSYPKIN, « Induction motor condition monitoring : Vibration analysis technique-A practical implementation », in : 2011 IEEE International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC), IEEE, 2011, p. 406-411.
- [Tsy13] Mikhail TSYPKIN, « Induction motor condition monitoring : Vibration analysis technique-a twice line frequency component as a diagnostic tool », in : 2013 International Electric Machines & Drives Conference, IEEE, 2013, p. 117-124.
- [TT83] Herbert M TEAGER et Shushan M TEAGER, « A phenomenological model for vowel production in the vocal tract », in : Speech Science : Recent Advances (1983), p. 73-109.
- [TYR07] N TANDON, GS YADAVA et a KM RAMAKRISHNA, « A comparison of some condition monitoring techniques for the detection of defect in induction motor ball bearings », in : Mechanical systems and signal processing 21.1 (2007), p. 244-256.
- [Wan+16] Yi WANG et al., « An online tacholess order tracking technique based on generalized demodulation for rolling bearing fault detection », *in* : *Journal of sound and vibration* 367 (2016), p. 233-249.
- [Wen+17] Carlos AC WENGERKIEVICZ et al., « Estimation of three-phase induction motor equivalent circuit parameters from manufacturer catalog data », in : Journal of Microwaves, Optoelectronics and Electromagnetic Applications 16 (2017), p. 90-107.
- [WP07] Dezheng WU et Steven D PEKAREK, « Using mechanical vibration to estimate rotor speed in induction motor drives », in : 2007 IEEE Power Electronics Specialists Conference, IEEE, 2007, p. 2412-2417.
- [Wu80] Min-Yen WU, « A new concept of eigenvalues and eigenvectors and its applications », in : IEEE Transactions on Automatic Control 25.4 (1980), p. 824-826.
- [Wu84] Min-Yen WU, « On stability of linear time-varying systems », *in* : t. 15, 2, Taylor & Francis, 1984, p. 137-150.
- [YC93] Geng YANG et T-H CHIN, « Adaptive-speed identification scheme for a vectorcontrolled speed sensorless inverter-induction motor drive », in : IEEE Transactions on Industry Applications 29.4 (1993), p. 820-825.
- [You+22] Yingchao YOU et al., « Advances of digital twins for predictive maintenance », *in* : *Procedia Computer Science* 200 (2022), p. 1471-1480.
- [YZR08] Wu YU, Liu ZHENXING et Li RUYUN, « Fault diagnosis way based on subsection spectrum zoom analysis by CZT for squirrel cage induction motors », in: 2008 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis, IEEE, 2008, p. 208-211.
- [ZL17] Hongshan ZHAO et Lang LI, « Fault diagnosis of wind turbine bearing based on variational mode decomposition and Teager energy operator », in : IET Renewable Power Generation 11.4 (2017), p. 453-460.
- [Zon+20] Tiago ZONTA et al., « Predictive maintenance in the Industry 4.0 : A systematic literature review », in : Computers & Industrial Engineering 150 (2020), p. 106889.

Conception d'un jumeau numérique pour un procédé d'aspiration industrielle

Résumé :

Cette thèse est consacrée à la conception d'un jumeau numérique pour système de ventilation industriel dans un contexte de surveillance et de diagnostique. Les mesures d'entrées du modèle sont exclusivement électriques et aucun capteur mécanique n'est utilisé. Les cas particuliers de la vitesse fixe et variables sont étudiés. A vitesse constante, la démodulation des courants électriques est particulièrement étudiée et un algorithme original, basé sur un générateur de signaux orthogonaux est proposé, comparé aux principales méthodes connues, et validé expérimentalement. A vitesse variable, l'approche proposée est basée sur les méthodes d'order tracking sans capteur mécanique dans lesquelles les signaux d'analyse sont échantillonnés en fonction de l'angle mécanique. Dans ce cas, les composantes spectrales deviennent indépendantes de la vitesse de rotation et l'analyse fréquentielle peut être exploitée. Une méthode originale est présentée. Elle est basée sur la définition d'un observateur à partir d'un nombre réduit d'informations sur le moteur considéré. La vitesse estimée est exploitée pour déduire la position mécanique et réaliser le ré-échantillonnage angulaire. Une généralisation de la notion d'order tracking est par ailleurs présentée, permettant de définir des angles de ré-échantillonnages adaptés aux défauts surveillés. Cette méthode est testée sur un banc d'essai du LIAS et sur le procédé de ventilation industriel.

Mots clés : Machine asynchrone à cage, diagnostic mécanique, signatures électriques, vitesse variable, order-tracking.

Design of a digital twin for an industrial aspiration process

Summary :

This thesis is devoted to the design of a digital twin for industrial ventilation systems in a monitoring and diagnostic context. The input measurements of the model are exclusively electrical and no mechanical sensors are used. The particular cases of fixed and variable speed are studied. At constant speed, the demodulation of electrical currents is particularly studied and an original algorithm, based on an orthogonal signal generator, is proposed, compared to the main known methods, and validated experimentally. At variable speed, the proposed approach is based on order tracking methods without mechanical sensor in which the analysis signals are sampled as a function of the mechanical angle. In this case, the spectral components become independent of the rotation speed and the frequency analysis can be exploited. An original method is presented. It is based on the definition of an observer from a reduced number of information on the considered motor. The estimated speed is used to deduce the mechanical position and to perform the angular resampling. A generalization of the concept of order tracking is also presented, allowing to define resampling angles adapted to the monitored faults. This method is tested on a LIAS test bench and on the industrial ventilation process.

Keywords : Squirrel cage induction motor, mechanical diagnosis, electrical signatures, variable speed, ordertracking.





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