



HAL
open science

Développement de capteurs logiciels pour la détection de défauts mécaniques dans les entraînements électriques à vitesse variable : Application à la maintenance prédictive des éoliennes

Abdallah Allouche

► To cite this version:

Abdallah Allouche. Développement de capteurs logiciels pour la détection de défauts mécaniques dans les entraînements électriques à vitesse variable : Application à la maintenance prédictive des éoliennes. Mécanique [physics.med-ph]. Université de La Rochelle, 2020. Français. ⟨NNT : 2020LAROS017⟩. ⟨tel-03273908⟩

HAL Id: tel-03273908

<https://theses.hal.science/tel-03273908v1>

Submitted on 29 Jun 2021

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.



HAL Authorization



UNIVERSITÉ DE LA ROCHELLE

ÉCOLE DOCTORALE EUCLIDE

LABORATOIRE : LaSIE

THÈSE présentée par :

Abdallah ALLOUCHE

soutenue le : **19 juin 2020**

pour obtenir le grade de : **Docteur de l'université de La Rochelle**

Discipline : **Image, Signal et Automatique**

Développement de capteurs logiciels pour la détection de défauts mécaniques dans les entraînements électriques à vitesse variable

Application à la maintenance prédictive des éoliennes

JURY :

Luc LORON

Patrice WIRA

Sandrine MOREAU

Anas SAKOUT

Erik ETIEN

Laurent RAMBAULT

Professeur, Université de Nantes, IREENA, Rapporteur

Professeur, Université de Haute-Alsace, IRIMAS, Rapporteur

Maître de Conférences, Université de Poitiers, LIAS, Examineur

Professeur, Université de La Rochelle, LaSIE, Directeur de thèse

HDR, Université de Poitiers, LIAS, Co-directeur de thèse

HDR, Université de Poitiers, LIAS, Encadrant de thèse

Remerciements

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

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 M. Luc LORON, Professeur à l'Université de Nantes et M. Patrice WIRA, Professeur à l'Université de Haute-Alsace pour avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse.

Je remercie également Mme Sandrine MOREAU, Maître de Conférences à l'Université de Poitiers, pour avoir accepté d'examiner mon manuscrit.

Je remercie aussi tout le corps administratif et le personnel du LIAS pour leur collaboration. Je remercie également Mme. Jennifer De la corte gomez et tout le personnel de l'école doctorale EUCLIDE pour avoir assuré le suivi administratif de la thèse.

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 et amis 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.

Table des matières

Introduction	1
0.1 Présentation du projet FEDER : Optimisation de la durée de vie des éoliennes et réduction des impacts environnementaux : approches par maintenance conditionnelle et contrôle actif.	1
0.2 Allongement de la durée de vie des éoliennes : approche par maintenance conditionnelle.	3
0.2.1 Défauts dans les éoliennes	3
0.2.2 La maintenance conditionnelle issue des mesures électriques pour l'éolien	5
0.2.2.1 Diagnostic éolien par analyse des signaux électriques	6
0.2.3 Objectifs de la thèse	7
0.2.3.1 Contexte	7
0.2.3.2 Contraintes de l'étude	8
0.2.3.3 Organisation du manuscrit	8
1 Les grandeurs exploitables dans les machines électriques	11
1.1 Introduction	11
1.2 Les principaux défauts dans les machines électriques	12
1.3 Grandeurs possédant des signatures de défaut	12
1.3.1 Vibrations	12
1.3.2 Acoustique	13
1.3.3 Température	13
1.3.4 Flux magnétique	13
1.3.5 Vitesse	14

1.3.6	Couple	14
1.3.7	Courants	14
1.3.8	Tensions	15
1.3.9	Puissance électrique	15
1.3.10	Remarques sur la notion de signature de défaut	15
1.4	Signature de défaut dans les courants	16
1.4.1	Méthode 1C : analyse spectrale directe sans démodulation	18
1.4.2	Méthode 1C : analyse par démodulations	22
1.4.2.1	Démodulation de phase : PLL	22
1.4.2.2	Démodulation d'amplitude : EMD	22
1.4.2.3	Démodulation d'amplitude et de phase	23
1.4.2.3.1	Reconstruction d'un signal complexe : Transformée de Hilbert.	23
1.4.2.3.2	Reconstruction d'un signal complexe : générateurs de signaux orthogonaux (OSG).	24
1.4.2.3.3	Identification directe du modèle	26
1.4.3	Méthodes 3C : transformée de Concordia	27
1.4.4	Etude en Simulation	28
1.4.4.1	Introduction	28
1.4.4.2	Moteur asynchrone alimenté par le réseau	30
1.4.4.3	Génératrice PMSM	33
1.5	Signature de défaut dans la puissance instantanée	35
1.5.1	Introduction	35
1.5.2	MPSA : approche classique	36
1.5.3	Influence de l'impédance de ligne Z	38
1.6	Traitement des signaux	40
1.6.1	Analyse à vitesse fixe	40
1.6.1.1	Domaine temporel	40
1.6.1.1.1	Indicateurs scalaires	40
1.6.1.2	Domaine fréquentiel	41
1.6.1.2.1	Analyse spectrale	41
1.6.1.2.2	Analyse cepstrale	42
1.6.1.2.3	Moyenne temporelle synchrone :	42
1.6.2	Analyse à vitesse variable	44
1.6.2.1	Représentation temps-fréquence : Transformée de Fourier à court terme	44
1.6.2.2	Transformée en ondelettes	44

1.6.2.3	Order tracking	45
2	Order Tracking par estimation de la vitesse angulaire instantanée	49
2.1	Introduction	49
2.2	Techniques d'order tracking (OT)	50
2.2.1	HOT – Hardware Order Tracking	50
2.2.2	COT – Computed Order Tracking	51
2.2.3	TOT – Tacholless Order Tracking	52
2.2.4	Ré-échantillonnage angulaire	54
2.2.4.1	Ré-échantillonnage hors ligne	54
2.2.4.2	Ré-échantillonnage en ligne	55
2.2.4.2.1	Principe	55
2.2.4.2.2	Simulation à vitesse fixe	57
2.2.4.2.3	Simulation à vitesse variable	60
2.2.4.2.4	Influence du bruit de mesure	61
2.2.5	Condition de Shannon	63
2.2.6	Filtre anti-repliement	63
2.2.7	Conclusion	64
2.3	Estimation de la vitesse angulaire instantanée	65
2.3.1	Méthode 1C : approche par identification du modèle du signal	65
2.3.1.1	Présentation de l'algorithme	65
2.3.1.2	Initialisation des paramètres : linéarisation	68
2.3.1.3	Validation de la linéarisation en simulation	73
2.3.1.3.1	Transfert $H_1(p)$	73
2.3.1.3.2	Transfert $H_2(p)$	74
2.3.1.4	Echantillonnage angulaire : résultats de simulation	75
2.3.1.4.1	Essai pour de petites variations	75
2.3.1.4.2	Essai pour de grandes variations	80
2.3.1.4.3	Order tracking	82
2.3.1.5	Conclusion sur l'algorithme d'identification	84
2.3.2	Méthode 1C : approche par démodulation	85
2.3.2.1	Boucles à verrouillage de phase	85
2.3.2.2	Structure de la PLL	86
2.3.2.3	Limites sur un signal AM/FM	89
2.3.2.4	Adaptation pour la vitesse variable	94
2.3.2.5	Order tracking : résultats de simulation	100

2.3.2.5.1	K_p et K_i constants :	100
2.3.2.5.2	Correcteur LPV :	101
2.3.2.5.3	Order tracking :	102
2.3.2.6	Conclusion sur la PLL	105
2.3.3	Méthode 3C : transformée de Concordia	106
2.3.3.1	Principe	106
2.3.3.2	Order tracking : résultats de simulation	110
2.3.3.2.1	Influence d'un déséquilibre sur les courants	116
2.3.3.2.2	Influence du bruit de mesure . .	118
2.3.3.2.3	Conclusion	121
2.3.4	Méthode 3C/3T : approche par observateurs . . .	121
2.3.4.1	Introduction	121
2.3.4.2	Observateur (d/q)	122
2.3.4.3	Design pour le diagnostic	124
2.3.4.4	Résultats de simulation	126
2.3.4.4.1	Estimation des grandeurs . . .	126
2.3.4.4.2	Comparaison des spectres entre grandeurs simulées et estimées .	126
2.3.4.4.3	Order tracking : comparaison entre grandeurs simulées et estimées .	128
2.3.4.4.4	Influence du bruit sur les me- sures de courant	130
2.4	Conclusions	131
3	Détection de défauts : résultats expérimentaux	133
3.1	Introduction	133
3.2	Order tracking : résultats expérimentaux	134
3.2.1	Présentation du banc d'essai du LIAS	134
3.2.2	OT à partir de la mesure de position	137
3.2.3	Méthode 1C : approche par identification du mo- dèle du signal	139
3.2.4	Méthode 1C : approche par démodulation	143
3.2.5	Méthode 3C : transformée de Concordia	146
3.2.5.1	Réglage 1 : $k = 1000, \tau = 0, Fm = 100Hz$	148
3.2.5.2	Réglage 1 : $k = 100, \tau = 0, Fm = 100Hz$	149
3.2.5.3	Conclusion	152
3.2.6	Méthode 3C/3U : approche par observateur . . .	153
3.2.7	Comparatif des méthodes d'estimation	157

3.2.7.1	Paramètres de réglage	157
3.2.7.2	Comparatif expérimental	158
3.2.7.2.1	Essai 30 cycles sans filtre : . . .	158
3.2.7.2.2	Essai 30 cycles avec filtre : . . .	160
3.2.7.2.3	Essai 15 cycles avec filtre : . . .	162
3.2.7.2.4	Essai 3 cycles avec filtre : . . .	164
3.2.8	Conclusions	167
3.3	Détection de défauts : approche statistique	167
3.3.1	Principe à vitesse constante	167
3.3.1.1	Etape 1 : choix de la signature $S_{défaut}$. . .	169
3.3.1.2	Etape 2 : référence statistique	170
3.3.1.3	Etape 3 : seuil d’alarme automatique . . .	172
3.3.2	Application au cas de la vitesse fixe	172
3.3.3	Sectorisation du plan couple/vitesse	177
3.4	Approche statistique basée sur un échantillonnage angulaire	181
	Conclusion générale	187

Table des figures

1	Stratégies d'allongement de la durée de vie de l'éolien. . .	3
2	Les différents composants d'une éolienne (General Electric). . .	4
3	Taux de défaillance et temps d'arrêt des composants pour les éoliennes.	4
1.1	Image reconstruite après transformée de Fourier [1] . . .	20
1.2	Spectres de signaux AM et PM	21
1.3	PLL structure de base.	22
1.4	Décomposition EMD [2].	23
1.5	Diagramme de Bode de G_x et G'_x	25
1.6	Schéma-bloc de l'algorithme non-linéaire adaptatif. . . .	26
1.7	Générateur de défaut	28
1.8	Modèle de défaut par série de Fourier	29
1.9	Simulateur du moteur asynchrone	31
1.10	MAS, signaux simulés	32
1.11	Spectres des signaux simulés	33
1.12	Simulateur de la génératrice LRSPM	34
1.13	LRSPM, signaux simulés	34
1.14	LRSPM, spectre des signaux simulés	35
1.15	Couplage réseau/moteur.	39
1.16	Simulateur du moteur LSRPM	46
1.17	Vitesse de rotation mécanique (W_m) et son spectre (FFT). . .	47
1.18	Représentation Temps-fréquence.	47
1.19	Vitesse de rotation et son spectre ré-échantillonné.	48
2.1	Schéma de principe du HOT [3].	50
2.2	Schéma de principe du COT.	52

2.3	Schéma de TOT.	53
2.4	Schéma de TOT.	54
2.5	Schéma-bloc de la synchronisation en ligne.	56
2.6	Signaux bloc Échantillonnage angulaire	56
2.7	Simulateur du banc d'essai du LIAS.	57
2.8	Simulation à vitesse fixe ($f_{gene} = 10Hz$).	58
2.9	Spectre de la vitesse instantanée échantillonnée en angle.	59
2.10	Vitesse instantanée échantillonnée en angle.	60
2.11	Spectre de la vitesse instantanée échantillonnée en angle.	61
2.12	Estimations pour $\Delta\theta = 0.1rad$, vitesse bruitée	62
2.13	Estimations pour $\Delta\theta = 0.01rad$, vitesse bruitée	63
2.14	Principe du ré-échantillonnage.	64
2.15	Schéma bloc de l'algorithme non linéaire d'identification, (Schéma provenant de l'article de [4]).	67
2.16	Schéma bloc avec la mise en évidence de la partie amplitude, H_1p , et la partie fréquence, H_2p	68
2.17	Schéma bloc de l'algorithme d'identification simulant l'amplitude	69
2.18	Schéma bloc de l'algorithme d'identification simulant la fréquence	71
2.19	Simulateur de réglage des paramètres.	73
2.20	Test de linéarisation avec variation de l'amplitude (5%) et fréquence fixe.	74
2.21	Test de linéarisation avec variation de la fréquence (0.2%) et amplitude fixe.	75
2.22	Signal $IA(t)$ reconstruit par Concordia	76
2.23	Signal $IF(t)$ reconstruit par Concordia	77
2.24	Amplitude $IA(t)$ et fréquence $IF(t)$ instantanées reconstruites par identification	78
2.25	Zoom $IA(t)$ et fréquence $IF(t)$	79
2.26	Spectres de $IF(t)$	80
2.27	Amplitude $IA(t)$ et fréquence $IF(t)$ instantanées reconstruites par identification	81
2.28	Phases instantanées simulée et estimée	81
2.29	Fréquence instantanée échantillonnée en angle	83
2.30	Spectre pulsation synchronisée	83
2.31	Spectre pulsation synchronisée	84
2.32	DE_PLL. (a) Structure de Base . (b) Détecteur de phase.	87
2.33	Diagramme de Bode de G_x et G'_x	87

2.34	Simulateur de la PLL.	89
2.35	Sorties estimées de la PLL proposée (v_f , fréquence et phase) en comparant avec la consigne d'entrée.	90
2.36	Sorties de l'OSG DE_1 (y_{11} et y_{12}).	91
2.37	Sorties de l'OSG DE_2 (y_{21} et y_{22}).	91
2.38	Consigne d'amplitude modulée.	92
2.39	Sorties estimées de la PLL proposée (v_f , fréquence et phase) en comparant avec la consigne d'amplitude modulée.	93
2.40	Sorties estimées de la PLL proposée (v_f , fréquence et phase) en comparant avec la consigne d'amplitude modulée en présence de bruit.	94
2.41	Normalisation de l'entrée de PLL.	95
2.42	Sorties estimées de la PLL avec normalisation d'amplitude en comparant avec la consigne d'amplitude modulée en sans bruit.	96
2.43	Adaptation et normalisation de l'entrée de la PLL.	97
2.44	Schéma du filtre à variable d'état.	97
2.45	Diagramme de Bode de G_x et G'_x	98
2.46	Sorties estimées de la PLL modifiée (v_f , fréquence et phase) en comparant avec la consigne d'amplitude modulée en présence de bruit.	99
2.47	Estimation par PLL. Comparaison des valeurs de ξ	101
2.48	Estimation par PLL. Correcteur LPV. Comparaison des valeurs de ξ	102
2.49	Estimation par PLL. Correcteur LPV. $K_i = 4\hat{\omega}_s$ et $K_p = 8\xi$	103
2.50	Spectres échantillonnage angulaire. $K_i = 4\hat{\omega}_s$ et $K_p = 8\xi$	104
2.51	Spectres échantillonnage angulaire. $K_i = 12\hat{\omega}_s$ et $K_p = 24\xi$	104
2.52	Schéma de l'estimation de la position/ vitesse angulaire via Concordia.	106
2.53	asservissement de phase.	107
2.54	Estimations pour $k = 10$	108
2.55	Estimations pour $k = 100$	109
2.56	Estimations pour $k = 1000$	110
2.57	Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 1000$	111
2.58	Signaux estimés, $k = 10000$	112
2.59	Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 10000$	113

2.60	Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 10000$	114
2.61	Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 10000$	115
2.62	Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 10000$	116
2.63	Estimations pour $k = 10000$, déséquilibre 10%	117
2.64	Estimations pour $k = 10000$, déséquilibre 10%	118
2.65	Estimations pour $k = 1000$, courants bruités.	119
2.66	Estimations pour $k = 1000$, $\tau = 0.01$, courants bruités.	120
2.67	Estimations pour $k = 1000$, $\tau = 0.01$ courants bruités.	121
2.68	Schéma-bloc du système et de l'observateur adaptif.	122
2.69	Bode des fonctions de transfert $F_{33}(s), F_{34}(s)$ et $F_{35}(s)$ avec les paramètres $k_i = 60$, $k_p = -0.04$, $\lambda_1 = 15$ et $\lambda_2 = 0$	125
2.70	Résultats de simulation avec les paramètres $k_i = 1000$, $k_p = 0$, $\lambda_1 = 5$ et $\lambda_2 = 0$	126
2.71	Spectres des vitesses simulées et estimées pour différentes valeurs de k_i , $\lambda_1 = 100$, $f_g = 50Hz$	127
2.72	Spectres des vitesses simulées et estimées pour différentes valeurs de k_i , $\lambda_1 = 100$, $f_g = 26.5Hz$	128
2.73	Spectres angulaires des vitesses simulées et estimées pour $k_i = 5000$, $\lambda_1 = 100$, $f_g = 26.5Hz$	129
2.74	Spectres angulaires des vitesses simulées et estimées pour $k_i = 5000$, $\lambda_1 = 100$	130
2.75	Spectres angulaires des vitesses avec et sans bruit pour $k_i = 5000$, $\lambda_1 = 100$, $f_g = 26.5Hz$	131
3.1	Banc d'essai du LIAS.	134
3.2	Schéma fonctionnel du système expérimental.	136
3.3	Générateur d'impacts	136
3.4	Schéma fonctionnel du système expérimental.	137
3.5	Fréquence de rotation estimée à partir de la mesure de position coté génératrice.	138
3.6	Spectre angulaire calculé à partir de la mesure de position. $k = 1000$, $\tau = 0$	139
3.7	Simulateur de l'algorithme d'identification utilisé dans l'expérience.	140
3.8	Amplitude instantanée. $m_1 = 200$, $m_2 = 1800$, $m_3 = 0.0133$	141
3.9	Fréquence instantanée. $m_1 = 200$, $m_2 = 1800$, $m_3 = 0.0133$	141

3.10 Spectres angulaires, $m_1 = 200$, $m_2 = 1800$, $m_3 = 0.0133$.	142
3.11 Spectres angulaires, $m_1 = 200$, $m_2 = 1800$, $m_3 = 0.0133$.	143
3.12 Simulateur PLL expérimental.	144
3.13 Courant normalisé.	144
3.14 Fréquence instantanée. $k_p=61$ et $k_i=367$	145
3.15 Spectres angulaires, $k_p=61$ et $k_i=367$	146
3.16 Simulink Concordia expérimental.	147
3.17 Fréquence de rotation génératrice.	148
3.18 Spectres angulaires $k = 1000$, $tau = 0$	149
3.19 Fréquences de rotation génératrice. $k = 100$, $tau = 3e^{-3}$.	150
3.20 Spectres angulaires, $k = 100$, $tau = 0.003s$	150
3.21 Spectres angulaires, $k = 100$, $tau = 0.003s$	151
3.22 Spectres angulaires pour plusieurs essais	152
3.23 Simulateur observateur expérimental.	153
3.24 Spectres des vitesses estimées échantillonnées en angle pour différentes valeurs de k_i ($g_d = 1.97ev.t/tour$).	154
3.25 Fréquence instantanée.	155
3.26 Spectres angulaires.	155
3.27 Spectres angulaires.	156
3.28 Comparaison des méthodes sur 30 cycles et sans filtre passe-bas.	159
3.29 Comparaison des méthodes sur 30 cycles et avec filtres passe-bas.	161
3.30 Comparaison des méthodes sur 15 cycles et avec filtres passe-bas.	163
3.31 Comparaison des méthodes sur 3 cycles et avec filtres passe- bas.	165
3.32 Surveillance d'une fréquence de défaut,[5].	168
3.33 Création de la référence,[5].	169
3.34 Signature normalisée,[5].	171
3.35 Signaux simulés et estimés par Concordia avec bruit. . .	173
3.36 Signatures de défaut pour une vitesse fixe sans et avec défaut.	174
3.37 Signatures de défaut normalisées pour une vitesse fixe sans et avec défaut.	175
3.38 Histogramme représentant la répartition des signatures de défaut normalisées.	176
3.39 Signatures de défaut normalisées pour une vitesse fixe sans et avec défaut.	177

3.40	Sectorisation du plan couple-vitesse, [5].	178
3.41	Diagramme du protocole proposé, [5].	180
3.42	Signatures de défaut pour une vitesse variable sans et avec défaut.	182
3.43	Histogramme représentant la répartition des signatures de défaut normalisées.	183
3.44	Signatures de défaut normalisées pour une vitesse variable sans et avec défaut.	183
3.45	Signatures de défaut normalisées pour une vitesse variable sans et avec défaut, 2 cycles et 25 réalisations.	184
3.46	Signatures de défaut normalisées pour une vitesse variable sans et avec défaut, 3 cycles et 16 réalisations.	185

Liste des tableaux

1.1	Les différents défauts des machines électriques.	12
1.2	Causes, conséquences et modulation des défauts mécaniques dans le courant des machines électriques,[5, 6] . .	17
1.3	Signatures fréquentielles des défauts mécaniques dans le courant des machines électrique.	19
1.4	✓ : présence d'une composante à la fréquence considérée. $k = 0, 1, 2, \dots$	37
1.5	✓ : présence d'une composante à la fréquence considérée. $k = 0, 1, 2, \dots$	39
2.1	TOT et applications.	53
3.1	Caractéristiques du Moteur LSRPM 160MP.	135
3.2	Caractéristiques du Générateur LSRPM 100L	135
3.3	Paramètres de réglages des méthodes d'estimation	157
3.4	Tableau de comparaison des méthodes sur 30 cycles et sans filtre passe-bas.	160
3.5	Tableau de comparaison des méthodes sur 30 cycles et avec filtres passe-bas.	162
3.6	Tableau de comparaison des méthodes sur 15 cycles et avec filtres passe-bas.	164
3.7	Tableau de comparaison des méthodes sur 3 cycles et avec filtres passe-bas.	166
3.8	Rapports des amplitudes en fonction du nombre de cycles.	166
3.9	Moyennes et écart-types obtenus, ($\times 10^{-5}$).	174
3.10	Moyennes et écart-types normalisés obtenus.	175

Introduction

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

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

Ce projet fait suite à un précédent projet FEDER (2012-2016) dont le but était de faciliter le développement de l'éolien dans la Région Poitou-Charentes et de la doter de compétences scientifiques et techniques dans le domaine de l'optimisation de la production éolienne. Les travaux menés lors de ce précédent projet ont été synthétisés dans la thèse de M. Mas-moudi [7], [8]. Les recherches menées concernaient le diagnostic de défauts localisés dans un multiplicateur de vitesse par analyse des grandeurs électriques. Une approche utilisant des outils d'Automatique (identification, observateurs) avait été adoptée mais le cas particulier d'un fonctionnement à **vitesse constante** avait été retenu pour cette étude.

Dans le projet actuel, deux axes de recherches ont été développés au travers de deux thèses distinctes :

- **l'optimisation de la durée de vie des éoliennes par contrôle actif [2]** : les éoliennes fonctionnent dans des conditions environ-

nementales difficiles. Le caractère turbulent du vent induit des contraintes mécaniques sévères traduites par un couple aérodynamique perturbé. Un allongement de la durée de vie d'une éolienne peut être envisagé si ces contraintes sont allégées. Les travaux de recherche présentés dans la thèse de J. Salameh, financée aussi par ce projet, visent à s'attaquer à la source principale des perturbations dans les éoliennes : le profil du vent. Une stratégie de contrôle capable d'isoler les harmoniques du vent tout en les rejetant est développée. L'objectif est de garantir des conditions de fonctionnement sûres pour tous les composants mécaniques des éoliennes.

- **Le diagnostic de défauts mécaniques par analyse des grandeurs électriques en régime instationnaire** : ce sujet fait l'objet du présent manuscrit. Un aérogénérateur est un système électromécanique qui fonctionne par définition à vitesse variable. Les techniques classiques de diagnostic de type FFT classique par exemple, ne peuvent pas être utilisées en l'état car les composantes spectrales liées aux défauts recherchés dépendent de la vitesse de rotation de l'arbre. De ce fait, des techniques adaptées doivent être utilisées. Notre choix s'est porté sur l'order tracking qui sera développé dans ce rapport.

Ces deux axes sont illustrés sur la figure 1.

Pour les deux axes développés dans le projet, on note que, quelle que soit la stratégie choisie, le traitement des mesures représente un socle commun. Dans la thèse de Jack Salameh, qui explore l'approche contrôle actif, les outils utilisés sont le filtre de Kalman étendu, l'EMD et les observateurs à entrées inconnues. Dans notre cas, parmi les traitements permettant d'envisager un diagnostic à vitesse variable, notre choix s'est porté sur les techniques d'échantillonnage angulaire nommées **Order Tracking**. En effet, les méthodes classiques évoquées plus haut sont basées sur un échantillonnage temporel des données. L'échantillonnage angulaire est une voie alternative et très intéressante. Elle permet d'évoluer dans un espace où les composantes spectrales deviennent indépendantes de la vitesse de rotation si l'angle mécanique de l'arbre de la génératrice est choisi comme grandeur remplaçant le temps. Par ailleurs, cet axe de recherche ouvre des voies dans d'autres domaines (traitement du signal et automatique) en soulevant des questions fondamentales [9] :

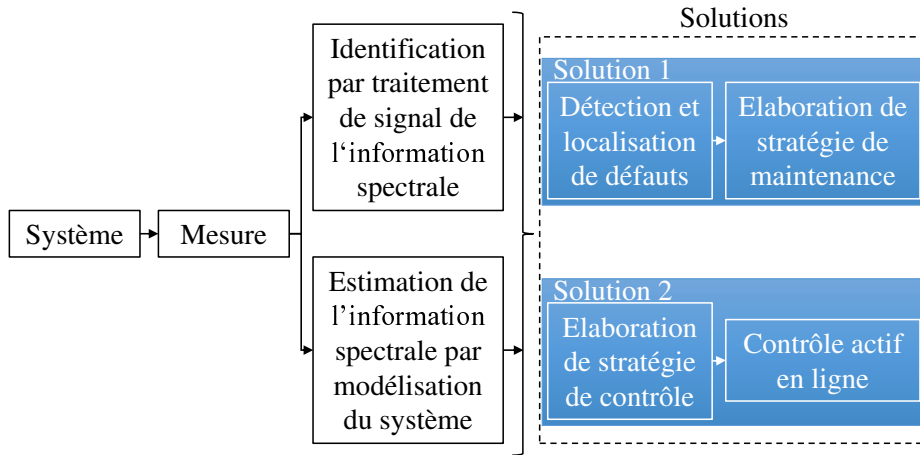


Figure. 1 – Stratégies d’allongement de la durée de vie de l’éolien.

- que devient la condition de Shannon pour des données échantillonnées par rapport à un angle ?
- comment définir un filtre anti-repliement dans cet espace ?
- considérant des entrées/sorties échantillonnées par rapport à un angle, comment est modélisé le système qui les lie ?

Les réponses à ces questions ne seront qu’abordées dans ce manuscrit car elles font l’objet d’une autre thèse menée actuellement au LIAS [7].

0.2 Allongement de la durée de vie des éoliennes : approche par maintenance conditionnelle.

0.2.1 Défauts dans les éoliennes

Les éoliennes sont soumises à de nombreuses contraintes dues aux conditions météorologiques, à la température, au cisaillement du vent, à la vitesse du vent et à la charge. Les éoliennes combinent plusieurs systèmes complexes connectés : moyeu, système de tangage, transmission, générateur, système de lacet, entraînement électrique, etc. (figure 2). Cette complexité entraîne une grande diversité des sources de défaillances.

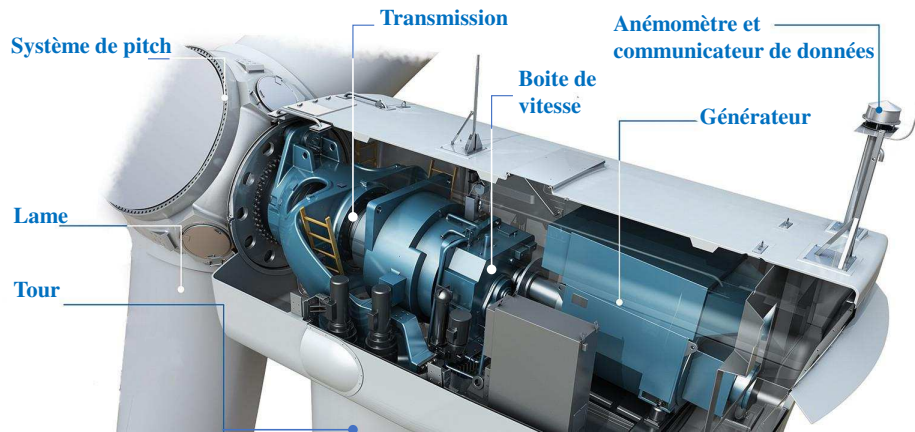


Figure. 2 – Les différents composants d'une éolienne (General Electric).

La Figure 3 montre les fréquences de défaillances des différents composants ainsi que les durées d'indisponibilités correspondantes.

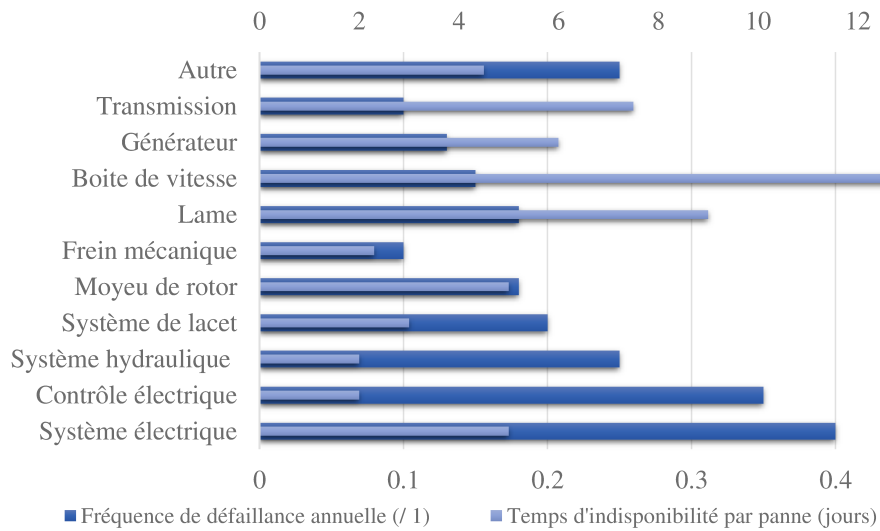


Figure. 3 – Taux de défaillance et temps d'arrêt des composants pour les éoliennes.

On note que les défaillances au niveau du multiplicateur de vitesse sont fréquentes et occasionnent le temps d'indisponibilité le plus long. Dans cette thèse nous nous concentrons sur cette problématique. Pour ce faire, nous avons développé au LIAS un banc d'essai dédié qui sera présenté dans la suite de ce document.

Les défauts rencontrés dans les systèmes éoliens sont généralement classés selon deux catégories :

- les défauts mécaniques : ces défauts sont la conséquence des contraintes mécaniques citées plus haut. Les défauts le plus souvent rencontrés sont la dégradation des barres de rotor, la flexion de l'arbre, la défaillance des paliers, le dysfonctionnement de la boîte de vitesses, l'usure des roulements, etc.,
- les défauts électriques : leur origine vient ici de problèmes de conception des machines et des convertisseurs, des conditions de raccordement au réseau. Les défauts les plus souvent rapportés sont les défaillances de l'isolation de l'enroulement, la démagnétisation, les défauts de mise à la terre, les mauvaises connexions, les défaillances de l'onduleur, les ruptures de la ligne d'alimentation, les transitoires dans les sources de tension et de courant, etc..

La première catégorie de défauts fera l'objet de notre travail.

0.2.2 La maintenance conditionnelle issue des mesures électriques pour l'éolien

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

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

Les stratégies de maintenance sont généralement regroupées en trois catégories[10, 11] :

- Maintenance corrective
- Maintenance préventive
- Maintenance conditionnelle

Cette dernière catégorie a plus particulièrement été développée ces dernières années [12] car elle est la plus adaptée pour répondre aux exigences citées plus haut. Elle consiste à surveiller les comportements anormaux pendant le fonctionnement (vibrations, augmentation de la température, fluctuation de la puissance de sortie, bruit acoustique, variations de la tension et du courant, changements de vitesse drastiques, etc.)[13, 10]. Les stratégies de surveillance des éléments reposent sur des algorithmes permettant la détection précoce des défauts mécaniques et électriques.

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

- L'analyse de la lubrification [14, 15, 16, 17, 18, 19, 20],
- L'analyse des émissions acoustiques [21, 22, 23, 24, 25, 26],
- L'analyse des vibrations [27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36],
- L'analyse des signaux électriques [37, 38, 39, 40].

0.2.2.1 Diagnostic éolien par analyse des signaux électriques

La base de cette analyse est qu'elle dépend complètement des signaux électriques de la génératrice de l'éolienne (courants et tensions). Le but d'utiliser ce type des signaux est de réduire le nombre des capteurs installés. Les capteurs de courant et de tension sont déjà installés pour des raisons de contrôle, sécurité, énergie . . . Les signaux électriques sont utilisés pour détecter et localiser non seulement les défauts électriques, mais aussi les défauts mécaniques des composantes de l'éolienne. Sachant que les défauts qui se produisent à l'intérieur de ces composantes peuvent provoquer des fluctuations de couple, par suite des fluctuations dans les courants et les tensions [5, 6]. Schoen [41] et Marzebali [42] ont montré que les vibrations à l'intérieur des composants mécaniques (arbre, réducteur, roulement, etc.) apparaissent dans les signatures électriques de l'éolienne. Mohanty [43] et Lu [38] ont montré qu'on peut détecter les défauts des boîtes de vitesses en utilisant les signatures électriques

et dans des conditions non stationnaires. Dans [44], Pires a montré que les défauts des barres et l'excentricité du rotor peuvent être détectés par l'analyse des signaux électriques.

Notre travail est focalisé sur l'analyse des signaux électriques. En effet, l'analyse électrique est une option intéressante car les mesures électriques sont souvent disponibles pour des fonctionnalités autres que la maintenance (contrôle, comptage d'énergie). Par ailleurs, l'application choisie conduit aux techniques d'analyses adaptées au fonctionnement à vitesse variable qui représentent la majorité des développements actuels, toutes applications confondues.

0.2.3 Objectifs de la thèse

0.2.3.1 Contexte

Nous rappelons que nous nous focalisons sur la détection de défauts d'origine mécanique sur une génératrice à partir des seules mesures électriques statoriques dans un contexte non stationnaire. De notre point de vue, cette étude peut être englobée dans la problématique générale du diagnostic de défauts d'origines mécaniques dans les machines électriques. Devant les difficultés à synthétiser l'ensemble des connaissances publiées sur ce sujet, des efforts ont été faits pour tenter de catégoriser les défauts rencontrés et leurs effets sur les grandeurs électriques (en particulier sur le courant statorique) :

- Il est admis que l'ensemble des différents défauts mécaniques envisageables sont sources de deux perturbations principales qui sont la variation de couple résistant et/ou l'apparition d'une excentricité anormale [6, 5].
- Il est admis par ailleurs que ces variations de couple et d'excentricité sont traduites dans le courant statorique par des modulations d'amplitude et/ou de phase [6, 5].

Ces catégorisations, qui mériteraient d'être investiguées plus avant, nous serviront de fil conducteur dans ce manuscrit.

Par ailleurs, les différentes machines étudiées (synchrone à aimant, synchrones bobinées, asynchrone à cage, asynchrone à rotor bobiné..)

possèdent des stators comparables. La différence essentielle réside dans la constitution des rotors. Dans le cadre d'une détection de défaut d'origine mécanique par analyse des grandeurs statoriques, une différenciation des techniques en fonction du type de machines n'est peut être pas judicieuse (sauf cas particulier). Une approche globale pourrait être développée basée par exemple sur des modèles unifiés de machines à courant alternatif.

0.2.3.2 Contraintes de l'étude

L'équipe dans laquelle j'ai effectué ce travail coopère avec beaucoup d'industriels sur ce sujet au travers de conventions CIFRE et en particulier dans le cadre du LabCom IONESCO. Le partenaire de ce laboratoire commun, Chauvin Arnoux, s'est montré intéressé par les possibilités de diagnostic à partir **d'une seule mesure de courant**. L'objectif, pour lui, est d'explorer la possibilité d'intégrer cette fonctionnalité dans sa gamme de pinces multimètres.

Comme nous le verrons par la suite, cette contrainte complique beaucoup les traitements envisagés et a représenté un véritable challenge tout au long de ce travail. Nous avons donc exploré toutes les configurations possibles de mesure :

- méthodes 1C : un seul courant mesuré
- méthodes 3C : trois courants mesurés
- méthodes 3C/3T : trois courants et trois tensions mesurés

0.2.3.3 Organisation du manuscrit

Dans le chapitre 1 nous présentons la machine électrique comme un système répondant de plusieurs manières possibles aux défauts mécaniques et électriques. Un ensemble de grandeurs physiques est affecté par ces défauts et peut être exploité à des fins de maintenance. Nous nous focalisons ensuite sur les grandeurs électriques (courants et tensions) et à leur possible association (puissance). Nous tenterons ensuite de montrer quelles sont les caractéristiques des signaux (amplitude, fréquence) les plus sensibles. Un bref résumé des méthodes de traitement applicables au cas d'un fonctionnement à vitesse variable sera présenté.

Parmi ces traitements possibles, l'order tracking sera tout particulièrement développé dans le chapitre 2. Après avoir rappelé que ces tech-

niques sont basées sur un échantillonnage angulaire et montré leur intérêt, nous détaillerons les différentes possibilités pour la mettre en oeuvre. Nous étudierons les possibilités de mise en oeuvre de méthodes sans capteur de position appelées Tacholless Order Tracking (TOT) et ceci à partir des seules mesures électriques. La mise en oeuvre du TOT, requiert donc une estimation de la position mécanique de l'arbre à partir des seules mesures électriques, contrainte que nous nous sommes imposés dans ce travail. La solution adoptée consiste à déduire cette position de l'estimation de la vitesse angulaire instantanée par intégration. Nous présenterons différentes méthodes classifiées en fonction du nombre de mesures disponibles qui seront validées en simulation.

Le chapitre 3 présentera, dans un premier temps, les résultats expérimentaux obtenus sur le banc d'essais du LIAS en termes d'estimation de la fréquence instantanée des courants et de ré-échantillonnage angulaire.

Dans un second temps nous mettrons en oeuvre une technique de détection de défaut basée sur une approche statistique. En pratique, l'usage veut que l'on compare les spectres du même système pris à différents moments pendant sa durée de vie et que l'on conclue à l'occurrence d'un défaut en appliquant des seuils judicieusement placés fréquentiellement. Cette stratégie très répandue à vitesse fixe n'est pas applicable à vitesse variable sauf à rendre ces spectres stationnaires (ne dépendant plus de la vitesse). Nous montrerons que, sous certaines conditions, l'order tracking permet d'atteindre cet objectif.

LES GRANDEURS EXPLOITABLES DANS LES MACHINES ÉLECTRIQUES

1.1 Introduction

Considérons qu'alimentée électriquement par un système de tensions triphasées, une machine défectueuse génère un certain nombre de grandeurs physiques susceptibles de posséder des signatures de défauts [45]. Ces grandeurs peuvent être analysées, souvent par analyse spectrale, pour d'une part détecter l'occurrence d'un défaut et d'autre part tenter de le caractériser ou de le localiser.

Après avoir rappelé les différents défauts rencontrés dans les machines électriques (paragraphe 1.2), nous présenterons les principales grandeurs physiques susceptibles de posséder des signatures exploitables (paragraphe 1.3). Nous nous focaliserons ensuite sur l'analyse des mesures électriques, courants (paragraphe 1.4) et puissances (paragraphe 1.5). Les techniques de traitement permettant l'analyse de ces grandeurs à vitesse fixe seront résumées dans le paragraphe 1.6.1. Les limites de ces techniques dans le cas d'un fonctionnement à vitesse fixe seront rappelées et les méthodes dédiées à la vitesse variable seront présentées dans le paragraphe 1.6.2.

1.2 Les principaux défauts dans les machines électriques

Le diagnostic des machines électriques est un domaine arrivé à maturité dans le cas stationnaire. Le tableau 1.1 résume l'ensemble des défauts susceptibles d'être détecté par l'emploi d'une méthode adaptée, [5, 6].

Défauts électriques	<ul style="list-style-type: none"> – Courts-circuits – Rupture de barres – Courants de fuite ...
Défauts mécaniques	<ul style="list-style-type: none"> – Roulements – Excentricité du rotor – Boîte de vitesses – Défaut d'alignement ...

Table 1.1 – Les différents défauts des machines électriques.

1.3 Grandeurs possédant des signatures de défaut

Nous considérons ici qu'une machine électrique est un système qui va réagir à son environnement en générant un certain nombre de grandeurs physiques exploitables pour le diagnostic.

1.3.1 Vibrations

L'analyse vibratoire est la technique d'investigation la plus répandue lorsque l'on cherche à détecter et localiser un défaut mécanique sur une machine tournante. Elle fait partie des méthodes non invasives dans la mesure où le système n'a pas besoin d'être arrêté pour effectuer l'analyse. Toutefois, elle demande une certaine expertise en termes de choix,

de positionnement des capteurs et de traitement. La détection d'un défaut éventuel s'effectue généralement par comparaison du niveau de vibration relevé à un étalon obtenu en fonctionnement sain. Les seuils de détection sont définis, pour certaines applications, dans les normes correspondantes. La phase de localisation est plus difficile car elle nécessite de reconnaître, généralement dans le spectre vibratoire, des signatures correspondant à un défaut particulier. Cette analyse demande un niveau d'expertise supérieur rencontré chez les spécialistes du domaine. De nombreux ouvrages spécialisés témoignent de la maturité de ce domaine de la maintenance conditionnelle [46], [47], [48].

1.3.2 Acoustique

Les techniques acoustiques de diagnostic sont elles aussi non invasives et de faible coût lorsqu'elles mettent en oeuvre des microphones standards. Elles sont mises en oeuvre pour la recherche de défauts d'origine mécanique ou électrique [49], [50]. Le problème pour l'analyse acoustique est la configuration de la mesure. La position du microphone (distance vis à vis de la source) est primordiale. Par ailleurs, il est nécessaire de mettre le microphone dans la même configuration pour obtenir une répétabilité expérimentale. De plus, l'emplacement du défaut ne peut pas être déterminé avec précision. Ces deux derniers points sont communs avec l'analyse vibratoire. Par ailleurs, les signaux acoustiques peuvent être perturbés par d'autres signaux (ondes réfléchies).

1.3.3 Température

L'imagerie thermique est une méthode très utilisée dans l'industrie dans la mesure où elle est non invasive. Les principaux défauts recherchés par imagerie sont les défauts de roulements [51], les ruptures de barres de rotor [52], les défauts de spires au stator [53]. Une approche par modèle thermique peut aussi être utilisée pour discriminer des défauts dans les machines électriques

1.3.4 Flux magnétique

La mesure du flux de fuite est une autre méthode non intrusive permettant d'obtenir des informations sur l'état de la machine étudiée [54]. Les capteurs sont positionnés à l'extérieur et à proximité du moteur selon

des orientations spécifiques (axiale et/ou radiale). On trouvera une revue bibliographique détaillée dans [55] décrivant les techniques de mesure et les défauts pouvant être détectées par cette approche.

1.3.5 Vitesse

La vitesse est une grandeur très intéressante en termes de diagnostic mécanique. En effet, dans l'hypothèse où le défaut recherché génère une oscillation de couple autour du couple moyen, la vitesse sera affectée au travers de l'équation mécanique de la machine. Cette équation étant, en première approximation, linéaire, d'un point de vue fréquentielle la signature sera comparable à celle qu'on aurait obtenue en mesurant directement le couple résistant (aux amplitudes des composantes harmoniques près). Comparée aux méthodes vibratoires, la mesure de la vitesse est moins contaminée par le bruit et surtout directement liée à la dynamique de la machine [56], [9]. Cette vitesse instantanée (IAS) peut être obtenue par une mesure directe ou par une estimation issue d'autres mesures tels que les vibrations, le son, le courant électrique... Cette approche sera détaillée dans le chapitre 2 où l'estimation de la vitesse instantanée sera réalisée à partir des mesures électriques.

1.3.6 Couple

Lorsque l'on considère les défauts mécaniques de la machine, il est naturel de penser que le couple de charge est la première grandeur affectée par les perturbations. Toutefois, la mesure directe de couple présente des inconvénients comme le caractère intrusif de la mesure et son coût. Il est alors possible d'estimer ce couple au travers d'estimateurs ou d'observateurs construits autour du modèle de la machine [57].

1.3.7 Courants

L'ensemble des techniques permettant l'analyse de signature dans les courants est regroupé dans la dénomination **MCSA : Motor Current Signature Analysis**. Ces méthodes ont connu un grand développement depuis une trentaine d'années [58] et de nombreux survey et ouvrages ont été publiés [59, 45, 60, 61, 62]. Cette approche sera particulièrement développée dans le paragraphe 1.4.

1.3.8 Tensions

Cette technique est le plus souvent utilisée dans l'analyse des génératrices électriques. Dans le cas des moteurs, elle permet l'analyse du déséquilibre au niveau de l'alimentation. Elle peut également être utilisée pour connaître l'origine de certaines composantes spectrales dans le spectre de puissance, c'est-à-dire pour déterminer si la source de perturbations provient du réseau ou a son origine dans la machine elle-même.

1.3.9 Puissance électrique

L'utilisation des courants seuls dans certains cas peut conduire à un mauvais diagnostic, en raison de petites valeurs d'amplitude des harmoniques liées aux dommages. Les techniques **MPSA (Motor Power Signature Analysis)** permettent d'éviter de telles erreurs et peuvent être considérées comme une méthode plus appropriée et fiable pour la détection de défauts [63]. Le spectre de puissance instantanée contient un composant supplémentaire directement liée à la modulation causée par une défaillance. Cette fréquence est nommée **composante caractéristique** et peut être utilisée comme information pour le diagnostic de l'état de la machine [64].

1.3.10 Remarques sur la notion de signature de défaut

Dans un grand nombre de cas, la détection d'un défaut et sa localisation s'opèrent généralement par une analyse spectrale du signal mesuré. Dans le cas non stationnaire (vitesse variable) les méthodes temps fréquences permettent aussi d'appliquer cette stratégie. Pour notre part, l'order tracking présenté dans le chapitre 2 permettra de travailler sur le spectre des signaux une fois qu'ils auront été stationnarisés par un échantillonnage angulaire. Ainsi, effectuer un diagnostic de machine à partir de l'examen de son spectre revient à dissocier ce qui est normal de ce qui est anormal au niveau spectral. La méthode la plus efficace et répandue consiste à comparer un spectre calculé à un instant donné à un spectre de référence défini lors d'un fonctionnement considéré comme sain. En effet, si l'on imagine une machine parfaite et exempte de défaut mécanique (alignement, balourd, desserrage, roulements défectueux) ou électrique,

le spectre vibratoire, par exemple, fera tout de même apparaître des composantes liées au type d'accouplement (boite de vitesse, courroie) ou à la nature de la charge entraînée (compresseur, ventilateur...). Les méthodes comparatives sont donc incontournables en diagnostic de machine.

Dans la suite nous nous intéressons au diagnostic des machines électriques (asynchrones et synchrones) à partir des seules mesures électriques (courants et tensions). De ce fait, nous nous focalisons que sur certaines grandeurs physiques pouvant être déduites de ces deux mesures. Ce groupe de méthodes est nommée **Electrical Signal Analysis (ESA)** [64, 45].

1.4 Signature de défaut dans les courants

Une approche communément admise est de considérer que les défauts d'origine mécanique vont provoquer :

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

Dans [6], 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. Le courant statorique peut s'exprimer sous la forme générale :

$$I(t) = A(t)\cos(\theta(t)) \quad (1.1)$$

où $A(t)$ et $\theta(t)$ 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 :

$$A(t) = I.[1 + \alpha\cos(2\pi f_{AM}t + \phi_{AM})] \quad (1.2)$$

et

$$\theta(t) = 2\pi f_s t + \beta\cos(2\pi f_{PM}t + \phi_{PM}) + \phi_I \quad (1.3)$$

Les paramètres α , f_{AM} et ϕ_{AM} représentent l'indice de modulation, la fréquence du signal modulant et la phase à l'origine pour la modulation

AM (resp. β , f_{AM} et ϕ_I pour la modulation FM).

On serait donc tenté de classifier les différents défauts en fonction du type de modulation engendrée à l'image du tableau 1.2.

Défaut	Causes physiques	Conséquences sur le système	Mod.
Défaut de roulements	<ul style="list-style-type: none"> – Contraintes mécaniques – Défaut de montage – Température élevée – Mauvaise lubrification ... 	<ul style="list-style-type: none"> – Excentricité du rotor – Oscillations de couple <ul style="list-style-type: none"> – Balourd – Niveaux de vibrations – Température élevée 	PM et AM
Défaut de courroies	<ul style="list-style-type: none"> – Température élevée – Poulies désalignées – Charge excessive – Battements ... 	<ul style="list-style-type: none"> – Patinage excessif – Usure des poulies – Rupture des courroies 	
Défaut de boîte de vitesse	<ul style="list-style-type: none"> – Charge élevée – Vitesse élevée – Fatigue mécanique 	<ul style="list-style-type: none"> – Vibrations excessives – Température excessive – Oscillations de couple 	PM
Défaut d'alignement	<ul style="list-style-type: none"> – Défaut de montage – Usure des parties mécaniques 	<ul style="list-style-type: none"> – Usure des roulements – Courbure de l'arbre – Oscillations de couple 	PM

Table 1.2 – Causes, conséquences et modulation des défauts mécaniques dans le courant des machines électriques,[5, 6]

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.
- L'étude de M. Blodt considérait un couple électromagnétique constant et égal au couple de charge moyen. Dans [65] 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 (on verra dans le paragraphe 1.4.1 que cette contrainte pourrait être levée par une analyse du spectre de phase).

Par conséquent, actuellement, la stratégie communément adoptée consiste à démoduler le courant afin d'extraire d'une part l'amplitude instantanée $A(t)$ et d'autre part la phase instantanée $\theta(t)$.

Dans ce chapitre, nous avons choisi de classier les méthodes permettant d'effectuer ces démodulations, en tenant compte du nombre de mesures disponibles :

- analyse à partir d'un seul courant pris individuellement : méthodes 1C,
- analyse à partir de transformations mathématiques sur l'ensemble des trois courants : méthodes 3C

1.4.1 Méthode 1C : analyse spectrale directe sans démodulation

En préambule, nous rappelons qu'historiquement, les stratégies ont consisté à analyser le courant globalement sans chercher à extraire explicitement les modulations AM et PM. A fréquence électrique constante, ce traitement peut être effectué simplement par une analyse spectrale. Le spectre obtenu permet alors de mettre en évidence des composantes fréquentielles liées au défaut recherché. La relation entre le type de défaut et les composantes spectrales du courant analysé est parfaitement documentée depuis maintenant une trentaine d'année. Toutefois, dans la majorité des références, l'analyse porte sur **le module du spectre**.

Comme indiqué précédemment, l'étude de ce module peut renseigner sur la présence d'une modulation sans permettre de statuer sur sa nature (AM ou PM). On trouvera un résumé des résultats exploitant le module du spectre dans le tableau 1.3.

Machine asynchrone		
Type de défaut	Signatures	Références
Excentricité	$f_s[1 \pm k(\frac{1-s}{p})]$	[66]
Barre du rotor	$f_s[k(\frac{1-s}{p}) \pm s]$	[66]
Roulement	$ f_s \pm kf_c $	[66]
Variation de la charge	$f_s[1 \pm k(\frac{1-s}{p})]$	[66]
Machine synchrone		
Type de défaut	Signatures	Références
Excentricité	$ f_s \pm kf_r $	[67]
Roulement	$ f_s \pm kf_c $	[68]

Table 1.3 – Signatures fréquentielles des défauts mécaniques dans le courant des machines électrique.

Avec :

- p : nombre de paires de pôles,
- K : un entier 1,2,3 ...
- s : glissement de la machine asynchrone,
- f_s : fréquence d'alimentation,
- f_r : fréquence de rotation mécanique du rotor (*tour/s*),
- f_c : fréquence caractéristique vibratoire des composantes du roulement (bague extérieure/bague intérieure/cage/billes).

Comme indiqué précédemment ce type d'analyse a des limites dans la mesure où l'on peut trouver des signatures fréquentielles identiques pour des défauts d'origine différente. De notre point de vue, cela tient essentiellement au fait de se limiter à l'étude du spectre en amplitude (module de la transformée de Fourier). D'un point de vue bibliographique, l'approche consistant à analyser le spectre de phase (argument de la transformée de Fourier) dans le cadre du diagnostic des machines a été assez peu ou pas explorée. Pourtant, dans d'autres domaines, cette stratégie a été développée comme en acoustique [69] ou en image dès les années 70 [70]. Un exemple de traitement par FFT d'une image est donné sur la figure 1.1. L'image d'origine est à gauche. Au centre est représenté la reconstitution de cette image ne conservant que les informations d'amplitude fournies par la FFT en fixant les déphasages à une valeur égale et arbitraire pour chaque composante fréquentielle. A droite, on ne conserve que les informations de phase en fixant les amplitudes des différentes composantes égales à une constante. On remarque que l'image de droite est plus fidèle à l'image d'origine. Sur cet exemple, les déphasages extraits pour chaque fréquence semblent contenir plus d'informations que les amplitudes correspondantes.

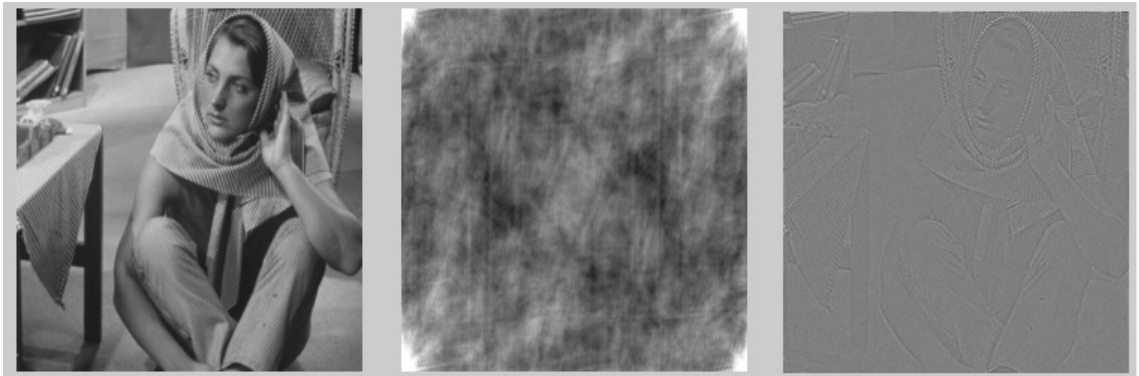


Figure. 1.1 – Image reconstruite après transformée de Fourier [1]

A titre d'exemple, reprenons le cas du diagnostic des machines électriques et considérons l'analyse d'un courant électrique dans deux cas particuliers : un défaut générant une modulation AM et un autre défaut provoquant une modulation PM. On rappelle que le courant dans ce cas est modélisé par les équations (1.1), (1.2) et (1.3) avec $\alpha \neq 0$ et $\beta = 0$

pour la modulation AM et $\alpha = 0$ et $\beta \neq 0$ pour la modulation PM. L'analyse du **spectre d'amplitude** dans le cas d'une modulation PM avec un indice de modulation faible ($\beta = 0.5$) ne permet pas de discerner les deux cas comme indiqué sur la figure 1.2. Par contre le spectre de phase en bas de la figure est bien différent dans les deux cas. Ainsi, l'information contenue dans la phase semble plus pertinente pour discerner des défauts de type AM ou PM et pourrait être étudiée plus avant dans ce sens. Cette approche ne sera pas développée dans ce document mais fait l'objet de travaux annexes.

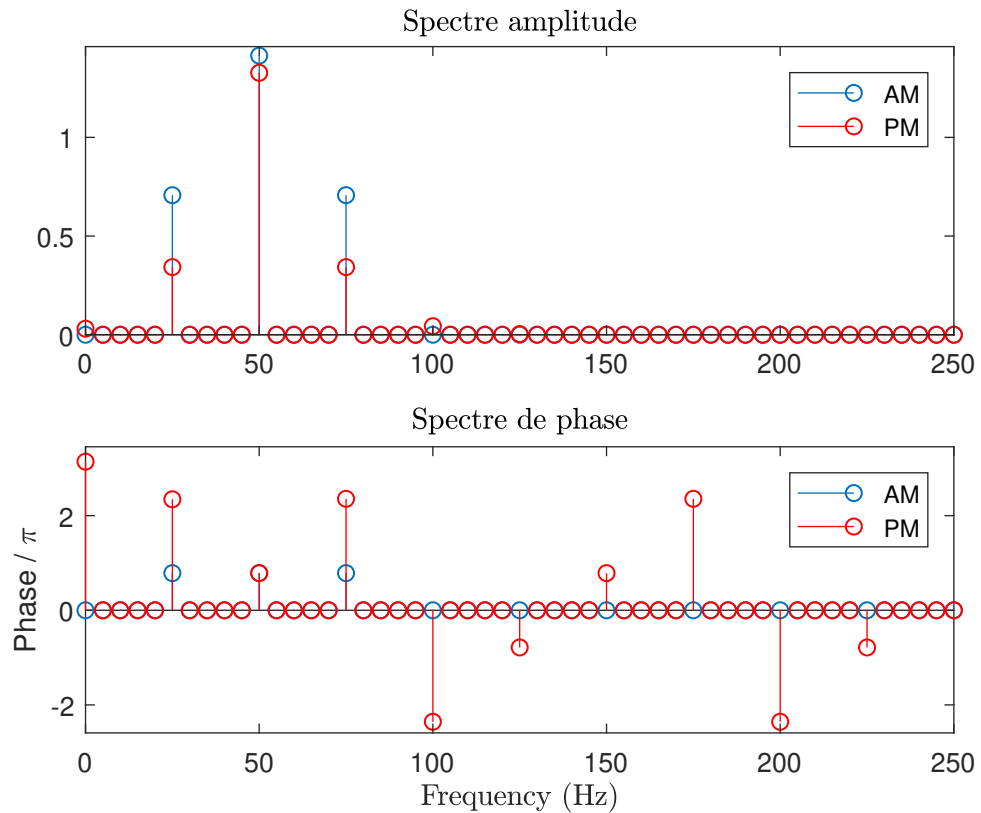


Figure. 1.2 – Spectres de signaux AM et PM

1.4.2 Méthode 1C : analyse par démodulations

1.4.2.1 Démodulation de phase : PLL

Considérant une seule mesure de courant, la méthode la plus intuitive pour obtenir une démodulation de phase du signal est la boucle à verrouillage de phase (P.L.L) dont la structure de base est donnée sur la figure 1.3. De nombreuses structures de PLL ont été développées ces dernières années notamment pour le suivi de la fréquence du réseau électrique [71]. Leur adaptation au cas 1C n'est pas immédiate car ces techniques combinent généralement les trois courants pour extraire l'information pertinente. De plus, sur un réseau électrique non îloté l'amplitude et la fréquence varient peu. En revanche, dans le cas d'une machine fonctionnant à vitesse variable ces deux grandeurs peuvent évoluer considérablement ce qui peut déstabiliser la P.L.L. Ainsi des adaptations sont nécessaires comme nous le montrerons dans la section 2.3.2.

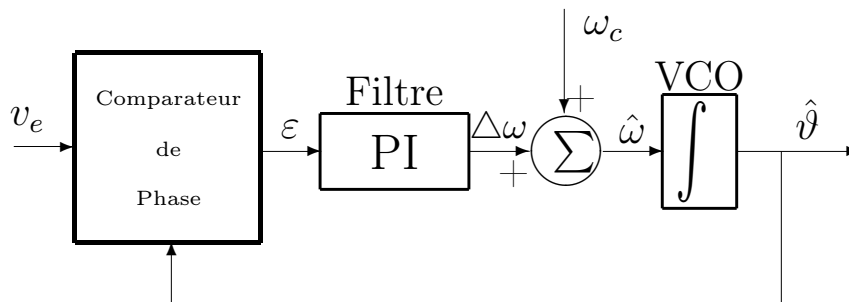


Figure. 1.3 – PLL structure de base.

1.4.2.2 Démodulation d'amplitude : EMD

Les techniques EMD divisent le signal en divers composantes hautes et basses fréquences, appelés IMF. Elles ne sont pas basées sur un modèle du signal ce qui le rend applicable à tout type de signaux. On trouvera une utilisation des techniques EMD dans la thèse de Jack Salameh [2] pour l'analyse de la vitesse d'une génératrice éolienne. Cette technique permet de reconstruire l'enveloppe du signal donc d'effectuer une démodulation d'amplitude en estimant $A(t)$.

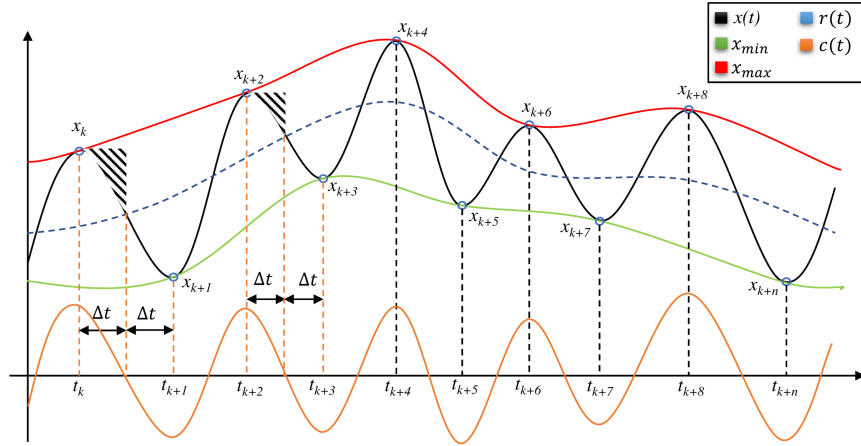


Figure. 1.4 – Décomposition EMD [2].

1.4.2.3 Démodulation d'amplitude et de phase

L'extraction simultanée de l'amplitude $A(t)$ et de la phase $\theta(t)$ instantanées du courant est réalisable de plusieurs manières. Le modèle (1.1) peut être généralisé sous forme complexe :

$$Z(t) = A(t) \exp^{j\theta(t)} = A(t) \cos(\theta(t)) + jA(t) \sin(\theta(t)), \quad (1.4)$$

Le courant mesuré $I(t)$ est alors la partie réelle du signal $Z(t)$. Dans cette écriture la grandeur $Z(t)$ est un signal complexe dont le module sera associée à l'amplitude instantanné $A(t)$ et la phase instantannée à $\theta(t)$. Démoduler le courant $I(t)$ revient à estimer $A(t)$ et $\theta(t)$ par des méthodes appropriées.

la première solution consiste, à partir du signal réel issu de la mesure du courant, à créer une grandeur complexe équivalente modélisée par (1.4).

1.4.2.3.1 Reconstruction d'un signal complexe : Transformée de Hilbert. La transformée de Hilbert permet d'associer à $I(t)$ un signal analytique défini par :

$$Z(t) = I(t) + jH\{I(t)\} = I(t) + jJ(t) \quad (1.5)$$

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

$$Z(f) = I(f) + j \operatorname{sign}(f) I(f) = I(f) + j(-j) \operatorname{sign}(f) I(f) = I(f) + jJ(f), \quad (1.6)$$

où

$$\operatorname{sign}(f) = \begin{cases} +1 & \text{pour } f > 0 \\ 0 & \text{pour } f = 0 \\ -1 & \text{pour } f < 0 \end{cases} \quad (1.7)$$

Le signal $J(t)$ est obtenu à partir de $I(t)$ en utilisant un filtre linéaire $h(t)$ de gain complexe $H(f) = (-j) \operatorname{sign}(f)$. 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 (1.4).

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 théorème de Bedrosian limitant sa validité aux cas des modulations lentes [6].

1.4.2.3.2 Reconstruction d'un signal complexe : générateurs de signaux orthogonaux (OSG). 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 le signal est potentiellement modulé en phase (donc

en fréquence) sans hypothèse sur l'indice de modulation.

- **Éléments dérivateurs** : dans [72], les auteurs proposent d'associer deux filtres ($G_x(f)$: passe bande et $G'_x(f)$: passe bas) nommés éléments dérivateurs (DE). Cette approche est très intéressante car le déphasage de $\frac{\pi}{2}$ est constant et indépendant de la fréquence du signal d'entrée (figure 1.5). On notera toutefois que l'amplitude des deux signaux en quadrature diffèrent en sortie ce qui peut poser des problèmes pour estimer correctement $A(t)$ et $\theta(t)$. Ces filtres OSG seront exploités dans le chapitre 2.3.2 afin d'estimer la vitesse angulaire instantannée à partir d'une PLL.

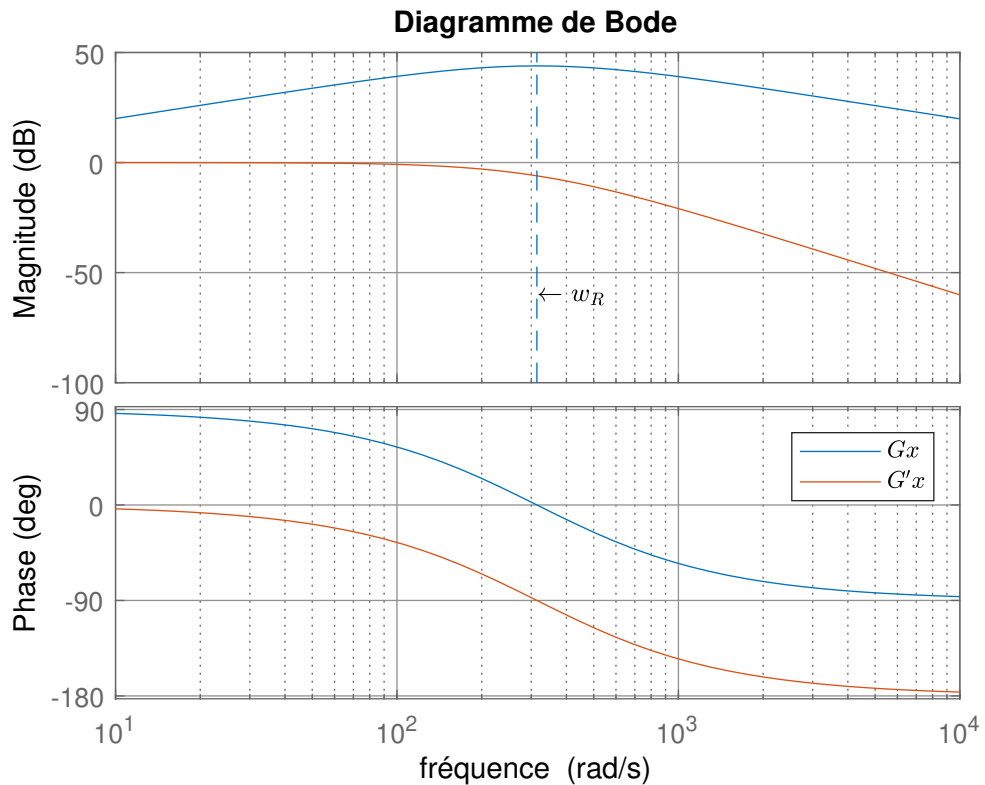


Figure. 1.5 – Diagramme de Bode de G_x et G'_x .

1.4.2.3.3 Identification directe du modèle La seconde solution consiste à considérer l'équation (1.1) comme un modèle à paramètres variant et à identifier $A(t)$ et $\phi(t)$ par une méthode d'identification adaptée. Dans ce groupe de méthodes, on reconstruit $A(t)$ et $\phi(t)$ par identification du modèle (1.4). Dans ce manuscrit on s'intéresse tout particulièrement aux méthodes permettant de réaliser cette identification en ligne. La solution la plus adaptée pour ce type de modèle non linéaire est le filtre de Kalman étendu (EKF) [73, 74]. On trouvera un exemple d'implantation d'un EKF appliqué à l'estimation du couple perturbatoire d'une éolienne dans la thèse de Jack Salameh [2].

Une autre solution est d'utiliser une version en ligne d'un algorithme de programmation non linéaire de type Gradient ou Levenberg-Marquardt. Dans [75], les auteurs proposent d'identifier $A(t)$ et $\phi(t)$ en utilisant la méthode du gradient. L'algorithme est implantable en ligne pour une estimation en temps réel de l'amplitude, de la phase et de la fréquence instantanée (figure 1.6).

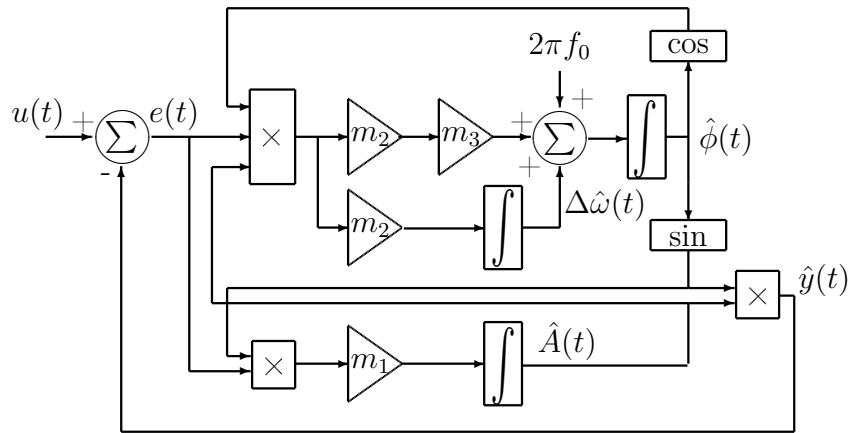


Figure. 1.6 – Schéma-bloc de l'algorithme non-linéaire adaptatif.

Sa mise en oeuvre apparaît relativement simple dans la mesure où elle ne nécessite que des éléments de calculs élémentaires (additions, multiplications, intégrations, fonctions sin et cos). De plus le nombre de paramètres est réduit à 3 (m_1 , m_2 et m_3). La difficulté réside dans la signification physique à donner à ces paramètres. Une approche par linéarisation sera proposée dans le paragraphe 2.3.1 où cet algorithme sera

utilisé pour réaliser l'échantillonnage angulaire de la vitesse instantanée.

1.4.3 Méthodes 3C : transformée 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 :

$$i_{\alpha\beta o}(t) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a(t) \\ i_b(t) \\ i_c(t) \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

Cette transformation permet de définir un vecteur tournant caractérisé par son amplitude et sa phase instantanées, respectivement $A(t)$, $\phi(t)$:

$$\begin{aligned} A(t) &= \sqrt{i_\alpha^2(t) + i_\beta^2(t)} \\ \phi(t) &= \text{atan}\left(\frac{i_\beta(t)}{i_\alpha(t)}\right) \end{aligned} \quad (1.9)$$

Il s'en suit plusieurs approches possibles :

- Pour un moteur sain, le vecteur décrit un cercle dans le plan $\{\alpha, \beta\}$. En cas de défaut ce cercle se déforme ce qui est peut être exploité en diagnostic [45].
- En présence de défaut, le vecteur ne décrivant plus un cercle parfait, il en résulte une variation de son amplitude instantanée

$A(t)$ traitable par analyse spectrale. Ces méthodes sont regroupées sous la dénomination **Enhanced Park's Vector Approach (EPVA)**.

- De la même façon, la fréquence instantanée $IF(t)$ [76] et la phase instantanée $IP(t)$ [77] peuvent, elles aussi, être exploitées en diagnostic.

1.4.4 Etude en Simulation

1.4.4.1 Introduction

Nous avons vu, dans les paragraphes précédents que plusieurs signaux pouvaient être exploités pour détecter des défauts de machines d'origine mécanique : courants dans le repère triphasé, amplitude, phase et fréquence instantanées du vecteur dans le repère de Concordia. Afin de statuer pour la suite de l'étude sur le signal à utiliser, nous effectuons une série de simulation sur deux types de machines : un moteur asynchrone à cage et une génératrice à aimant permanent. Les tests seront réalisés pour les points de fonctionnement nominaux des machines. Un défaut de type périodique et impulsionnel est superposé sur le couple résistant ou la vitesse des machines.

La fréquence du défaut est calculée de telle sorte que l'on impose un nombre d'impacts par tour indépendant de la vitesse de rotation. Le nombre d'impacts choisi pour ces simulations est $N_i = 9$. (Fig. 1.7).

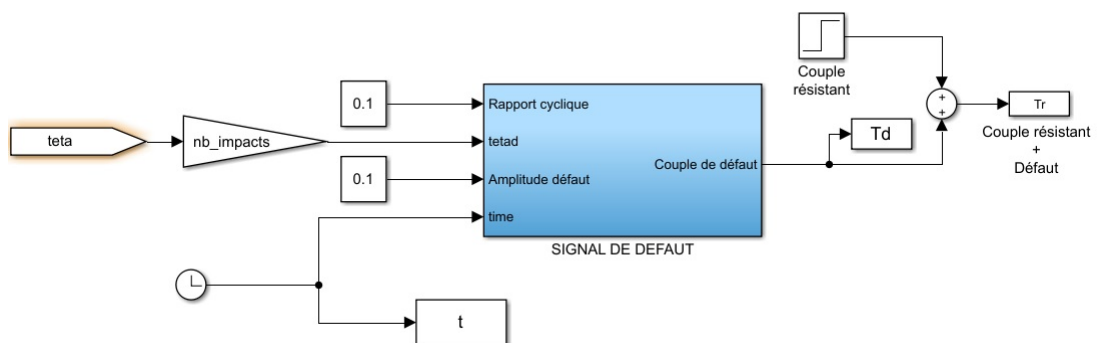


Figure. 1.7 – Générateur de défaut

Le couple de défaut est calculé à partir de la position mécanique de la

machine (θ_m). Les paramètres de réglage sont le nombre d'impacts (N_i), le rapport cyclique et l'amplitude du défaut. Le couple de défaut étant périodique, il est simulé par une série de Fourier dont les 8 premiers harmoniques sont calculés à partir de l'angle de défaut $\theta_d = N_i \times \theta_m$ (1.8). Le simulateur utilisé est présenté sur la figure 1.8.

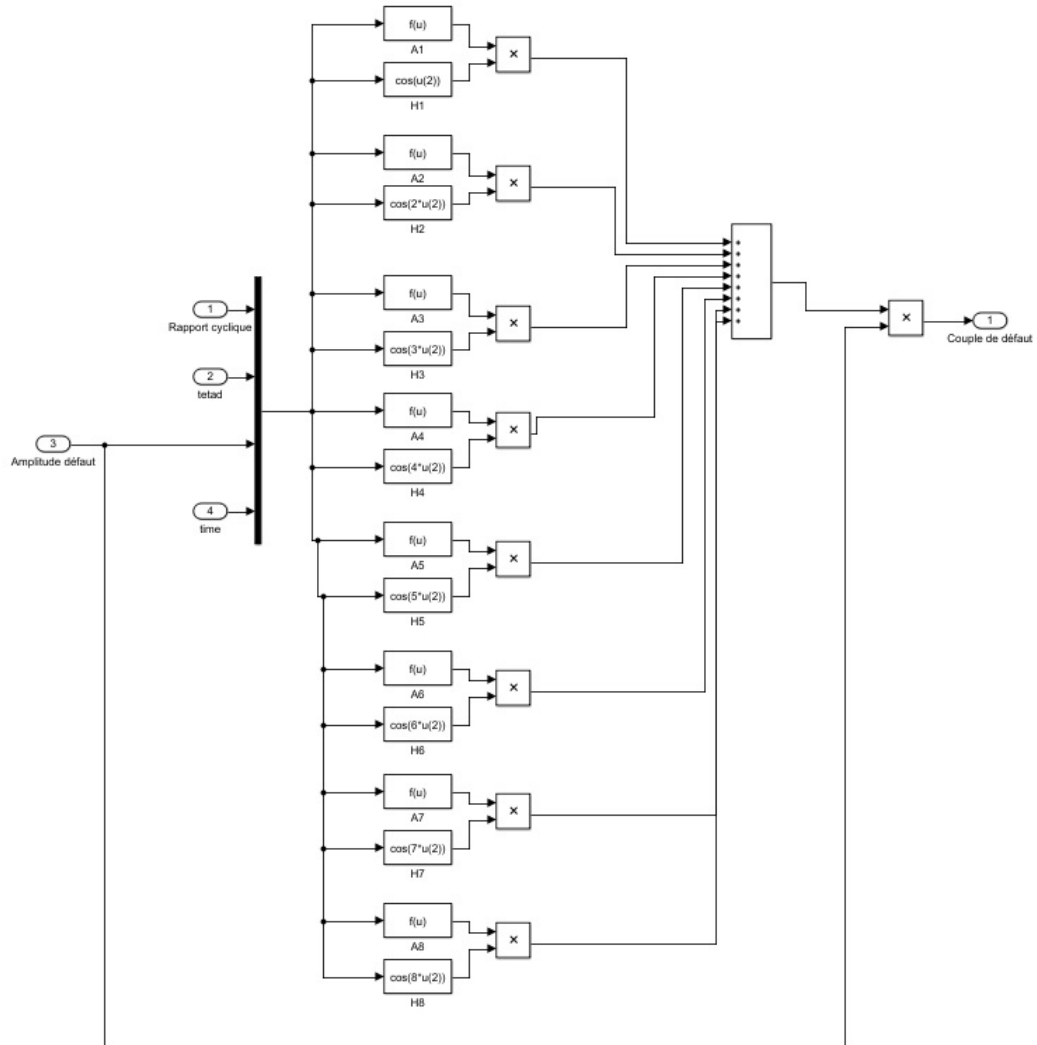


Figure. 1.8 – Modèle de défaut par série de Fourier

Les simulateurs permettent d'obtenir les signaux suivants :

- courants triphasée,
- courants dans le repère de Concordia $\{\alpha, \beta\}$,
- courants dans le repère de Park $\{d, q\}$,
- vitesse du rotor ω_m ,
- le couple résistant T_r .

La vitesse étant maintenue constante, une analyse par FFT peut être utilisée pour étudier les spectres de ces signaux.

Critère de comparaison : Afin de comparer les signaux entre eux, nous sélectionnons ceux qui, en l'absence de défaut et en régime permanent, tendent vers une valeur constante soit $id(t)$ ou $iq(t)$, $\omega_m(t)$, $IA(t)$ et $IF(t)$. Les spectres sont alors normalisés par rapport à la composante continue des signaux de telle sorte que la composante à $f = 0$ soit toujours égale à 1. On comparera alors les amplitudes des composantes liées au défaut pour statuer sur le signal possédant la meilleure sensibilité.

1.4.4.2 Moteur asynchrone alimenté par le réseau

Le moteur étudié est un moteur à induction 1.1kW-1470tr/mn utilisé sur un banc d'essai du LIAS. Les paramètres du modèle dans le repère $\{\alpha, \beta\}$ ont été identifiés dans la thèse de Claude Chaigne [78]. Le moteur est alimenté par un réseau triphasé équilibré. Le couple nominal du moteur est $T_{rN} = 7N.m$ (Fig. 1.9). Ce couple est appliqué à $t = 3s$.

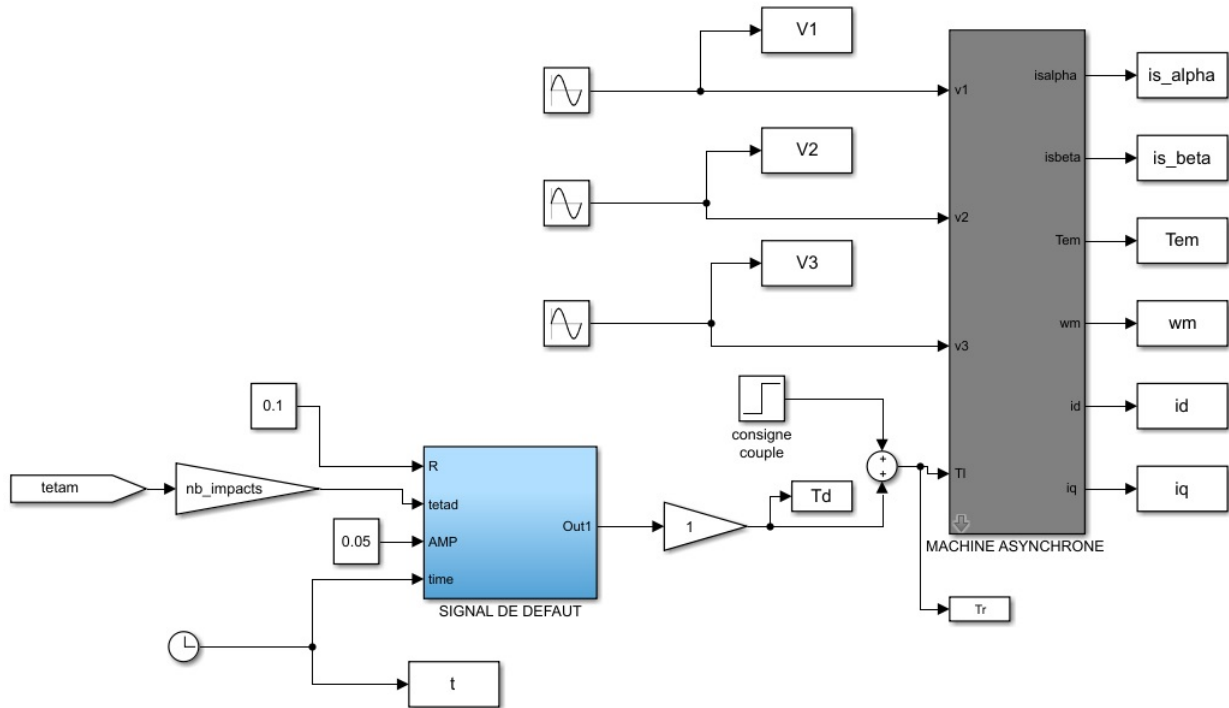


Figure. 1.9 – Simulateur du moteur asynchrone

La figure 1.10 montre les signaux simulés. La perturbation de couple impulsionnelle est de période $T_d = 4.5ms$ soit une fréquence de défaut $F_d = 222.2Hz$. La fréquence de rotation du moteur est $F_r = 24.66Hz$. On a bien $F_d = 9 \times F_r$. L'amplitude instantanée $IA(t)$ correspond bien au maximum des courants $i_\alpha(t)$ et $i_\beta(t)$. La pulsation instantanée des courants $IW(t) = 2\pi IF(t)$ est égale à la pulsation d'alimentation en régime permanent $\omega_e = 2\pi \times 50 = 157rad/s$. La vitesse du moteur $\omega_m(t)$ chute à l'application du couple. Elle diffère de $IW(t)$ à cause du glissement de la machine. Le courant $i_d(t)$ varie peu en régime permanent alors que le courant $i_q(t)$ réagit à l'application du couple résistant.

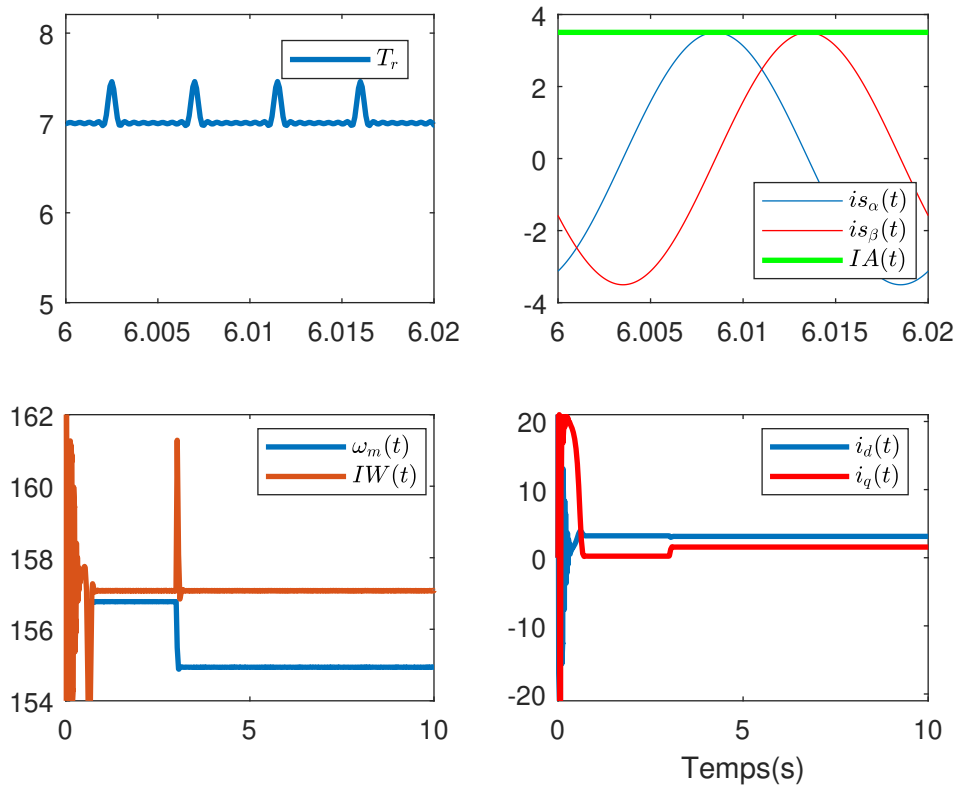


Figure. 1.10 – MAS, signaux simulés

La figure 1.11 montre les spectres calculés. On rappelle que l'on a sélectionné les signaux tendant vers des valeurs constantes en régime permanent. Les spectres sont normalisés par rapport à chaque composante continue. Le spectre du couple résistant est bien représentatif d'une série de Fourier de fondamental F_d . On note que tous les signaux comportent la même décomposition spectrale. Les deux grandeurs permettant d'obtenir la meilleure sensibilité sont $i_q(t)$ et $IF(t)$. Par ailleurs, on note que les harmoniques du fondamental F_d sont d'amplitudes plus élevées dans $IF(t)$ que dans $i_q(t)$. Sur cet essai le signal $IF(t)$ apparaît comme le signal le plus sensible à la perturbation générée sur le couple résistant.

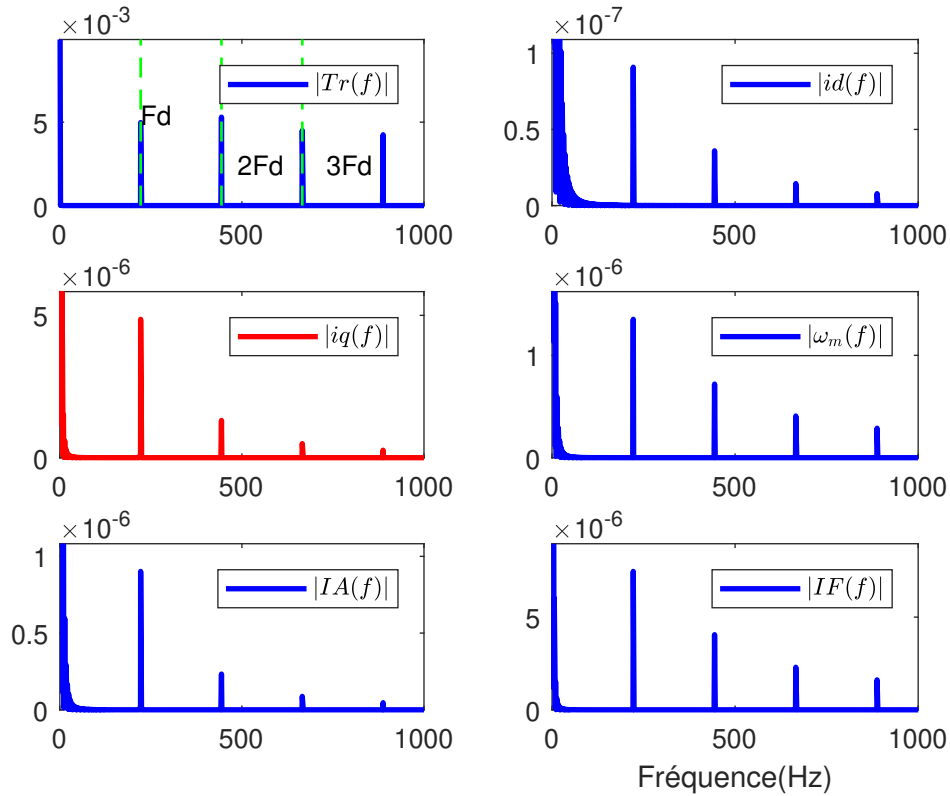


Figure. 1.11 – Spectres des signaux simulés

1.4.4.3 Génératrice PMSM

Dans ce paragraphe nous appliquons la même procédure sur un simulateur de génératrice LRSPM. Le modèle de la machine correspond au banc d'essai éolien du LIAS qui sera présenté dans le chapitre 4. C'est une génératrice à aimant 8700W-3000tr/mn (nombre de paires de pôles $P = 1$) dont les paramètres dans le repère $\{\alpha, \beta\}$ ont été identifiés dans la thèse [7]. Le simulateur est présenté sur la figure 1.12. Le couple nominal est $T_{rN} = 28N.m$. L'amplitude du défaut est réglée à 1% de T_{rN} le nombre d'impacts par tour est toujours égal à 9. La fréquence de rotation nominale étant $F_m = 50Hz$ le fondamental de la fréquence de défaut est égal à $F_d = 450Hz$.

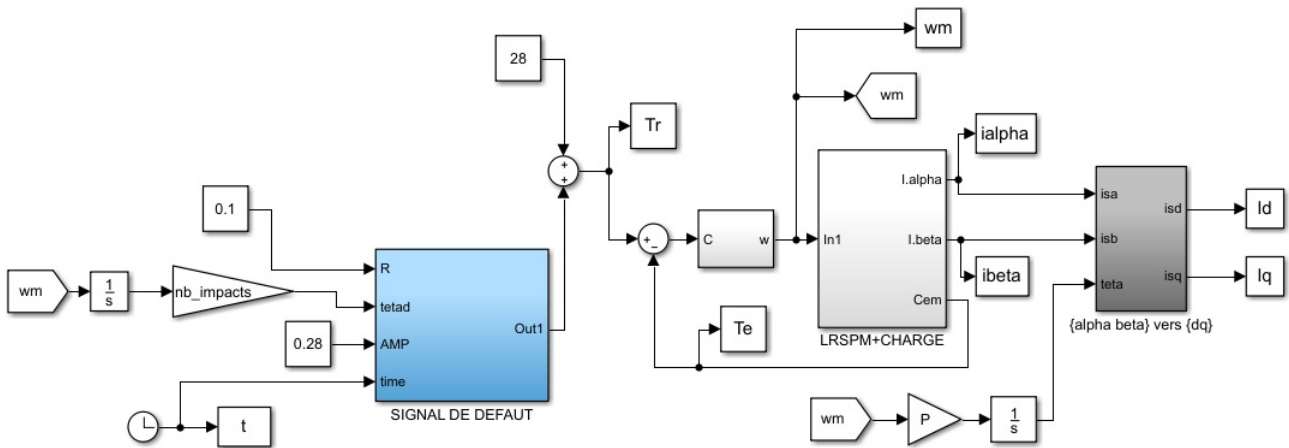


Figure. 1.12 – Simulateur de la génératrice LRSPM

La figure 1.13 montre les résultats de simulation. On vérifie que $IF(t) = f_m(t)$ puisque $P = 1$ pour cette machine. La figure 1.14 montre les spectres obtenus. On note à nouveau que le signal possédant la meilleure sensibilité est $IF(t)$ et par voie de conséquence $f_m(t)$ dans le cas d'une machine synchrone.

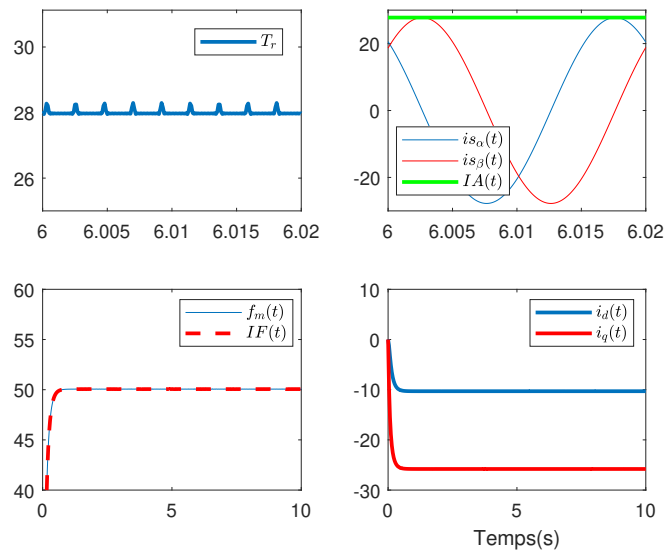


Figure. 1.13 – LRSPM, signaux simulés

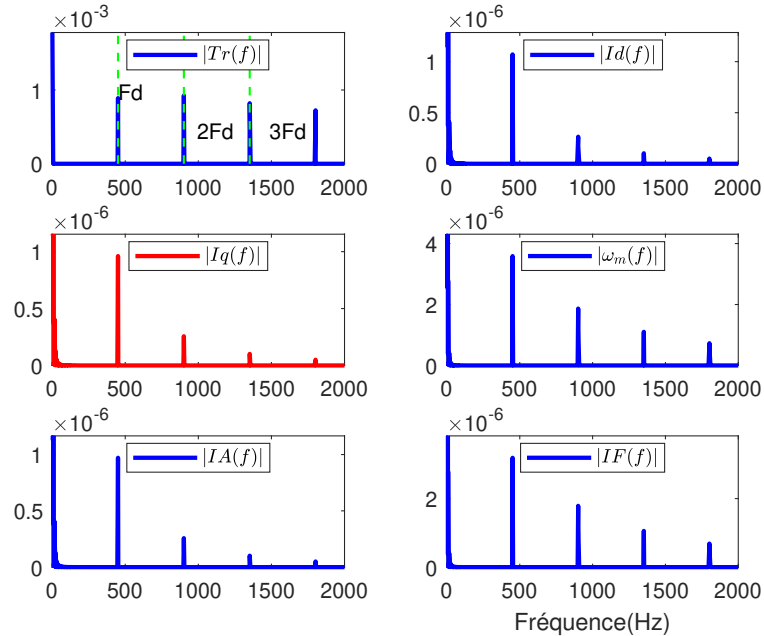


Figure. 1.14 – LRSPM, spectre des signaux simulés

1.5 Signature de défaut dans la puissance instantanée

1.5.1 Introduction

Comme nous l'avons vu précédemment, les méthodes MCSA permettent un niveau d'analyse relativement fin en exploitant les modulations engendrées par les différents défauts de la machine. Dans beaucoup d'applications, les mesures des tensions sont aussi disponibles donc exploitables. A priori, l'analyse directe des tensions ne semble pas être judicieux dans la mesure où cette grandeur est censée être indépendante de l'usage qu'elle alimente. En effet, ses caractéristiques (amplitude, fréquence, taux de distorsion), sont censées être garanties par le fournisseur d'énergie. Par conséquent, le calcul de la puissance instantanée (produit courant/tension) ne devrait pas fournir d'information supplémentaire par rapport à une analyse directe du courant. Dans l'article fondateur de la méthode [79], les auteurs soulignent ce point en précisant que l'informa-

tion pertinente supplémentaire par rapport aux méthodes MCSA est le **déphasage entre la tension et le courant** que le calcul de la puissance introduit de fait.

Jusqu'à récemment, de nombreux travaux ont proposé d'utiliser la puissance instantanée pour rechercher des signatures de défauts [64], [80], [81], [82]. Dans ces études la tension est considérée sinusoïdale et de fréquence égale au fondamental du réseau. Dans ce cas précis, on montre effectivement que le spectre d'amplitude obtenu diffère du spectre du courant dans la mesure où il fait apparaître directement la fréquence de défaut et non pas seulement une modulation autour du fondamental. Cette composante, considérée comme une composante supplémentaire par rapport au courant, est nommée **composante caractéristique** et son isolement est présenté comme un avantage par rapport aux techniques MCSA.

De notre point de vue, cette affirmation n'est pas évidente. Nous considérons que l'information liée au défaut est intégralement contenue dans le courant et la multiplication de ce courant par une tension supposée sinusoïdale et dépourvue de composante de défaut est équivalente à une simple démodulation (translation du spectre du courant) comme nous le montrerons dans le paragraphe suivant.

1.5.2 MPSA : approche classique

Nous considérons ici que le courant est susceptible d'être modulé à la fois en amplitude et en phase. Par soucis de simplicité menons notre raisonnement sur un système monophasé équivalent. On rappelle l'expression générale du courant modulé AM et PM :

$$i(t) = A(t)\cos(\theta(t))$$

avec

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

et

$$\theta(t) = 2\pi f_s t + \beta.\cos(2\pi f_{PM}t + \phi_{PM}) + \phi_I$$

Le terme ϕ_I rend compte du déphasage entre la tension appliquée au moteur u_{mot} et $i(t)$ pour la fréquence fondamentale f_s . La tension u_{mot} est modélisée par un signal sinusoïdal d'expression :

$$u_{mot}(t) = U.\cos(2\pi f_e.t) \quad (1.10)$$

La puissance instantanée est alors :

$$p(t) = u_{mot}(t).i(t) \quad (1.11)$$

Le calcul littéral (1.11) est effectué sous Mathematica dans le cas général ou $I = U = 1$. Le tableau 1.4 résume les différentes composantes spectrales obtenues dans la puissance instantanée. On retrouve bien la composante à la fréquence de défaut f_d mise en évidence dans la littérature ainsi que la modulation autour de $2f_e$.

modulation	$ f_d $	$ k.f_d $	$ 2f_e $	$ 2f_e \pm f_d $	$ 2f_e \pm k.f_d $
$i \rightarrow$ AM	✓	-	✓	✓	-
$i \rightarrow$ PM	✓	✓	✓	✓	✓
$i \rightarrow$ AM et PM	✓	✓	✓	✓	✓

Table 1.4 – ✓ : présence d'une composante à la fréquence considérée. $k = 0, 1, 2, \dots$.

Toutefois, ce résultat n'est pas surprenant dans la mesure où l'on l'aurait obtenu le même résultat en multipliant directement le courant mesuré par une sinusoïde quelconque de fréquence f_e . On peut donc s'interroger sur la nécessité de mesurer la tension d'alimentation pour faire apparaître la composante caractéristique à $f_d = f_{AM}$ et/ou $f_d = f_{PM}$. En effet, il est bien connu que multiplier un signal dont les composantes fréquentielles sont centrées sur $f = f_e$ par un signal sinusoïdal de fréquence f_e translate d'une part le spectre vers les basses fréquences (apparition de la composante à f_d) et d'autre part vers les hautes fréquences autour

de $2f_e$. C'est le principe de base de toute démodulation utilisée en télécommunication. La composante caractéristique à $f = f_d$ n'est pas une information supplémentaire mais résulte simplement de la translation du spectre initial.

En fait l'information sur la phase introduite par l'utilisation simultanée du courant et de la tension n'a pas d'influence sur la position des différentes composantes spectrales sur l'axe des fréquences. Après calcul, on peut voir que la grandeur ϕ_I n'influe que sur l'amplitude ou la phase de ces composantes. L'intérêt d'utiliser une mesure de la tension réside principalement dans la possibilité de réaliser une démodulation avec **la valeur exacte de la fréquence fondamentale** f_e . Si on ne dispose pas de la mesure de tension, on peut tout à fait réaliser cette démodulation à condition d'estimer f_e à partir de la seule mesure du courant $i(t)$ et ainsi faire apparaître cette composante caractéristique.

1.5.3 Influence de l'impédance de ligne Z

Considérer que la tension n'est pas directement affectée par les défauts de la machine n'est une hypothèse vraie que sous certaines conditions. En effet, la tension fournie est transmise au moteur au travers d'une impédance regroupant l'impédance de sortie du transformateur d'alimentation et l'impédance de ligne. Considérer la tension parfaitement sinusoïdale en présence d'un courant perturbé, implique que cette impédance est nulle (cas du paragraphe 1.5.2). Dans le cas réel, ce n'est jamais le cas et cette impédance peut influencer sur le contenu harmonique de la tension fournie au moteur (figure 1.15). Ainsi, l'analyse de la puissance instantanée peut différer des résultats généralement montrés dans la littérature.

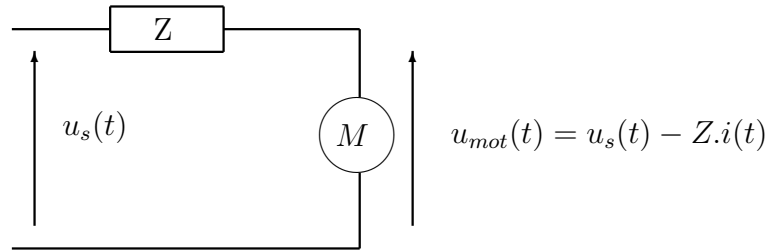


Figure. 1.15 – Couplage réseau/moteur.

On considère maintenant que la tension appliquée au moteur ($u_{mot}(t)$) n'est pas identique à celle de la source ($u_s(t)$) à cause de l'impédance de couplage. L'expression de u_{mot} est donnée par :

$$u_{mot}(t) = u_s(t) - Zi(t) \quad (1.12)$$

Dans ce cas, si le courant $i(t)$ est modulé, la tension u_{mot} sera elle aussi modulée de part l'existence de Z . Les signatures de la puissance dans chacun des cas sont montrées dans le tableau 1.5.

modulation	$ f_d $	$ 2f_d $	$ k.f_d $	$ 2f_e $	$ 2f_e \pm f_d $	$ 2f_e \pm 2f_d $	$ 2f_e \pm k.f_d $
$i, u \rightarrow$ AM	✓	✓	-	✓	✓	✓	-
$i, u \rightarrow$ PM	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
$i, u \rightarrow$ AM et PM	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

Table 1.5 – ✓ : présence d'une composante à la fréquence considérée.
 $k = 0, 1, 2, \dots$

Comme dans le cas $Z = 0$, on retrouve des composantes spécifiques à $f = f_d$. Toutefois il apparaît des composantes supplémentaires ($2f_d$ par exemple) qui peuvent permettre d'affiner le diagnostic.

1.6 Traitement des signaux

1.6.1 Analyse à vitesse fixe

1.6.1.1 Domaine temporel

Les méthodes qui appartiennent à ce domaine effectuent le traitement des signaux directement dans le domaine temporel sans aucune transformation vers un autre domaine.

1.6.1.1.1 Indicateurs scalaires Plusieurs indicateurs temporels permettent de détecter les défauts de la machine. Les indicateurs les plus utilisés dans la littérature sont [83] :

- **La valeur efficace (RMS : Root Mean Square)** qui détermine l'énergie moyenne du signal. Il peut être insensible à certains types de défauts.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2} \quad (1.13)$$

- **Le facteur de crête** qui est le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace du signal :

$$FC = \frac{\max(|x(n)|)}{RMS} \quad (1.14)$$

- **Le facteur k** qui est le produit entre la valeur crête et la valeur efficace du signal temporel.

$$K = \max(|x(n)|).RMS \quad (1.15)$$

- **Le Skewness** : c'est un coefficient qui permet de mesurer l'asymétrie des données autour de la valeur moyenne. Une distribution symétrique va donner un coefficient nul. Si elle est décalée à gauche de la médiane, le coefficient est positif alors qu'il est négatif si elle est décalée à droite de la médiane [84].

$$Skewness = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^3}{\left[\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2} \right]^3} \quad (1.16)$$

- **Le Kurtosis** : C'est une mesure indirecte de l'aplatissement du signal. Il est significatif dans le cas des défauts qui présentent des impacts ou des pics dans l'amplitude (exemple : pics dans les vibrations du moteur). Il est basé sur le moment d'ordre 4 de la distribution des amplitudes du signal temporel.

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (1.17)$$

Les avantages des indicateurs scalaires sont leur simplicité, leur facilité d'interprétation et la possibilité de leur associer à des seuils pour déclencher des alarmes de défaillance. Ils sont donc particulièrement bien adaptés pour la surveillance et le contrôle en temps réel. Cependant, ils génèrent souvent des probabilités de fausses alarmes importantes lorsque les signaux ne sont pas de nature gaussienne [83].

1.6.1.2 Domaine fréquentiel

La présentation des signaux dans le domaine temporel, peut-être, n'est pas très facile à comprendre visuellement, surtout pour les signaux périodiques où l'observation de l'évolution du signal pendant le temps ne donne aucune information signifiant et caractérisant. Donc c'est bien important de visualiser les signaux périodiques d'une façon différente. L'analyse fréquentielle a donc comme but de visualiser les amplitudes des signaux à chaque fréquence, c'est à dire faire apparaître les périodicités que le signal contient.

1.6.1.2.1 Analyse spectrale le signal représenté par $x(t)$ dans le domaine temporel peut être exprimé comme $X(f)$ dans le domaine fréquentiel. L'outil classique utilisé pour obtenir $X(f)$ est la transformée de

Fourier (TF), elle permet d'étudier l'énergie de chaque fréquence présente dans le signal, TF est définie comme suit :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-i2\pi ft} dt \quad (1.18)$$

où $X(f)$ est la TF du signal $x(t)$, t le temps et f la fréquence.

La forme discrète (TFD) de la transformée de Fourier est définie comme suit :

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-ikn/N} \quad \text{pour } 0 \leq k < N \quad (1.19)$$

La technique la plus couramment utilisée est la Transformation de Fourier rapide (FFT : Fast Fourier Transformer). FFT est un algorithme efficace de la transformation de Fourier discrète (TFD) qui réduit considérablement la complexité de calculs jusqu'à $\mathcal{O}(n \log n)$ alors que l'ordre de complexité est à $\mathcal{O}(n^2)$ en appliquant l'algorithme TFD original. Le spectre fréquentiel est un outil efficace de diagnostic de défauts des machines électriques en analysant les signaux mesurés.

1.6.1.2.2 Analyse cepstrale Le cepstre d'un signal $x(t)$, est l'application de la Transformée de Fourier inverse sur le logarithme décimal de son spectre dont la phase est ignorée. Cette méthode est utile pour le diagnostic des défauts et la détection des échos. Le cepstre d'un signal est calculé par :

$$C_x(\tau) = TF^{-1}[\log S_x(f)] \quad (1.20)$$

avec :

- TF^{-1} désigne la transformée de Fourier inverse.
- $S_x(f)$ représente la densité spectrale de puissance.

Cette méthode peut détecter les périodicités dans le spectre de fréquence du signal. Elle est utilisée dans l'analyse vibratoire des machines tournantes pour la détection des défauts surtout les défauts de roulement et d'engrenages, [85, 86].

1.6.1.2.3 Moyenne temporelle synchrone : la moyenne temporelle synchrone (TSA : Time Synchronous Average) est une technique

de filtrage très efficace permettant de mettre en évidence des périodicité dans le signal analysé [83, 87, 88].

La moyenne synchrone $y(t)$ est définie comme suit :

$$y(t) = x(t) * c(t) \quad (1.21)$$

avec :

$c(t)$ représente un train de N impulsions dont l'amplitude égale à $1/N$ et l'intervalle égal à $T_t = 1/f_t$.

$c(t)$ est définie alors comme suit :

$$c(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \delta(t + n.T_t) \quad (1.22)$$

Dans le domaine fréquentiel, $Y(f)$ et $C(f)$ sont calculés selon les équations suivantes :

$$Y(f) = X(f).C(f) \quad (1.23)$$

$$C(f) = \frac{1}{N} \frac{\sin(\pi N T_t f)}{\sin(\pi T_t f)} \quad (1.24)$$

avec :

- $Y(f)$ et $C(f)$ représentent respectivement les transformées de Fourier de $y(t)$ et $c(t)$.

Si le nombre d'impulsions N est plus grand alors la largeur des dents du peigne et l'amplitude des lobes secondaires entre les dents sont plus réduites. Pour N grand, uniquement les multiples de la fréquence de gâchette f_t passent à travers le filtre. Dans le domaine fréquentiel, la moyenne synchrone est interprétée comme un filtrage sélectif des fréquences multiples de f_t .

On propose que les signatures fréquentielles du défaut sont présentes dans le signal sous forme des fréquences multiples de la fréquence caractéristique du défaut f_d :

$$f = k.f_d \quad (1.25)$$

donc ce filtrage permet d'éliminer tous les fréquences sauf les composantes multiples de la fréquence f_d , ce qui correspond aux signatures qui dépendent du défaut.

Le problème de cette méthode est qu'il faut parfaitement connaître f_d sinon on supprime l'information sur le défaut.

Le traitement du signal effectué dans le domaine fréquentiel a montré un grand succès à détecter les différents défauts. Les fréquences de défauts sont localisables si et seulement si le signal mesuré est stationnaire c'est à dire si la machine tourne à vitesse fixe. Dans l'industrie, il existe de nombreux cas où le moteur ou la génératrice fonctionnent à vitesse variable : entraînement par un variateur de vitesse, évolution de la vitesse en fonction de la charge pour un entraînement direct. Dans ce cas, des méthodes spécifiques doivent être employées pour effectuer une surveillance de la machine.

1.6.2 Analyse à vitesse variable

1.6.2.1 Représentation temps-fréquence : 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 est une TF du signal temporel $x(t)$ dans une fenêtre $h(t)$ localisée dans le temps. Elle est obtenue en déplaçant la fenêtre tout au long du signal. La STFT d'un signal $x(t)$ est définie par :

$$STFT(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h(\tau - t)e^{-i2\pi f\tau} d\tau \quad (1.26)$$

On obtient une représentation temps-fréquence du signal. Les inconvénients de cette technique sont : le temps de calcul important car elle est représentée sur deux dimensions (temps et fréquence) et la résolution temps-fréquence fixe car on ne peut pas être à la fois précis en temps et en fréquence (bonne localisation temporelle c'est-à-dire mauvaise localisation fréquentielle et vice versa),[7].

1.6.2.2 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est une méthode d'analyse temps-échelle. Elle a récemment été très populaire et elle a été appliquée au diagnostic des défauts des machines tournantes [89, 90, 91, 92, 93, 94, 95]. Cette méthode compare le signal avec une fonction de référence nommée ondelette. La transformée en ondelettes continue est définie par l'équation :

$$WT(b, a) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int x(t) \cdot \psi^* \left(\frac{t - b}{a} \right) \cdot dt \quad (1.27)$$

Avec : ψ est l'ondelette utilisée, ψ^* son complexe conjugué, a est le facteur d'échelle de l'ondelette et b le décalage temporel de la fonction ondelette.

Les résolutions temporelle et fréquentielle de la transformée en ondelettes ne sont pas constantes sur toutes les fréquences. Si l'intervalle de temps est long, l'information basse fréquence est à haute résolution. Si l'intervalle de temps est plus court, l'information haute fréquence est à haute résolution. Dans [96], ils ont montré que les deux méthodes TFCF et transformée d'ondelette ont montré un succès pour la détection des défauts en utilisant les courants d'une machine (MCSA) dans les conditions non stationnaires contrairement à l'FFT.

1.6.2.3 Order tracking

Les méthodes précédentes tendent à contourner les limites de l'analyse de Fourier dans le cas non stationnaire. La raison principale est que les données de départ sont échantillonnées en fonction du temps. A fréquence variable la représentation spectrale classique n'a plus de sens. L'order tracking aborde ce problème de manière différente. L'idée est de remplacer l'échantillonnage temporel traditionnel par un échantillonnage angulaire. Cette méthode est très utilisée en mécanique et dans le domaine des moteurs thermiques. 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 (grandeur dépendant de la vitesse) mais par un nombre d'impacts par tour. L'order tracking nécessite de disposer d'une mesure ou d'une estimation de l'angle mécanique et de procéder à un échantillonnage direct ou indirect du signal à analyser.

Afin d'illustrer le principe de l'order tracking, nous allons utiliser un simulateur de machine synchrone LSRPM commandée en vitesse par commande vectorielle. Le simulateur est présenté sur la figure 1.16. La machine étudiée est un moteur synchrone à aimants permanents 7800W-750tr/mn (nombre de paires de pôles $P = 4$). Le couple nominal du moteur est $T_{rN} = 7N.m$. Le générateur de défaut est toujours caractérisé par une perturbation du couple résistant de 9 impacts/tour.

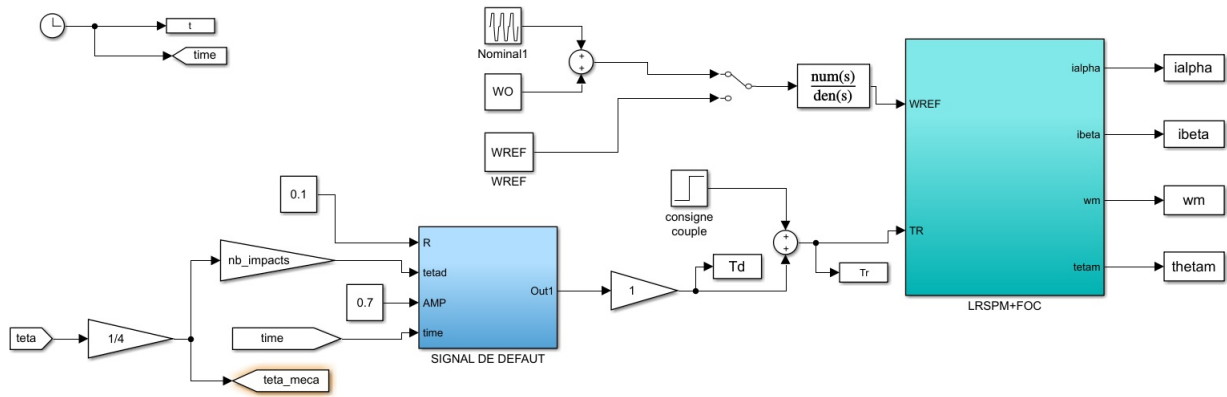


Figure. 1.16 – Simulateur du moteur LSRPM

Le moteur tourne à une vitesse de rotation variable autour de la vitesse nominale 750 tr/min suivant un cycle allant de $[w_n - w_n/4; w_n + w_n/4] \approx [60; 100] \text{ rad/s}$ comme le montre la figure 1.17.

Nous avons montré dans le chapitre 2 que la vitesse instantanée est le signal le plus sensible aux indicateurs de défauts, ce signal sera utilisé dans l'analyse suivante. Si l'on effectue une FFT directe de la vitesse (voir figure 1.17), on peut deviner les fréquences liées au défaut autour de $(F_d = 9 \times 750/60 = 112.5 \text{ Hz})$ mais le spectre est perturbé à cause des variations de la vitesse. La variation de fréquence des composantes liées au défaut sont montrées plus clairement avec une représentation 3D en temps-fréquence sur la figure 1.18.

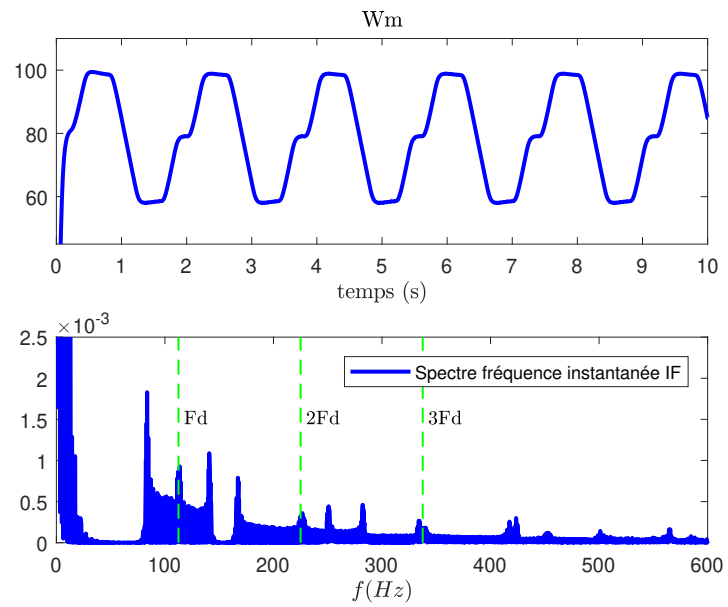


Figure. 1.17 – Vitesse de rotation mécanique (W_m) et son spectre (FFT).

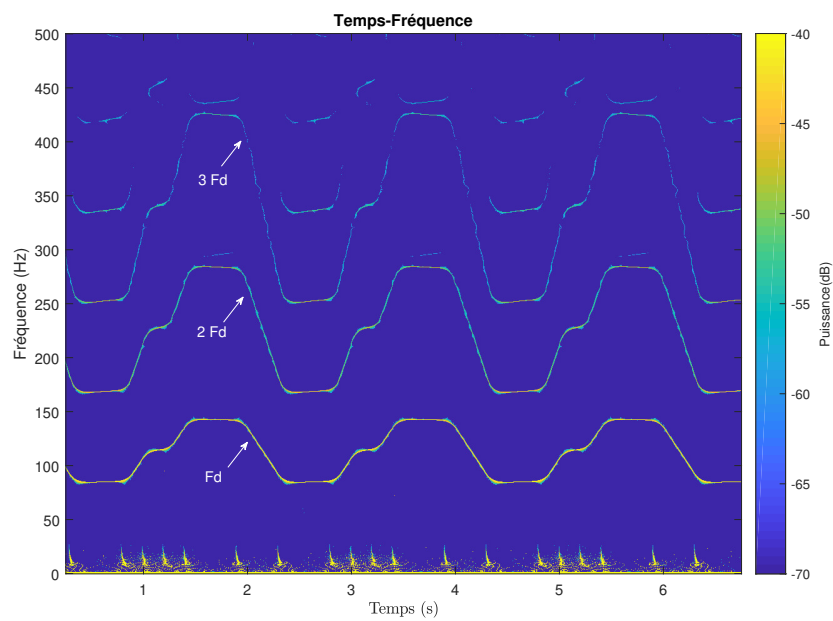


Figure. 1.18 – Représentation Temps-fréquence.

On fait maintenant l'hypothèse qu'on connaît la position mécanique du rotor (θ_m). En utilisant cette position on peut exprimer les signaux en fonction de θ_m et non de t . Pour pouvoir utiliser la FFT sur ce nouveau signal, il faut que la discrétisation angulaire du signal soit réalisée à pas constant $\Delta\theta_m$. Cette phase sera détaillée dans le paragraphe 2.2.4.2.

Sur la figure 1.19, est représenté le spectre de la vitesse de la machine, ré-échantillonné en fonction de θ_m à pas angulaire constant. L'échelle des abscisses n'est plus exprimée en Hz mais en événements par tour ($evt/tour$). Les ordres 9, 18, 27... sont maintenant facilement détectables.

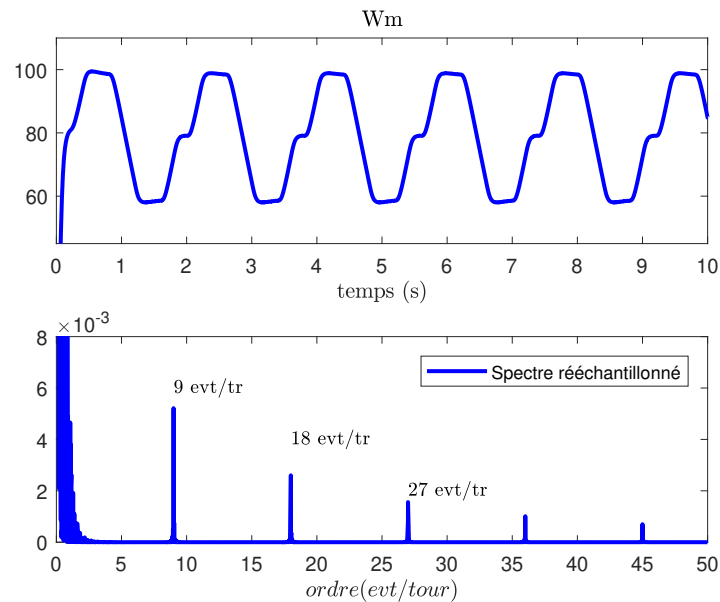


Figure. 1.19 – Vitesse de rotation et son spectre ré-échantillonné.

Il est donc possible, à partir d'un ré-échantillonnage angulaire, de revenir à une représentation stationnaire des signaux et d'utiliser à nouveau des techniques simples telle que la FFT. Toutefois cette technique nécessite de connaître la position mécanique de la machine (θ_m) et de mettre en oeuvre une technique d'échantillonnage angulaire à pas constant $\Delta\theta_m$. Le chapitre suivant présente la stratégie adoptée et qui consiste à estimer la vitesse de la machine à partir des mesures électriques puis d'en déduire la position mécanique par intégration.

ORDER TRACKING PAR ESTIMATION DE LA VITESSE ANGULAIRE INSTANTANÉE

2.1 Introduction

Les différentes techniques de mise en oeuvre de l'order tracking seront présentées dans le paragraphe 2.2. Dans ce travail, nous nous intéressons aux techniques de type TOT (Tachless Order Tracking) pour lesquelles la position angulaire instantanée n'est pas directement mesurée, elle doit donc être estimée. La méthodologie adoptée est la suivante :

- estimation de la vitesse angulaire instantanée à partir des mesures électriques,
- estimation de la position mécanique,
- ré-échantillonnage des grandeurs d'analyse en fonction de la position mécanique à pas angulaire constant.

Plusieurs techniques d'**estimation de la vitesse angulaire instantanée IAS (instantaneous angular speed) à partir des mesures électriques** seront détaillées dans la suite. Elles seront présentées en fonction du nombre de mesures électriques disponibles :

- Méthodes 1C : on ne dispose que de la mesure d'un seul courant de phase.
- Méthodes 3C : on suppose disposer des trois courants mesurés.
- Méthodes 3C/3T : les trois courants et les trois tensions sont disponibles.

2.2 Techniques d'order tracking (OT)

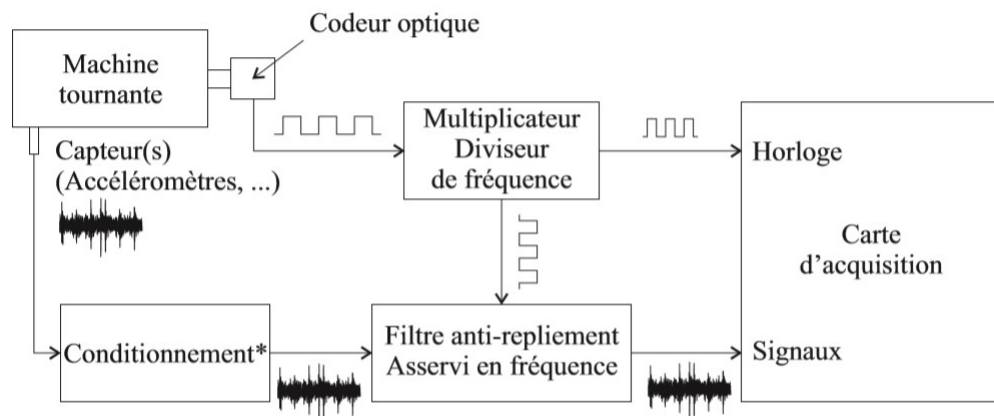
Les méthodes d'OT peuvent être classées en deux catégories : les méthodes dépendant du temps et les méthodes dépendant de la position angulaire [97] :

- Méthodes dites "Time dependant (TD)" : Ce groupe rassemble les méthodes pour lesquelles le signal est initialement échantillonné dans le domaine temporel.
- Méthodes dites "Angle dependant" (AD) : Ce groupe rassemble les méthodes pour lesquelles le signal est directement échantillonné dans le domaine angulaire.

Toutes ces méthodes utilisent la position mécanique pour réaliser l'OT. La position doit être soit extraite d'un capteur soit estimée, il en découle trois techniques d'OT :

- HOT Hardware Order Tracking.
- COT Computed Order Tracking.
- TOT Tachless Order Tracking.

2.2.1 HOT – Hardware Order Tracking



* Sauf le filtre anti-repliement

Figure. 2.1 – Schéma de principe du HOT [3].

La HOT est illustrée dans la figure 2.1 dans le cas d'un signal d'analyse vibratoire. Cette technique nécessite un filtre anti-repliement (FAR) ajustable et un convertisseur analogique numérique (CAN), ces deux composants sont contrôlés par un microcontrôleur (μc). Quand le moteur tourne, l'intervalle Δt entre les impulsions générées par le tachymètre est aussi variable. Le μc utilise la position pour envoyer des impulsions qui servent à déclencher le CAN, et par conséquent, la fréquence d'échantillonnage f_s varie avec la vitesse de rotation du moteur. De plus, le signal (grandeur physique) doit passer par un FAR dont la fréquence de coupure doit être ajustée afin d'éviter le repliement de spectre. Les fréquences de coupure sont configurées par le μc en fonction de la fréquence des impulsions de tachymètre. Ensuite, le signal est échantillonné à intervalle angulaire $\Delta\theta$ constant. Ces techniques font partie des méthodes de type AD.

L'HOT est rapide et peut être réalisé en ligne. Cependant, la fréquence d'échantillonnage du CAN et la fréquence de coupure du FAR sont variables. Par conséquent cette technique peut présenter une certaine latence d'échantillonnage et introduire des erreurs, en particulier lorsque la vitesse de rotation change rapidement. En outre, la méthode HOT nécessite des matériels spécifiques (FRA ajustable), ce qui augmente le coût et la complexité de cette technique,[56, 98].

2.2.2 COT – Computed Order Tracking

Le principe des techniques COT est donné sur la figure 2.2. Ici le signal est échantillonné temporellement à fréquence fixe F_s en respectant la condition de Shannon (Nyquist). La fréquence de coupure du FAR est maintenant fixe et choisie par rapport aux variations maximum de la vitesse (voir paragraphe 2.2.6). La position est mesurée par un capteur installé sur l'arbre. A partir de cette mesure de position, le signal d'analyse est ré-échantillonné logiquement par le μc . Par rapport aux méthodes HOT, la technique COT réduit la complexité matérielle et améliore la fiabilité de l'OT [98].

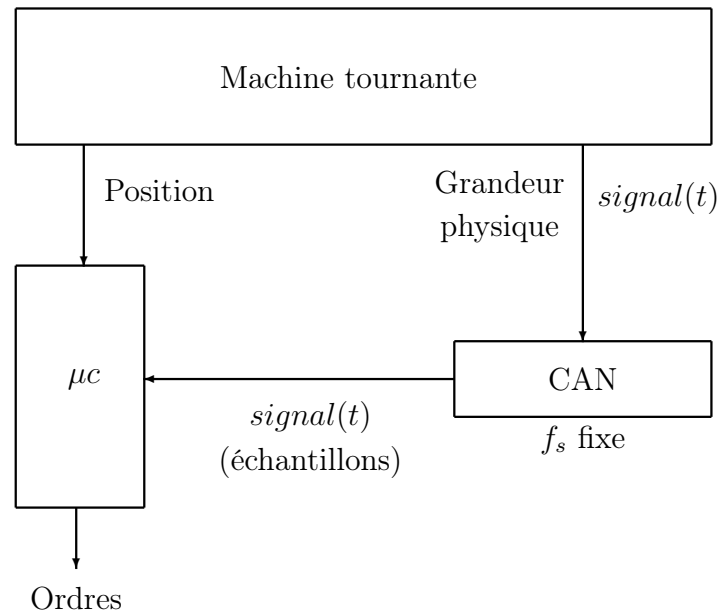


Figure. 2.2 – Schéma de principe du COT.

2.2.3 TOT – Tacholess Order Tracking

L'inconvénient des techniques COT est qu'elles nécessitent toujours un capteur pour mesurer la position du rotor. Pour résoudre ce problème, la position peut être estimée à partir d'une mesure moins intrusive et coûteuse (mesures vibratoires ou électriques) d'où l'appellation *tacholess*. Les techniques TOT peuvent être considérées comme un cas particulier des méthodes COT mais sans capteur de position car le ré-échantillonnage angulaire est toujours fait logiquement par le μc .

En TOT, on peut distinguer :

- le signal ou les signaux utilisés pour estimer la position angulaire,
- le signal analysé dans lequel on recherche des signatures du défaut, et en particulier les caractéristiques du signal exploitées (par exemple l'amplitude instantanée du courant ou sa phase instantanée).

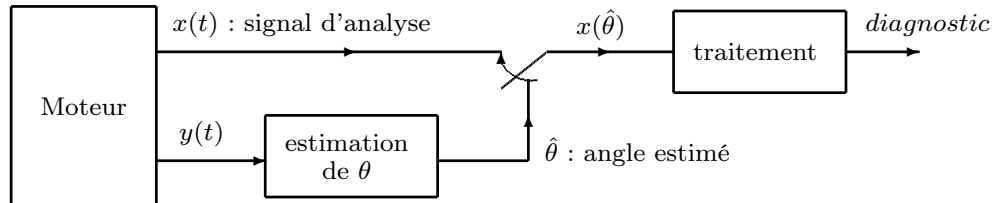


Figure. 2.3 – Schéma de TOT.

Réf.	Signal analysé	Estimation θ	Technique	Applications
[99]	vibratoire	vibratoire	algorithme FDTW	boîte de vitesse
[100]	vibratoire	vibratoire	décomposition EEMD	desalignement
[101]	vibratoire	vibratoire	algorithme DLMRD	roulement
[102]	vibratoire	courants/tensions	observateur	éolien
[103]	vitesse estimée	courants/tensions	observateur	oscillation couple
[104]	vibratoire	tensions	PLL	roulement
[105]	son	courant	décomposition ASDS	roulement
[106]	vibratoire	courant	ondelette SWT	roulement
[107, 108]	courant	courant	PLL	roulement
[109]	courant	courant	PLL	déséquilibre
[110]	courant	courant	PLL	boîte de vitesse
[111]	courant	courant	outil mathématique	excentricité, roulements
[112]	vitesse estimée	courant	PLL	oscillation couple
[113]	vitesse estimée	courant	identification	oscillation couple

Table 2.1 – TOT et applications.

Le tableau 2.1 présente quelques références d'applications de TOT en

diagnostic précisant les points ci-dessus ainsi que la technique de traitement utilisée et l'application visée.

Dans ce manuscrit nous nous focalisons sur l'order tracking opéré à partir des mesures électriques. Dans notre cas, les signaux d'analyse et ceux permettant l'estimation de l'angle sont identiques. Par ailleurs, nous avons choisi d'utiliser la fréquence instantanée du courant comme grandeur d'analyse ce qui, dans le cas d'une machine synchrone revient à exploiter la vitesse instantanée (figure 2.4).

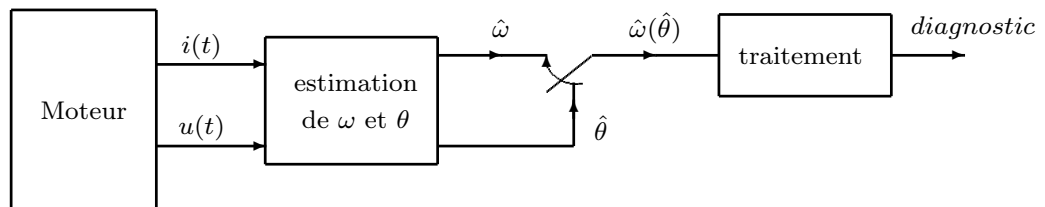


Figure. 2.4 – Schéma de TOT.

Une fois le signal d'analyse obtenu, l'order tracking nécessite de l'échantillonner avec l'angle mécanique estimé. Cette opération peut être réalisée hors ligne ou en ligne.

2.2.4 Ré-échantillonnage angulaire

2.2.4.1 Ré-échantillonnage hors ligne

A partir du signal d'analyse $x(t)$ et de l'angle estimé $\hat{\theta}_m$, il est possible d'utiliser une interpolation garantissant un pas angulaire constant $\Delta\theta_m$ et permettant de construire le signal $x(\theta_m)$. Dans [114], plusieurs outils permettent d'interpoler le signal $x(t)$ entre les instants d'échantillonnage temporel ont été rappelés :

- Théorie de Fourier : Avec l'hypothèse où le signal temporel a été acquis en respectant la condition de Shannon (Nyquist), il est possible de reconstruire le signal pour tous les instants en utilisant la

théorie de Fourier. La relation qui permet de réaliser l'interpolation est la relation (2.1)

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n.Ts) \cdot \frac{\sin(\pi(t - n.Ts)/Ts)}{\pi(t - n.Ts)/Ts} \quad (2.1)$$

Avec Ts la période d'échantillonnage temporel.

- Interpolation polynomiale : il est possible d'utiliser les polynômes de Lagrange ou la technique des Splines. Pour les polynômes de Lagrange, un polynôme d'ordre $N - 1$ est calculé à partir des N points disponibles. Plus d'informations sont disponibles dans [115].

Cette solution communément adoptée nécessite de travailler sur un ensemble d'échantillons préalablement enregistré. Dans le paragraphe suivant nous proposons une solution en ligne, effectuant en même temps l'estimation de l'angle mécanique et l'échantillonnage angulaire du signal d'analyse.

2.2.4.2 Ré-échantillonnage en ligne

2.2.4.2.1 Principe Le schéma fonctionnel de cette méthode est illustré à la figure 2.5. A partir de l'angle estimé $x(\theta_m)$, un quantificateur est utilisé pour définir le pas angulaire désiré $\Delta\theta_m$. La comparaison de l'angle estimé et de sa quantification permet de générer une impulsion à l'aide d'un monostable. Cette impulsion est utilisée pour prélever un échantillon sur le signal d'analyse choisi. La position mécanique de la génératrice θ_g est quantifiée avec un pas $\Delta\theta$. Ce pas sera par la suite considéré comme la période d'échantillonnage angulaire utilisée pour l'analyse des signaux (figure 2.6 en haut). On soustrait ensuite le signal d'entrée avec le signal quantifié. On obtient l'équivalent du bruit de quantification qui est envoyé à un monostable qui génère des impulsions tous les $\Delta\theta$ (figure 2.6 en bas). Ces impulsions sont utilisées pour déclencher les acquisitions de la pulsation mécanique et de la position mécanique. On obtient une pulsation mécanique et un signal angulaire échantillonnés avec un pas $\Delta\theta$ constant.

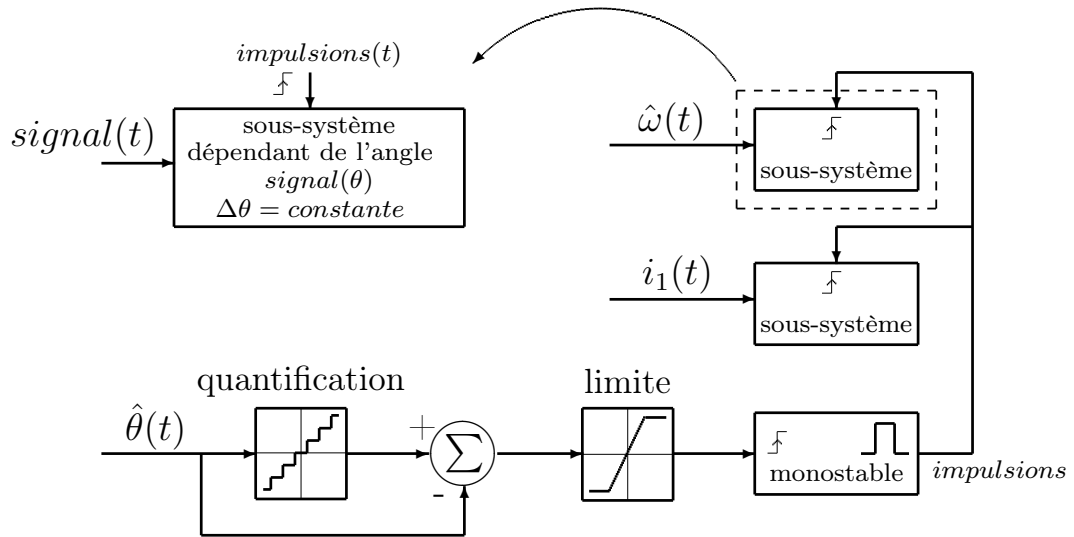


Figure. 2.5 – Schéma-bloc de la synchronisation en ligne.

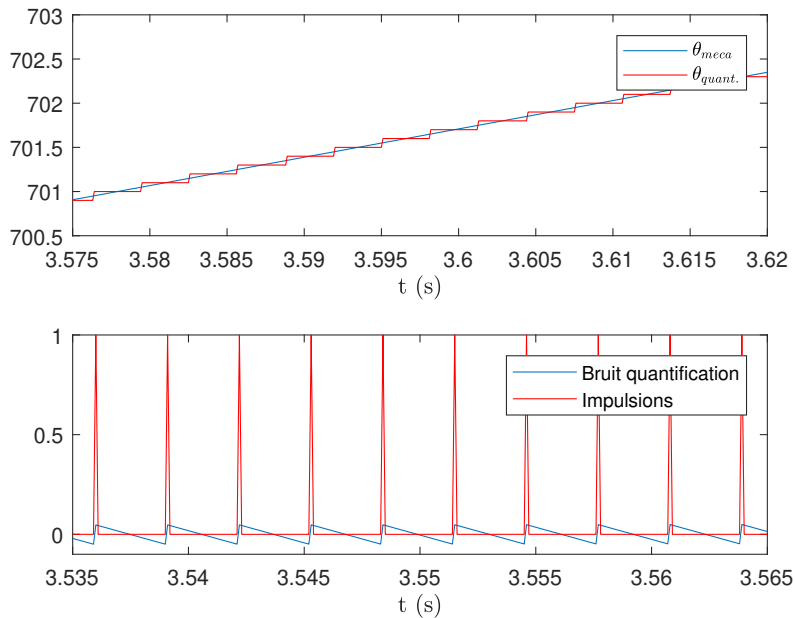


Figure. 2.6 – Signaux bloc Échantillonnage angulaire

Nous illustrons la technique d'échantillonnage en ligne présentée sur la figure 2.5. Le simulateur utilisé est proche du fonctionnement du banc d'essai du LIAS et décrit sur la figure 2.7. Le bloc jaune simule la machine d'entraînement et sa commande vectorielle. Cette machine est commandée en vitesse. Le bloc en gris simule la génératrice et sa charge. Le bloc en bleu simule le défaut de type impulsionnel dont on peut régler le nombre d'impacts par tour et l'amplitude. Le bloc vert contient l'échantillonnage angulaire décrit par la figure 2.5. Les entrées de ce bloc sont la pulsation et la phase instantanées de la génératrice.

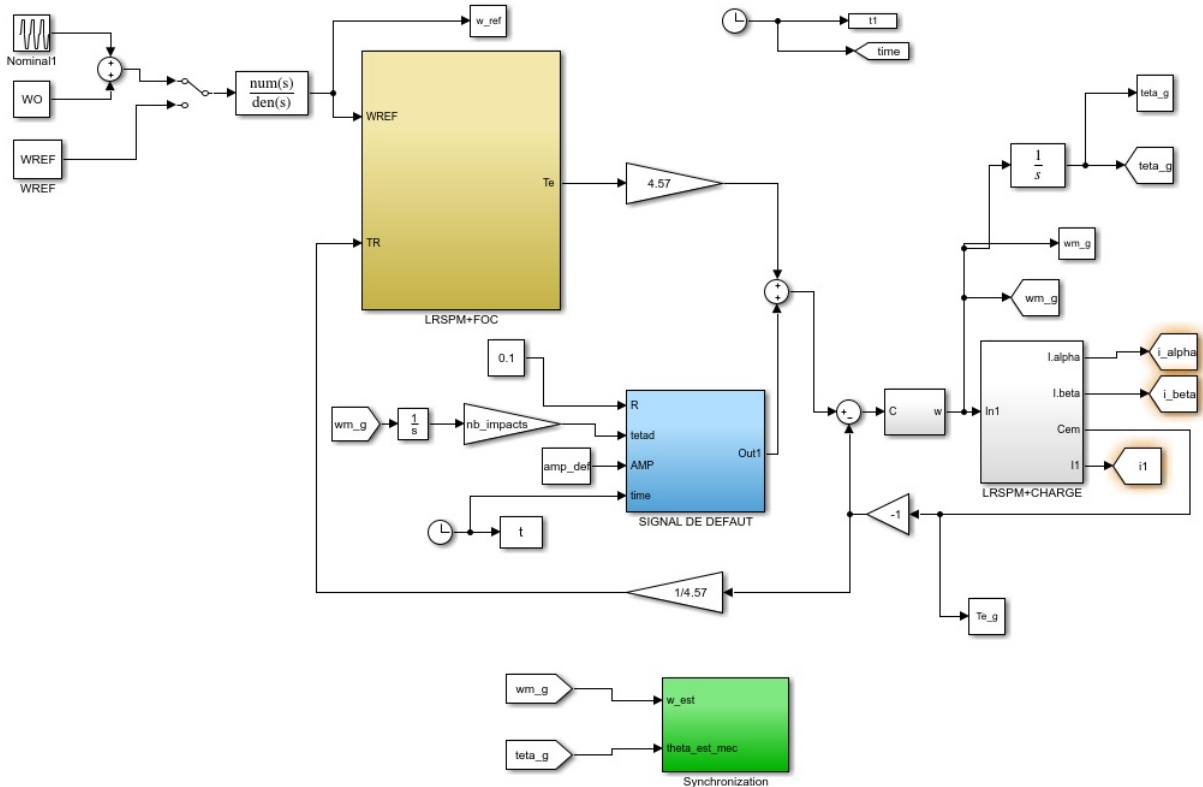


Figure. 2.7 – Simulateur du banc d'essai du LIAS.

2.2.4.2.2 Simulation à vitesse fixe Le premier essai est une simulation à vitesse fixe. La vitesse du moteur d'entraînement est fixée pour que la génératrice tourne à une fréquence de $10Hz$. Le simulateur

d'impact est un générateur de signal impulsionnel périodique dont le fondamental est un multiple de la fréquence de rotation. On génère ainsi un nombre d'impact par tour sur l'arbre des machines (moteur ou génératrice). Pour cet essai, le nombre d'impacts par tour est fixé à 9 au niveau du couple d'entraînement de la génératrice. La génératrice tourne à $10Hz$ soit 10 tours par seconde. En $0,1s$, elle fait donc un tour pendant lequel seront générés 9 impacts. Sur le zoom de la figure 2.8, on note les perturbations générées par le défaut au nombre de 9. Si l'on traçait le spectre de ce signal, on obtiendrait une composante continue et des composantes spectrales tous les $90Hz$, la perturbation étant périodique. En bas de la figure 2.8, on a tracé la fréquence de rotation en fonction de l'angle mécanique sur un horizon de 2π . On vérifie bien la présence des 9 impacts sur un tour.

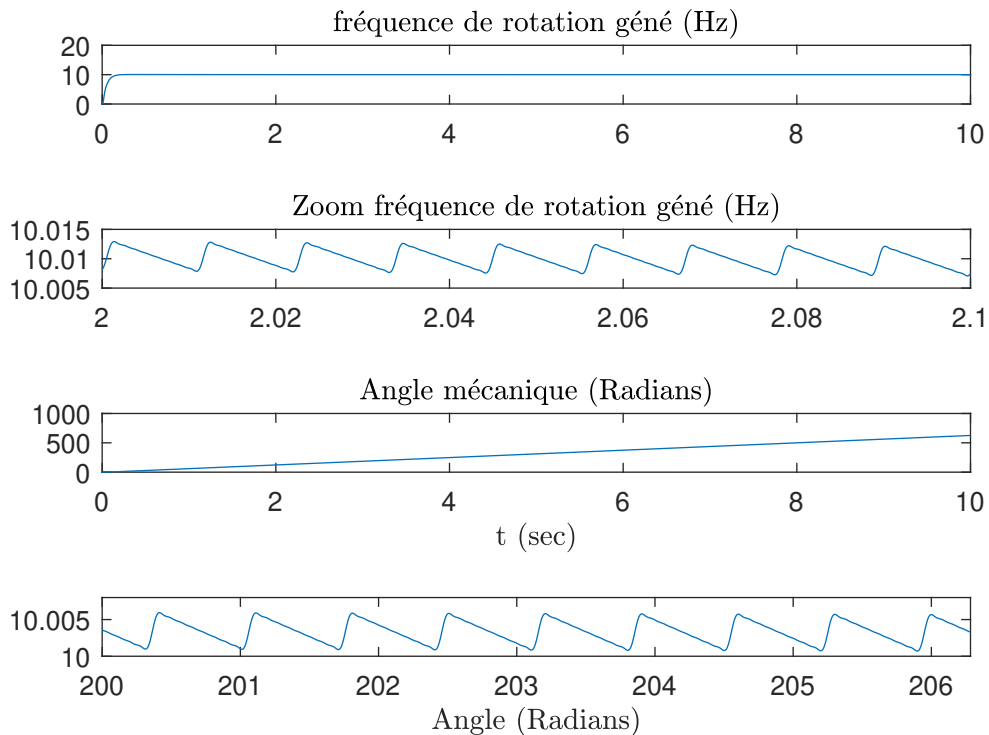


Figure. 2.8 – Simulation à vitesse fixe ($f_{gene} = 10Hz$).

La vitesse mécanique et l'angle sont maintenant envoyés dans le bloc de d'échantillonnage angulaire (en vert sur la figure 2.7). L'angle et la vitesse sont maintenant échantillonnés à pas constante $\Delta\theta = 0,1rad$. Le pas angulaire étant constant, on peut calculer la FFT du signal. La "fréquence d'échantillonnage" est $g_s = \frac{1}{\Delta\theta}$ homogène à des rad^{-1} . Il est convenu de représenter les spectres en nombre d'évènements par tour, ce qui revient à multiplier le vecteur en abscisse du spectre, calculé à partir de g_s , par 2π .

On donne sur la figure 2.9, le spectre de la fréquence mécanique échantillonnée angulairement. On vérifie la présence de raies spectrales à $g = 9, 18, 27$ correspondant à des multiples entiers du nombre d'impacts. On note que le spectre est tracé jusqu'à environ $30\text{ ev}^t/\text{tour}$. En effet la FFT est calculée sur un horizon $[0 ; \frac{J_s}{2}]$ soit $[0 ; 5 \times 2\pi = 31,41\text{ev}^t/\text{tour}]$. On note des raies supplémentaires autour de $g = 9, 18, 27$ qui sont dues au repliement de spectre et dont les valeurs peuvent être aisément retrouvées.

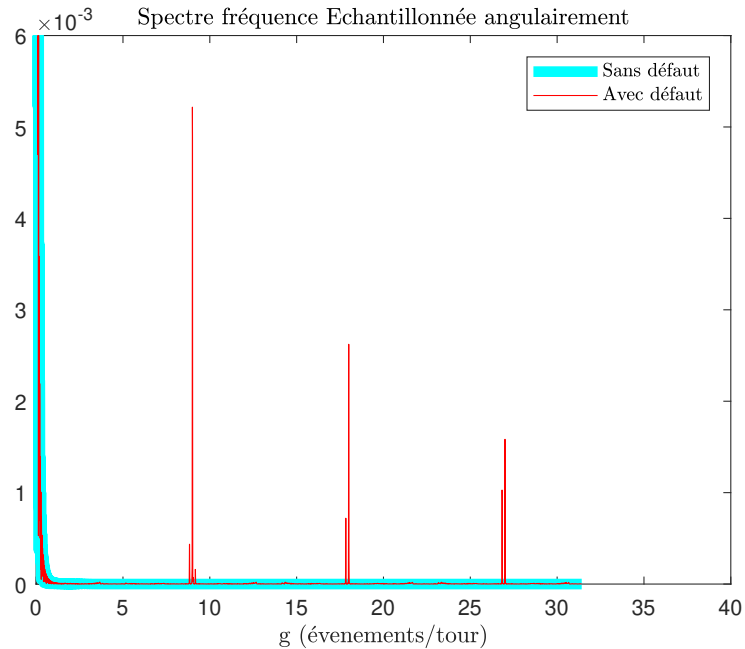


Figure. 2.9 – Spectre de la vitesse instantanée échantillonnée en angle.

2.2.4.2.3 Simulation à vitesse variable Le test suivant est réalisé à vitesse variable. La vitesse de génératrice évolue entre $10Hz$ et $50Hz$. La figure 2.10 donne les signaux obtenus.

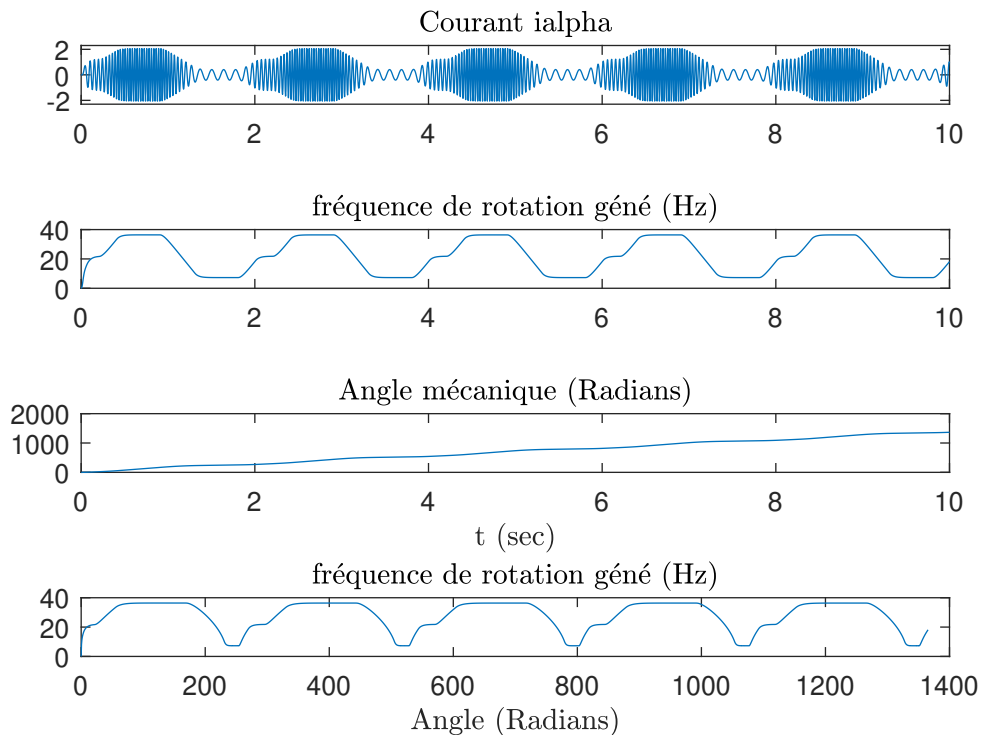


Figure. 2.10 – Vitesse instantanée échantillonnée en angle.

Sur la figure 2.11, on donne le spectre obtenu. On vérifie la présence de raies spectrales à $g = 9, 18, 27$ correspondant à des multiples entiers du nombre d'impacts. L'order tracking en ligne permet donc d'obtenir un spectre stationnaire même dans le cas d'un fonctionnement à vitesse variable.

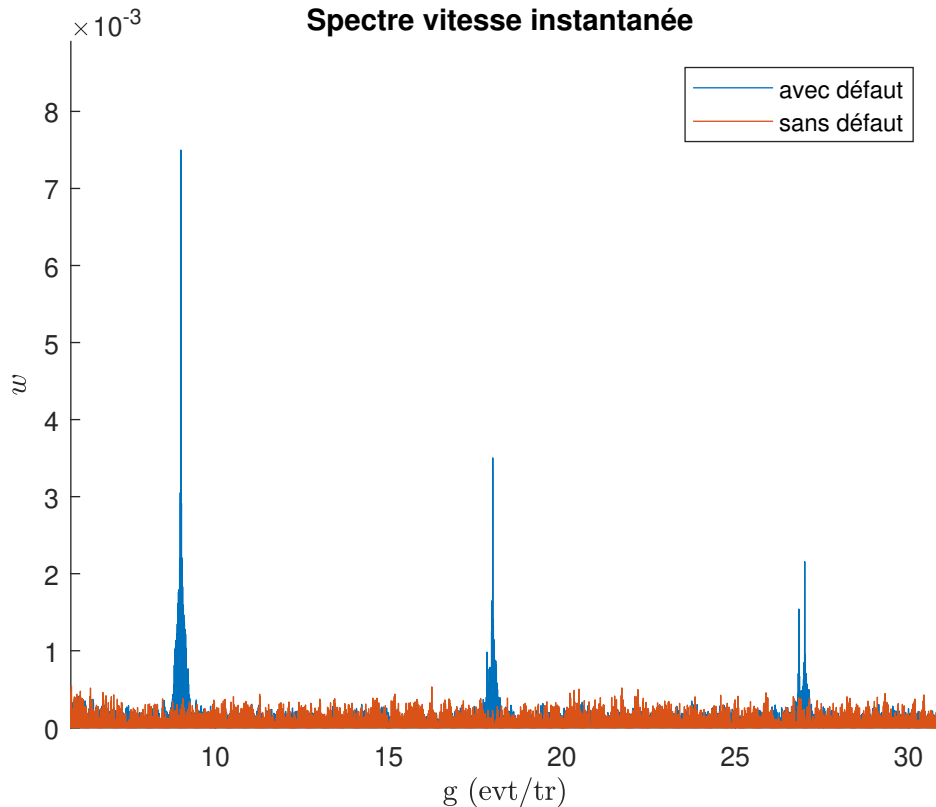
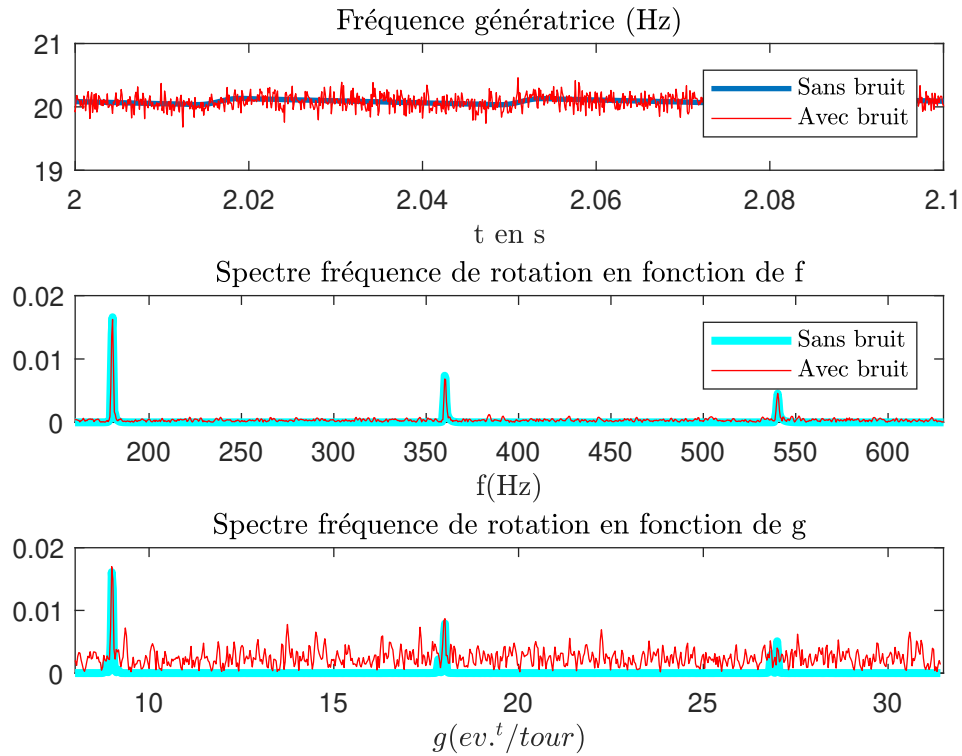


Figure. 2.11 – Spectre de la vitesse instantanée échantillonnée en angle.

2.2.4.2.4 Influence du bruit de mesure Dans cette partie, nous allons montrer que l'échantillonnage angulaire est sensible au bruit de mesure. On réalise un essai à vitesse fixe. Dans ce cas les spectres en Hz et en évènements/tour devraient être identiques à un changement d'échelle près. Un bruit est ajouté à la mesure de vitesse. Le pas d'échantillonnage angulaire est fixé à $\Delta\theta = 0.1rad$. Le défaut est toujours de 9 impacts par tour coté génératrice. On trace ensuite les spectres de la fréquence de rotation échantillonnée temporellement puis angulairement. Les résultats sont donnés sur la figure 2.12.

Figure. 2.12 – Estimations pour $\Delta\theta = 0.1rad$, vitesse bruitée

En comparant les deux spectres, on note que le niveau de bruit spectral est plus élevé lorsque le signal est échantillonné angulairement. C'est un critère important qui permettra de discriminer les techniques sans capteur fournissant l'estimation de vitesse que nous avons choisi comme grandeur d'analyse pour la détection de défaut.

La figure 2.13 montre le même essai avec $\Delta\theta = 0.01rad$. On note que le bruit spectral a fortement diminué et l'allure des deux spectres se rapprochent.

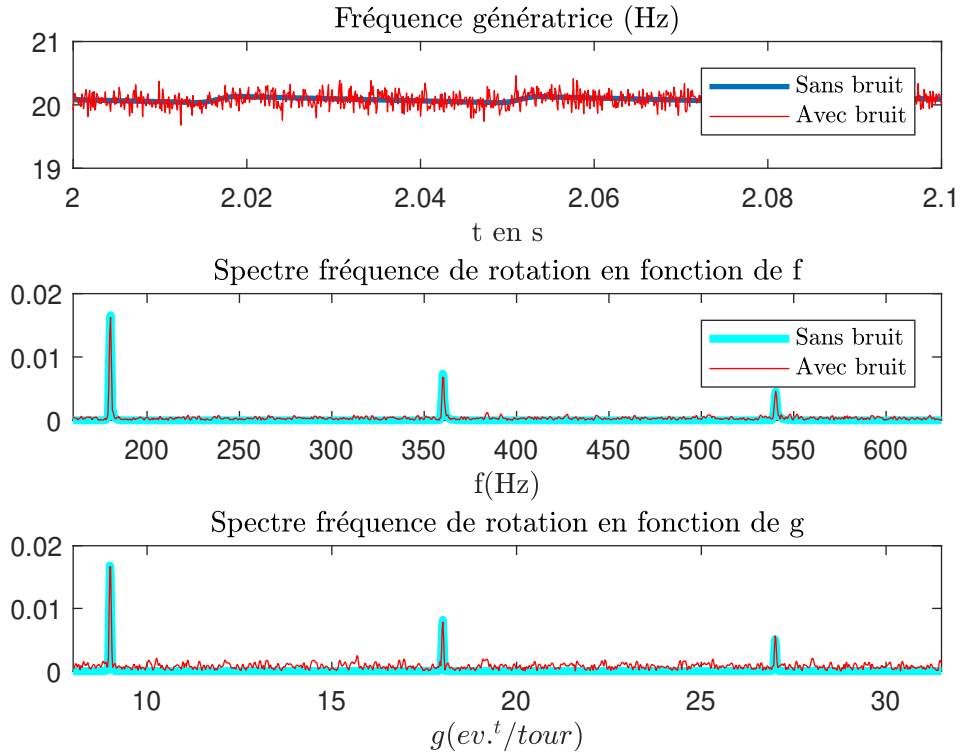


Figure. 2.13 – Estimations pour $\Delta\theta = 0.01rad$, vitesse bruitée

2.2.5 Condition de Shannon

Pour les deux techniques de ré-échantillonnage présentées les signaux sont discrétisés au départ dans le domaine temporel. Cela implique que la condition de Shannon doit être respectée pour toute la plage de variation de la vitesse et que le filtre anti-repliement doit être conçu en conséquence.

2.2.6 Filtre anti-repliement

Le réglage du filtre anti-repliement est complexifié par le fait que lorsque $\Delta\theta$ est constant, δt est variable. Le filtre anti-repliement doit jouer son rôle avec une vitesse de rotation variable. Pour le caractériser, nous allons considérer que la fréquence de rotation est comprise dans un

intervalle $[F_{r-min}; F_{r-max}]$.

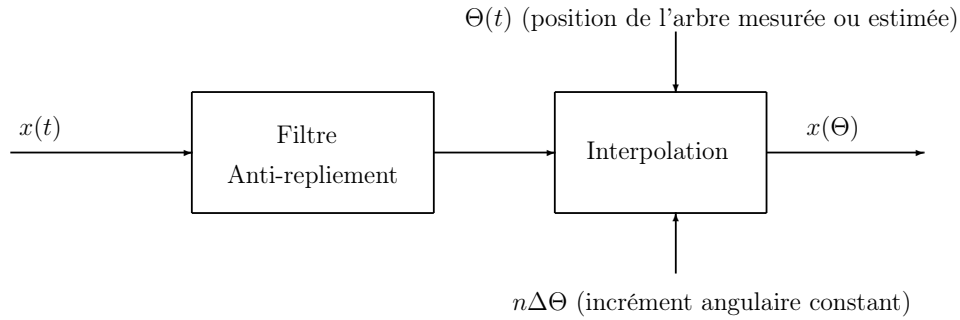


Figure. 2.14 – Principe du ré-échantillonnage.

La fréquence de rotation est définie par $F_r = \frac{\Omega_r}{60}$ avec F_r en Hz et Ω_r en tr/min. A partir du nombre d'échantillons angulaires par tour (spr -Sample Per Round) et de la plus petite fréquence de rotation, il est possible de définir la fréquence de coupure du filtre anti-repliement F_c en Hz.

$$F_c = \frac{spr \cdot F_{r-min}}{2}. \quad (2.2)$$

Chaque échantillon temporel est associé à une position de l'arbre en rotation. Les deux informations vont par la suite être combinées pour réaliser une interpolation et donc le ré-échantillonnage du signal $x(t)$ en $x(\Theta)$. Or le signal temporel est passé (avant l'acquisition) par un filtre anti-repliement. Il est donc important de construire un filtre anti-repliement pour lequel le déphasage est nul dans la bande passante $[0; F_c]$. Selon [114] les solutions envisageables sont l'utilisation d'un filtre RIF (Réponse Impulsionnelle Finie) symétrique en compensant le retard pur, ou un filtre forward-backward.

2.2.7 Conclusion

Nous avons présenté les différentes techniques permettant de mettre en oeuvre l'échantillonnage angulaire. Nous avons proposé une solution

en ligne permettant d'obtenir, en temps réel, un signal échantillonné en fonction de l'angle mécanique.

Dans la suite, nous nous plaçons dans le cadre de l'échantillonnage angulaire sans capteur mécanique (TOT). Ainsi, le signal d'analyse et l'angle mécanique doivent être déduits des seules mesures électriques. Nous explorons un certain nombre de cas possibles en fonction du nombre de mesures disponibles.

2.3 Estimation de la vitesse angulaire instantanée

2.3.1 Méthode 1C : approche par identification du modèle du signal

Dans ce paragraphe, nous étudions la possibilité d'estimer l'angle mécanique et la vitesse d'une machine synchrone à partir d'une seule mesure de courant. La méthode proposée est basée sur l'identification d'un modèle du courant sous la forme d'une sinusoïde dont l'amplitude et la phase instantanées sont variables.

2.3.1.1 Présentation de l'algorithme

L'algorithme utilisé est un algorithme non-linéaire basé sur un filtre sélectif (notch filter) adaptatif, il a été proposé initialement par [75] et utilisé dans plusieurs applications : estimation des composantes symétriques dans les réseaux électriques triphasés [116], estimation d'efficacité "in situ" des machines asynchrones [4] et mesure des harmoniques dans les dispositifs d'électronique de puissance [117]. L'algorithme est détaillé dans l'article [4].

Nous considérons un signal sinusoïdal :

$$I_f(t) = A(t) \sin \varphi(t) \quad (2.3)$$

À ce signal, on ajoute d'autres composantes sinusoïdales et un bruit $n(t)$:

$$I(t) = \sum_{i=0}^{\infty} A_i(t) \sin \varphi_i(t) + n(t) \quad (2.4)$$

$$\varphi_i(t) = \int_0^t w_i(t) dt + \alpha_i(t) \quad (2.5)$$

Avec $A(t)$ l'amplitude du signal, $\omega(t)$ la pulsation, $\alpha(t)$ l'angle de phase et $n(t)$ la composante de bruit. L'algorithme utilise la méthode du gradient et minimise le carré de la fonction erreur :

$$e(t) = I(t) - A(t) \sin \varphi(t) \quad (2.6)$$

L'algorithme se base sur les équations suivantes :

$$\frac{dA(t)}{dt} = m_1 e(t) \sin \varphi(t) \quad (2.7)$$

$$\frac{dw(t)}{dt} = m_2 e(t) A(t) \cos \varphi(t) \quad (2.8)$$

$$\frac{d\varphi(t)}{dt} = w(t) + m_3 \frac{dw(t)}{dt} \quad (2.9)$$

Le schéma fonctionnel de l'algorithme (figure 2.15) montre l'utilisation de trois paramètres, m_1 , m_2 et m_3 . Aucune méthodologie n'est précisée pour initialiser les trois paramètres. La vitesse de convergence dépend de la valeur de m_1 tandis que m_2 et m_3 ont un impact sur la fréquence et la poursuite de phase. On remarque l'utilisation d'intégrales dans le schéma bloc, il est donc très important d'initialiser correctement les paramètres m_i pour s'assurer une convergence de l'algorithme. Cette étape est développée dans la partie 2.3.1.2.

La figure 2.15 montre un algorithme intéressant pour les applications où la fréquence instantanée doit être estimée en temps réel. En effet sa mise en oeuvre ne nécessite que des éléments de calculs élémentaires (additions, soustraction, multiplications, intégration). On note par ailleurs que l'estimation s'effectue autour d'une fréquence centrale f_0 comme dans le cas d'une P.L.L.

Cette technique, dans la structure du bouclage est différente d'une PLL. Elle permet d'estimer à la fois la fréquence et l'amplitude d'un signal sinusoïdal. Sa réalisation semble séduisante pour une application "temps réel". Toutefois le réglage des trois paramètres m_1 , m_2 et m_3 reste délicat du fait des couplages entre les boucles d'estimation de l'amplitude

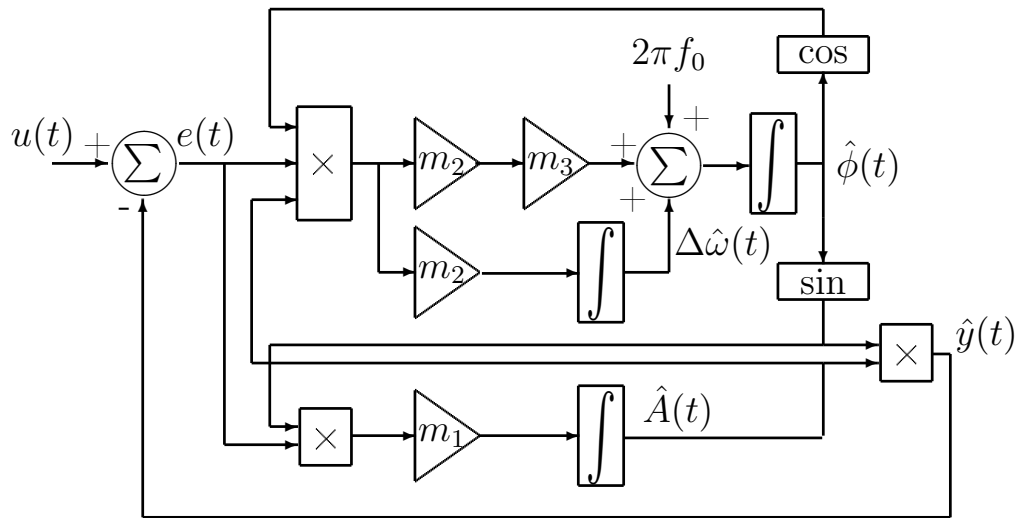


Figure. 2.15 – Schéma bloc de l'algorithme non linéaire d'identification, (Schéma provenant de l'article de [4]).

et d'estimation de la fréquence. De plus, les boucles sont non-linéaires, ce qui complexifie un peu plus le réglage des paramètres.

Dans le paragraphe suivant, une technique de linéarisation permet de proposer un réglage de l'initialisation de cette méthode.

Outre la phase d'initialisation, l'algorithme est intéressant à utiliser, il permet de retenir l'information souhaitée, son fonctionnement est comparable à un filtre coupe-bande. Ainsi, les composantes sinusoïdales superflues et les bruits sont rejetés. La théorie montre qu'il est possible de reconstituer le signal grâce à l'utilisation de cette méthode. De plus, cette approche est basée seulement sur l'initialisation de trois paramètres, donc si ceux-ci sont bien choisis, on peut aisément travailler en temps réel. Pour résumer, cet algorithme est capable d'extraire la composante principale d'un signal malgré la présence de bruit même si la fréquence et l'amplitude sont modifiées au cours du temps (modulation d'amplitude et/ou de fréquence). Ce cas est intéressant dans le cas du diagnostic et de la maintenance prédictive. En effet, les défauts mécaniques se traduisent sur les courants par des modulations d'amplitude et/ou de fréquence.

2.3.1.2 Initialisation des paramètres : linéarisation

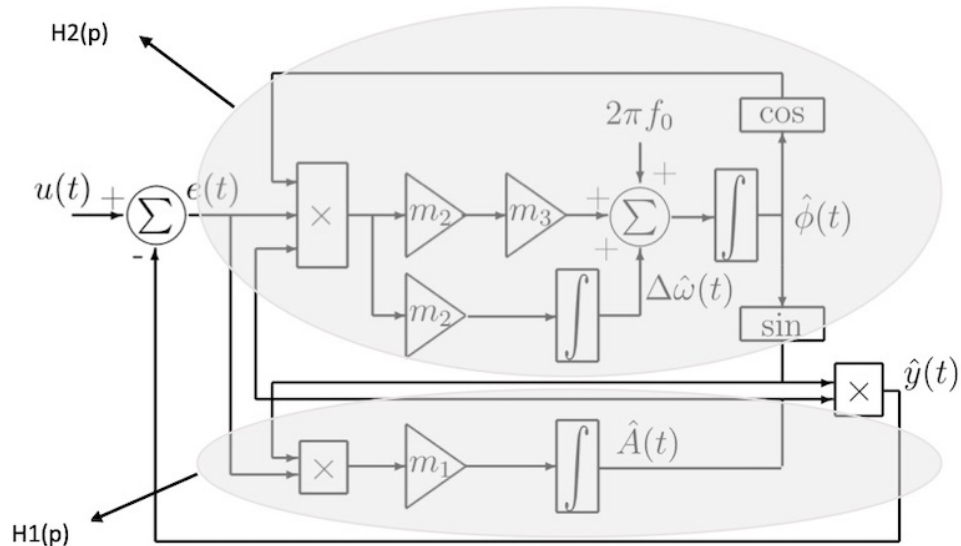


Figure. 2.16 – Schéma bloc avec la mise en évidence de la partie amplitude, $H_1(p)$, et la partie fréquence, $H_2(p)$

On vient de voir les avantages de l'utilisation de cet algorithme d'identification. Son application dépend de trois paramètres : m_1 , m_2 et m_3 . Les travaux liés à cette technique, ne proposent pas de méthode claire quant à l'initialisation des trois paramètres. Une solution, proposée dans le travail de thèse, est de linéariser les différentes équations. Il est important de noter que la linéarisation va conduire à une simplification et donc des approximations importantes notamment la suppression du couplage. Le but à présent est de linéariser les équations présentes dans l'algorithme afin de pouvoir initialiser ces paramètres correctement suivant les conditions de fonctionnement souhaitées. On a deux types d'équations, une liée à l'amplitude (partie $H_1(p)$ de la figure 2.16) et l'autre liée à la fréquence (partie $H_2(p)$ de la figure 2.16).

La linéarisation des équations liées à l'amplitude, pour cela on extrait une partie du simulateur pour identifier le premier paramètre m_1 (figure 2.17) :

L'amplitude instantanée s'écrit ;

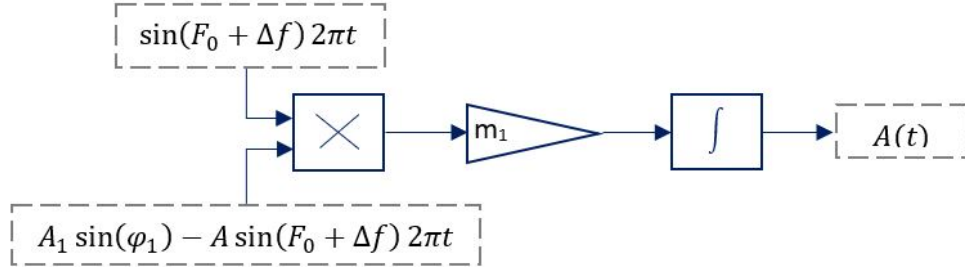


Figure. 2.17 – Schéma bloc de l'algorithme d'identification simulant l'amplitude

$$A(t) = m_1 \int [\sin(F_0 + \Delta f) 2\pi t] [A_1 \sin(\varphi_1) - A \sin(F_0 + \Delta f) 2\pi t] dt, \quad (2.10)$$

$$\text{avec } \varphi_1 = 2\pi(F_0 + \Delta f_1)t.$$

Le développement de $A(t)$ donne :

$$A(t) = m_1 \int [\sin \cos(2\pi \Delta f t) + \cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi \Delta f t)] \{ A_1 [\sin(2\pi F_0 t) \cos(2\pi \Delta f_1 t) + [\cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi \Delta f_1 t)] - A [\sin(2\pi F_0 t) \cos(2\pi \Delta f t) + \cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi \Delta f t)] \} dt \quad (2.11)$$

$$\begin{aligned} A(t) = & A_1 [\sin^2(2\pi F_0 t) + \cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f \\ & + \sin(2\pi F_0 t) \cos(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f_1 + \cos^2(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f \int 2\pi \Delta f_1] \\ & - A [\sin^2(2\pi F_0 t) + \cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f \\ & + \sin(2\pi F_0 t) \cos(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f + \cos^2(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f \int 2\pi \Delta f_1] \end{aligned} \quad (2.12)$$

En posant $A = A_0 + \delta A$ et en réalisant les développements limités à l'ordre un des sinus et cosinus suivant, on obtient :

$$\cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi F_0 t) = \frac{\sin(2(2\pi F_0 t))}{2} \rightarrow 0 \quad (2.13)$$

$$\cos^2(2\pi F_0 t) = \frac{1 + \cos(2(2\pi F_0 t))}{2} \rightarrow \frac{1}{2} \quad (2.14)$$

$$\sin^2(2\pi F_0 t) = \frac{1 - \cos(2(2\pi F_0 t))}{2} \rightarrow \frac{1}{2} \quad (2.15)$$

L'équation (2.12) s'écrit :

$$A_0 + \delta A = m_1 \int \delta A_1 - \delta A, \quad (2.16)$$

soit

$$\frac{d}{dt}(A_0 + \delta A) = \frac{d}{dt}(m_1 \int (\delta A_1 - \delta A)) \quad (2.17)$$

On applique la transformée de Laplace :

$$\begin{aligned} p\delta A &= m_1\delta A_1 - m_1\delta A \\ \delta A(p + m_1) &= m_1\delta A_1 \end{aligned} \quad (2.18)$$

$$H_1(p) = \frac{\delta A}{\delta A_1} = \frac{m_1}{m_1 + p} = \frac{1}{1 + \frac{p}{m_1}} \quad (2.19)$$

$$H_1(p) = \frac{1}{1 + \tau_{r_1} p} \quad (2.20)$$

On obtient la relation :

$$\boxed{m_1 = \frac{1}{\tau_{r_1}}} \quad (2.21)$$

On passe maintenant à la linéarisation de la partie liée à la fréquence afin de trouver comment paramétrer les valeurs de m_2 et m_3 .

Le schéma 2.18 nous donne l'expression suivante :

$$\Delta f = m_2 m_3 U_D + m_2 \int u_D \quad (2.22)$$

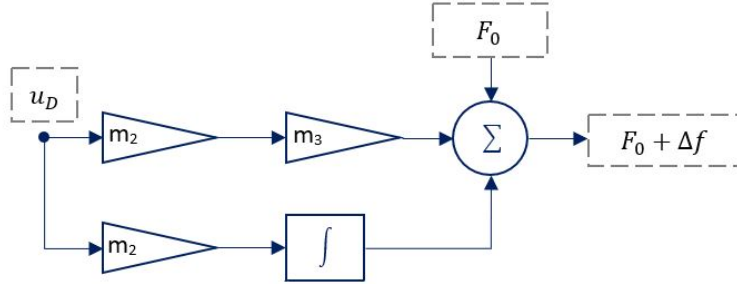


Figure. 2.18 – Schéma bloc de l'algorithme d'identification simulant la fréquence

$$\begin{cases} U_D = A(\cos(F_0 + \Delta f)2\pi t)(A_1 \sin(F_0 + \Delta f)2\pi t) \\ \varphi_1 = 2\pi(F_0 + \Delta f_1)t \end{cases} \quad (2.23)$$

On développe l'équation (2.23) :

$$\begin{aligned} U_D = A\{ & \cos(2\pi F_0 t) \cos(2\pi \Delta f t) - \sin(2\pi F_0 t) \sin(2\pi \Delta f t)\} \\ & \{A_1[\sin(2\pi F_0 t) \cos(2\pi \Delta f_1 t) + \cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi \Delta f_1 t)] \\ & - A[\sin(2\pi F_0 t) \cos(2\pi \Delta f t) + \cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi \Delta f t)]\} \end{aligned} \quad (2.24)$$

$$\begin{aligned} U_D = AA_1[& \cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi F_0 t) + \cos^2(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f \\ & - \sin^2(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f - \cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f \int 2\pi \Delta f_1] \\ & - A^2[\cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi F_0 t) - \cos^2(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f \\ & - \sin^2(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f - \cos(2\pi F_0 t) \sin(2\pi F_0 t) \int 2\pi \Delta f \int 2\pi \Delta f_1] \end{aligned} \quad (2.25)$$

En posant $A = A_0 + \delta A$, $A_1 = A_0 + \delta A_1$ et en simplifiant avec les développements limités du premier ordre (2.13,2.14,2.15), on obtient finalement l'expression :

$$U_D \simeq A_0^2 \left(\int \Delta f_1 - \int \Delta f \right) \quad (2.26)$$

En remplaçant l'expression de U_D dans la relation $\Delta f = m_2 m_3 U_D + m_2 \int u_D$ et en réalisant une transformée de Laplace on arrive au résultat suivant :

$$\begin{aligned} \Delta f &= m_2 m_3 A_0^2 \pi \left(\frac{\Delta f_1}{p} - \frac{\Delta f}{p} \right) + m_{A_0}^2 \pi \left(\frac{\Delta f_1}{p^2} - \frac{\Delta f}{p^2} \right) \quad (2.27) \\ \Delta f_1 (m_2 A_0^2 \pi + m_2 m_3 A_0^2 \pi p) &= \Delta f (p^2 + m_2 m_3 A_0^2 \pi p + m_2 A_0^2 \pi). \end{aligned}$$

On aboutit à la fonction de transfert du second ordre :

$$H_2(p) = \frac{\Delta f}{\Delta f_1} = \frac{m_2 A_0^2 \pi + m_2 m_3 A_0^2 \pi p}{p^2 + m_2 m_3 A_0^2 \pi p + m_2 A_0^2 \pi} = \frac{1 + m_3 p}{\frac{1}{m_2 A_0^2 \pi} p^2 + m_3 p + 1} \quad (2.28)$$

$$H_2(p) = \frac{K}{\frac{p^2}{w_0^2} + \frac{2m}{w_0} p + 1} \quad (2.29)$$

Par identification de (2.28) avec la forme canonique du second ordre 2.29 on définit la pulsation propre $w_0 = A_0 \sqrt{m_2 \pi}$ et l'amortissement $m = \frac{1}{2} A_0 \sqrt{m_2 \pi} m_3$. En faisant apparaître le temps de réponse à 5%, on obtient :

$$\begin{cases} t_{r_2} = \frac{3}{m w_0} = \frac{6}{m_2 m_3 A_0^2 \pi} \\ m = \frac{1}{2} A_0 \sqrt{m_2 \pi} m_3 \end{cases} \quad (2.30)$$

Finalement on obtient pour m_2 et m_3 :

$$m_2 = \frac{9}{m^2 A_0^2 \pi t_{r_2}^2} \quad (2.31)$$

$$m_3 = \frac{2}{3} t_{r_2} m^2 \quad (2.32)$$

Pour les petites variations, l'estimation de la fréquence instantanée est régie par un filtre passe bas d'ordre 2 dont les caractéristiques sont réglables par m_2 et m_3 . Dans la suite nous validons ces modèles en simulation.

2.3.1.3 Validation de la linéarisation en simulation

Afin d'illustrer la méthodologie de réglage des paramètres m_1 , m_2 et m_3 , on utilise le simulateur de la figure 2.19. On simule en parallèle les réponses de l'algorithme et des systèmes linéarisés.

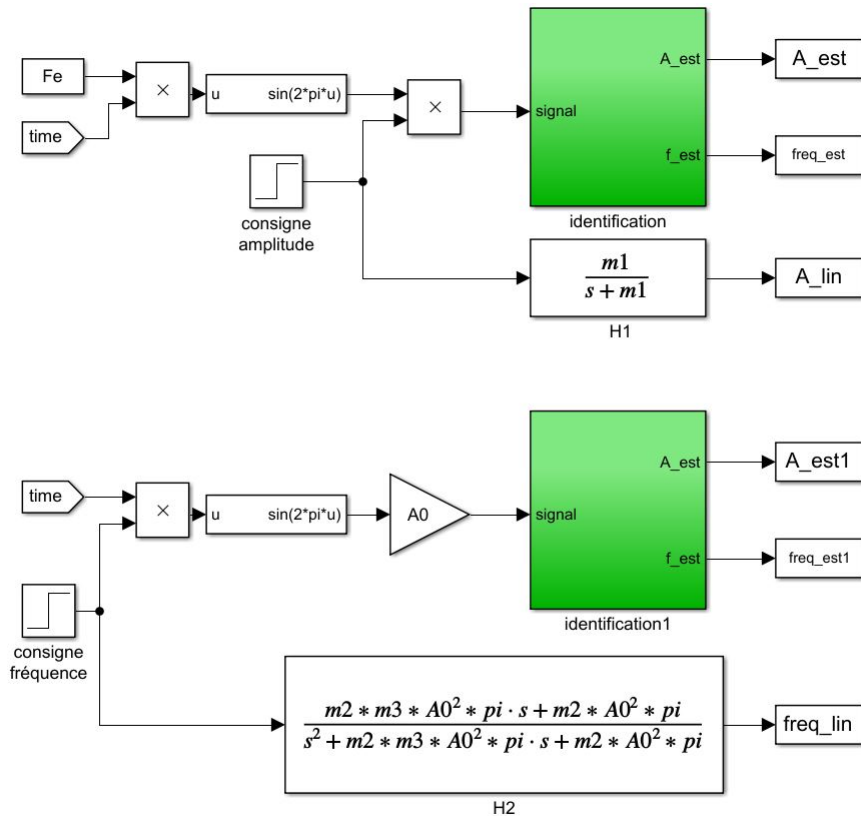


Figure. 2.19 – Simulateur de réglage des paramètres.

2.3.1.3.1 Transfert $H_1(p)$ Le premier test permet d'étudier l'effet d'un changement d'amplitude sur le signal d'entrée. On prend $A_0 = 1$ et on effectue un changement $\delta \hat{A}$ de 5%.

On a tracé, sur la figure 2.20, la réponse de l'algorithme et celle du système linéarisé $H_1(p)$. Les deux sorties sont similaires et décrivent une réponse de 1^{er} ordre.

Sur la figure 2.20 b), sont tracés les fréquences estimées en sortie

de l'algorithme et du système linéarisé $H_2(p)$. On note qu'un changement dans l'amplitude affecte en même temps l'estimation de fréquence à cause du couplage entre l'amplitude et la fréquence dans les équations de l'algorithme.

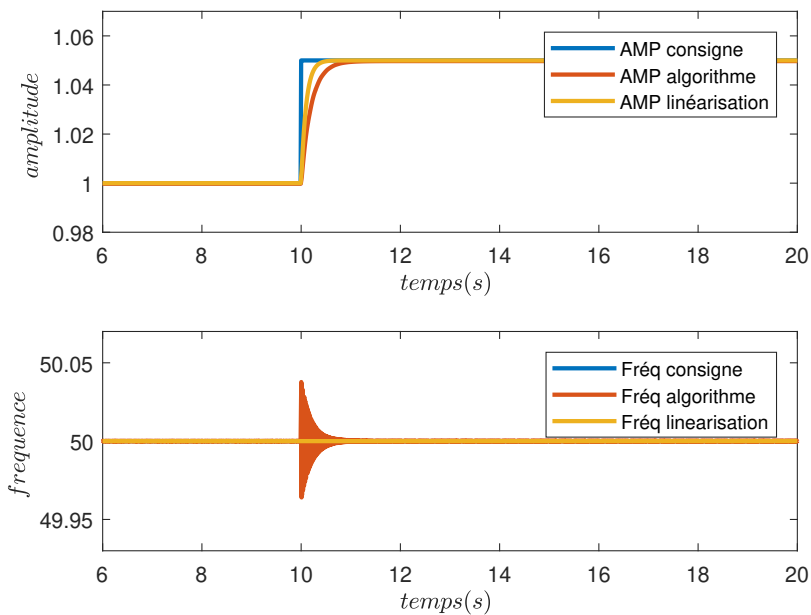


Figure. 2.20 – Test de linéarisation avec variation de l'amplitude (5%) et fréquence fixe.

2.3.1.3.2 Transfert $H_2(p)$ Le deuxième test montre l'effet d'un changement de la fréquence en entrée. On choisit une fréquence $f_0 = 50$ et on effectue un changement δf de 0.2%. La figure 2.21 montre les résultats obtenus. Les sorties de l'algorithme et de la linéarisation ont une allure similaire et décrivent une réponse de 2^{ème} ordre. Toutefois, on vérifie ici les limites de la linéarisation dues au couplage qui est réel et non pris en compte par l'approximation faite ici.

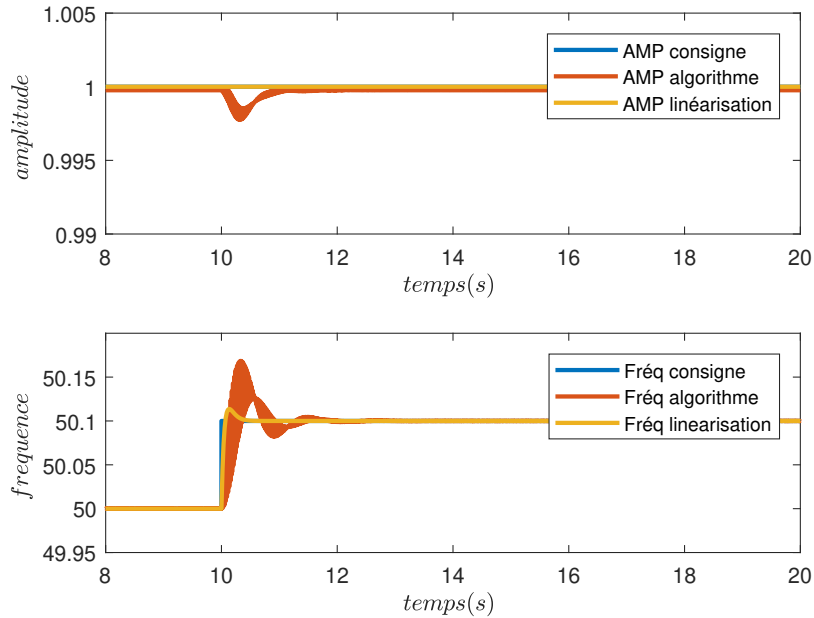


Figure. 2.21 – Test de linéarisation avec variation de la fréquence (0.2%) et amplitude fixe.

Bien que imparfaite, l’approche adoptée ici nous permet de posséder une interprétation approximative du rôle des différents paramètres de l’algorithme. Dans la suite, nous utilisons cet algorithme pour réaliser l’échantillonnage angulaire de la vitesse d’une machine synchrone.

2.3.1.4 Échantillonnage angulaire : résultats de simulation

2.3.1.4.1 Essai pour de petites variations La linéarisation proposée dans le paragraphe précédent n’est valable en théorie que pour de petites variations autour d’un point de fonctionnement. Nous validons le fonctionnement dans ce cas précis. Le simulateur utilisé est celui du banc d’essai du LIAS présenté sur la figure 2.7. Le nombre de paires de pôles de la génératrice est $P = 1$ ce qui signifie que la fréquence des courants est égale à la fréquence de rotation de la machine.

Le moteur est entraîné à une vitesse variable $\Omega_o \pm \Delta_\omega$ avec $\Omega_o = 40rd/s$ et $\Delta_\omega = 3rd/s$. La fréquence de rotation, coté génératrice est

alors $F_{rg} = F_o \pm \Delta_f$ avec $F_o = 29Hz$ et $\Delta_f = 2.2Hz$ soit $26.8Hz < F_{rg} < 31.2Hz$. Le cycle de la référence de vitesse est de $2s$. On génère par ailleurs un défaut de 9 impacts par tour coté génératrice.

L'algorithme d'identification va devoir estimer d'une part l'amplitude instantanée $IA(t)$ du courant et d'autre part sa fréquence instantanée $IF(t)$ à partir de la mesure d'un seul courant. Pour fixer la dynamique des filtres $H_1(p)$ et $H_2(p)$, on doit estimer la bande passante des signaux $IA(t)$ et $IF(t)$.

Dans un premier temps et à titre de comparaison nous utilisons une transformée de Concordia, utilisant trois courants, pour obtenir $IA(t)$ et $IF(t)$.

La figure 2.22 donne le courant $i_1(t)$ obtenu en simulation ainsi, son enveloppe $IA(t)$ obtenue par Concordia ainsi que le spectre $IA(f)$.

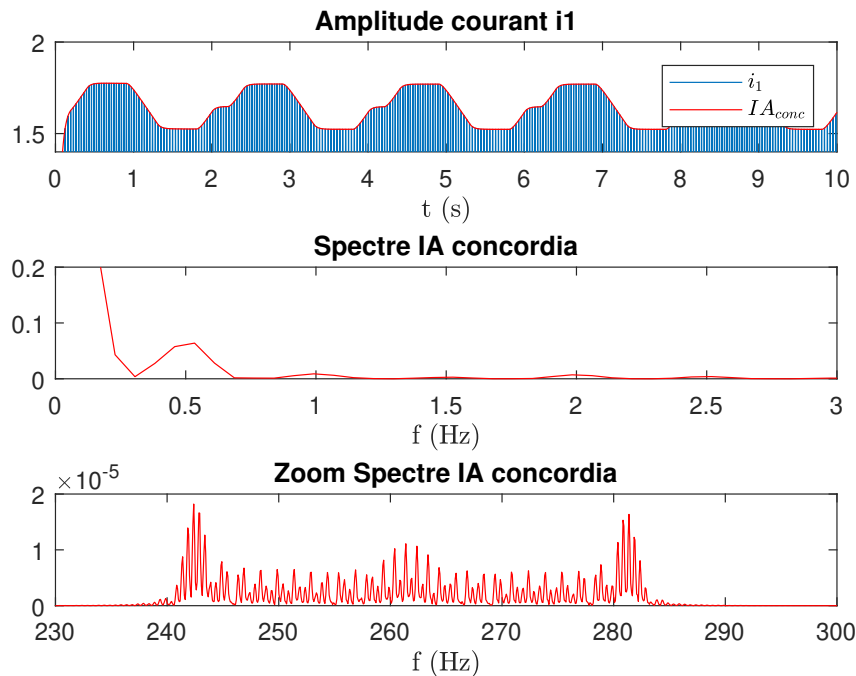


Figure. 2.22 – Signal $IA(t)$ reconstruit par Concordia

En basse fréquence on retrouve bien le spectre d'un signal périodique de fondamental 0.5Hz correspondant à la période de 2s du profil de vitesse. Le défaut doit en théorie générer des modulations AM et/ou PM sur le courant i_1 autour du fondamental électrique. Sur l'amplitude instantanée, donc après démodulation AM, des composantes spectrales entre de $9 \times 26.8\text{Hz} = 241.2\text{Hz}$ et $9 \times 31.2\text{Hz} = 280.8\text{Hz}$ doivent apparaître, ce que l'on vérifie sur la figure du bas. Dans la mesure on l'on a choisi d'exploiter le signal $IF(t)$ pour rechercher le défaut, la bande passante du filtre $H_1(p)$ peut être calée sur la partie basse fréquence du signal. On choisira par exemple une fréquence de coupure $F_{C1} = 50\text{Hz}$ pour la reconstruction de $IA(t)$ par l'algorithme d'identification.

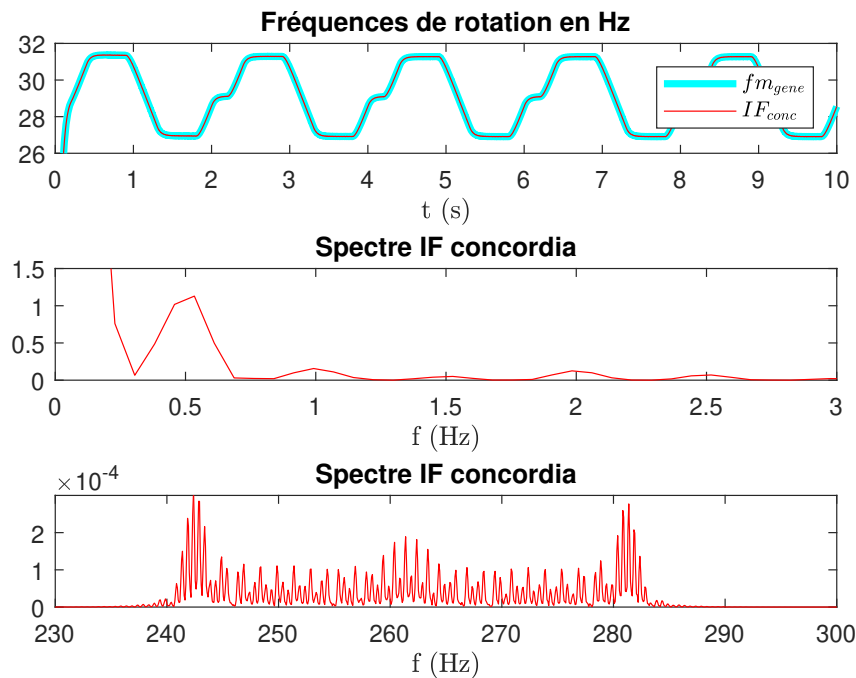


Figure. 2.23 – Signal $IF(t)$ reconstruit par Concordia

On donne, sur la figure 2.23, la fréquence instantanée du courant reconstruite par Concordia. Le profil de vitesse est identique à celui de l'enveloppe du courant, le spectre basse fréquence est donc identique.

Le défaut simulé génère comme prévu une modulation FM sur $i_1(t)$ qui après démodulation, fait apparaître les composantes autour de $260Hz$. La bande passante du filtre $H_2(p)$ doit être choisie de telle sorte que ces composantes liées au défaut soit présentes dans la fréquence estimée. Pour les simulations suivantes les paramètres du filtre (2.29) sont $F_o = \frac{\omega_o}{2\pi} = 300Hz$ et $m = 2$. Les amplitude $IA(t)$ et fréquence $IF(t)$ instantanées reconstruites par identification sont données sur la figure 2.24.

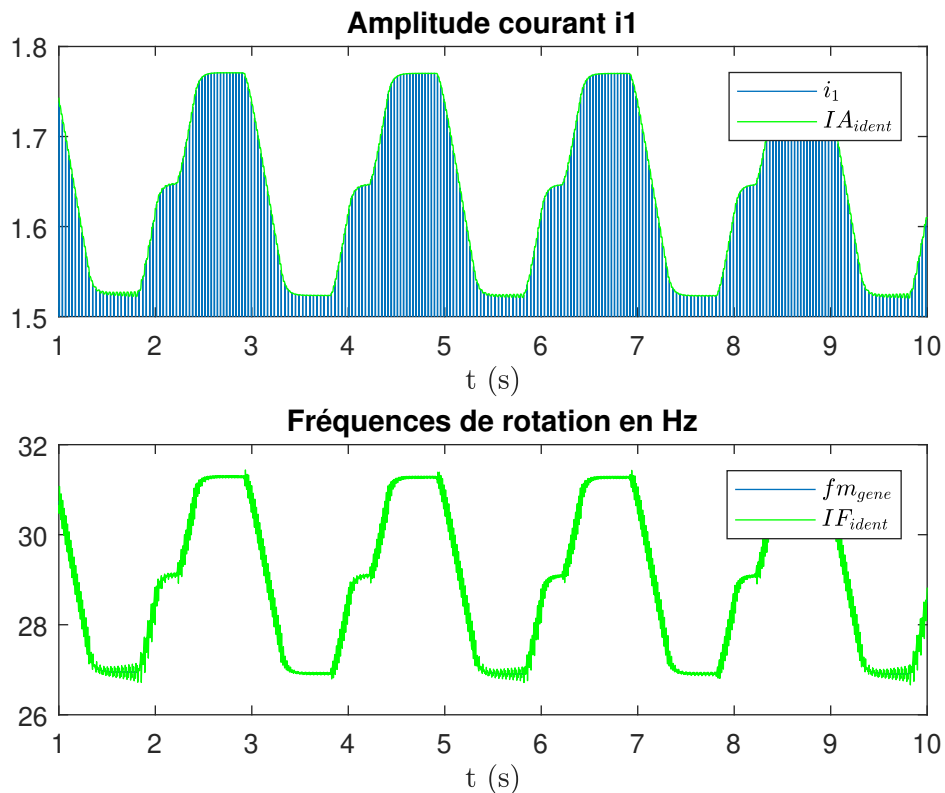


Figure. 2.24 – Amplitude $IA(t)$ et fréquence $IF(t)$ instantanées reconstruites par identification

On vérifie que les grandeurs $IA(t)$ et $IF(t)$ semblent correctement estimées pour de faibles variations. Toutefois, il subsiste des oscillations qu'il est difficile d'atténuer même en paramétrant les filtres différemment (figure 2.25). On note que la fréquence de ces oscillations est égale à deux fois la fréquence du courant électrique. D'un point de vue spectral, ces os-

cillations génèrent des composantes fréquentielles parasites qui peuvent compromettre la détection d'un éventuel défaut. Sur la figure 2.26, on montre les spectres obtenus à partir des estimations de la fréquence instantanée $IF(t)$ par Concordia (en rouge) et par identification (en vert). On vérifie que le spectre est fortement perturbé. Si les composantes de défaut coïncident avec ces perturbations, le processus de diagnostic risque d'être compromis.

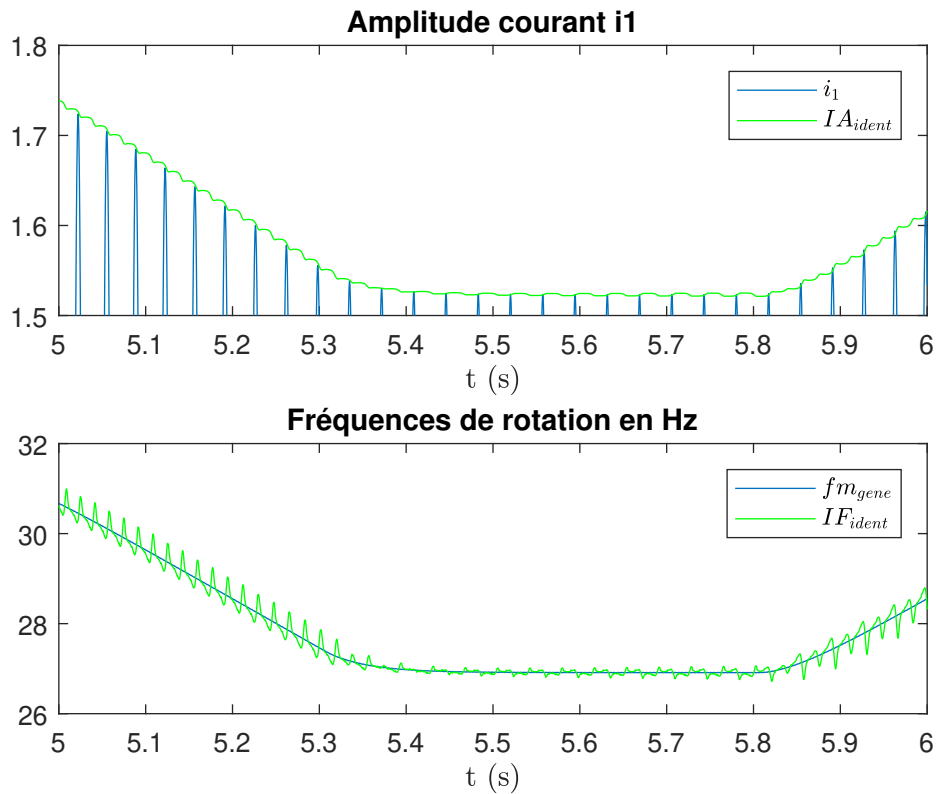
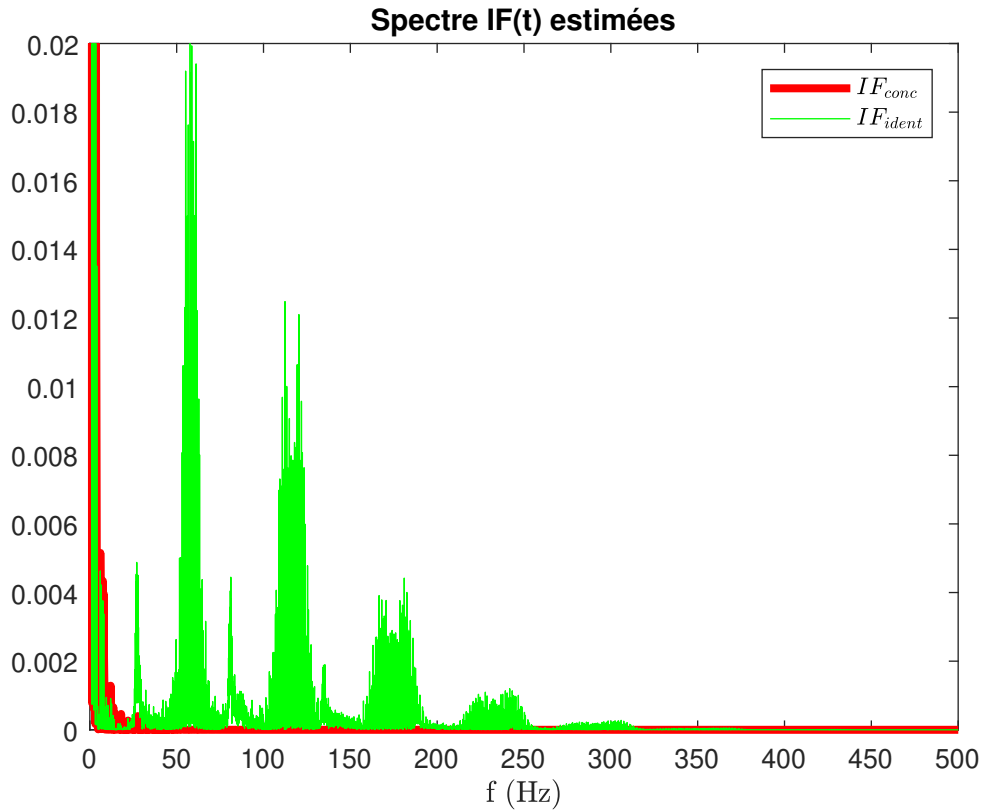


Figure. 2.25 – Zoom $IA(t)$ et fréquence $IF(t)$

Figure. 2.26 – Spectres de $IF(t)$

2.3.1.4.2 Essai pour de grandes variations La linéarisation proposée dans le paragraphe 2.3.1.2, est en théorie limitée aux petites variations. Nous présentons ici un test pour de grandes variations de la vitesse de rotation. La fréquence instantanée du courant varie entre $5Hz$ et $50Hz$. La figure 2.27 montre le résultat de l'estimation pour les mêmes paramètres utilisés dans la section 2.3.1.4.1.

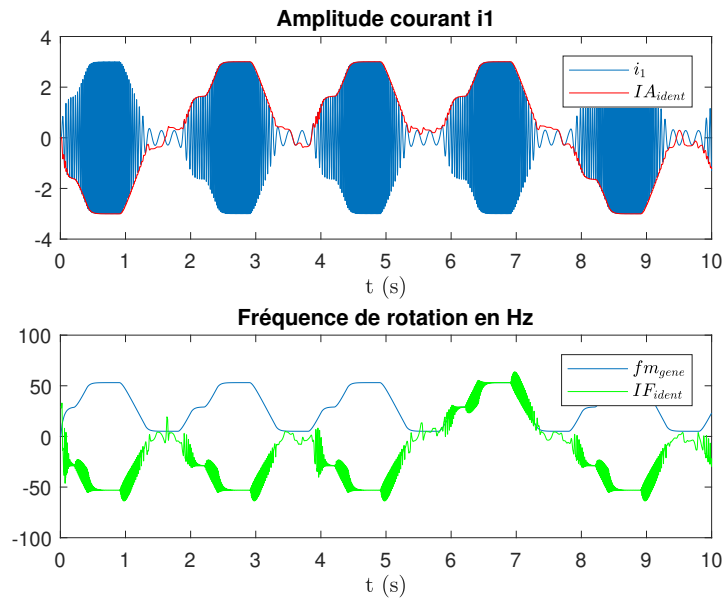


Figure. 2.27 – Amplitude $IA(t)$ et fréquence $IF(t)$ instantanées reconstruites par identification

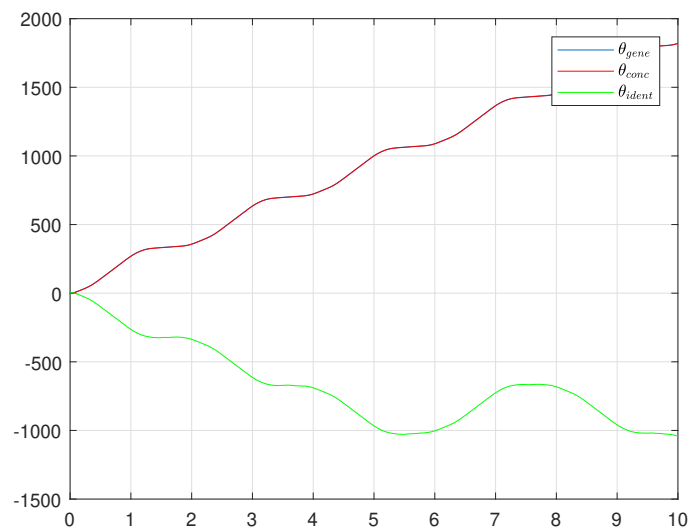


Figure. 2.28 – Phases instantanées simulée et estimée

On note plusieurs choses :

- La définition des filtres $H_1(p)$ et $H_2(p)$ qui a donné des résultats acceptables pour les petites variations, donne une estimation non exploitable pour les grandes variations. En particulier, l'algorithme génère des inversions de phases comme le montre la figure 2.28. On note que l'estimation par Concordia est correcte mais l'algorithme d'identification fournit une inversion de phase à certains moments. L'origine de ce phénomène est difficile à déterminer dans la mesure où les degrés de liberté sont limités aux paramètres m_1 , m_2 et m_3 .
- On remarque aussi des oscillations importantes dans les phases transitoires qui vont générer des perturbations dans le spectre. Comme indiqué dans le paragraphe précédent ces perturbations risquent de rendre la détection du défaut impossible.

2.3.1.4.3 Order tracking Dans ce paragraphe, nous utilisons l'algorithme d'identification pour réaliser l'échantillonnage angulaire de la vitesse instantanée. Dans un premier temps nous nous limitons au cas des petites variations. Nous effectuons un test sans défaut puis un test avec un défaut de 9 impacts par tour coté génératrice. Sur la figure 2.29, on donne la fréquence de rotation de la génératrice en fonction de l'angle mécanique θ_g . Sur la figure 2.30 est représenté le spectre de cette fréquence instantanée (l'axe des abscisses est gradué en évènements par tour). On note les composantes spectrales autour de multiples de 2. Ces composantes sont liées aux oscillations générées par l'algorithme d'identification. Sur la figure 2.31, le spectre est zoomé autour de 9 évènements par tour. On vérifie bien que le défaut généré est bien identifiable. La validité de l'algorithme est tout de même relative. En effet si le défaut était caractérisé par un nombre pair d'impacts par tour, la composantes recherchée serait noyée dans les fréquences dues aux oscillations de l'algorithme.

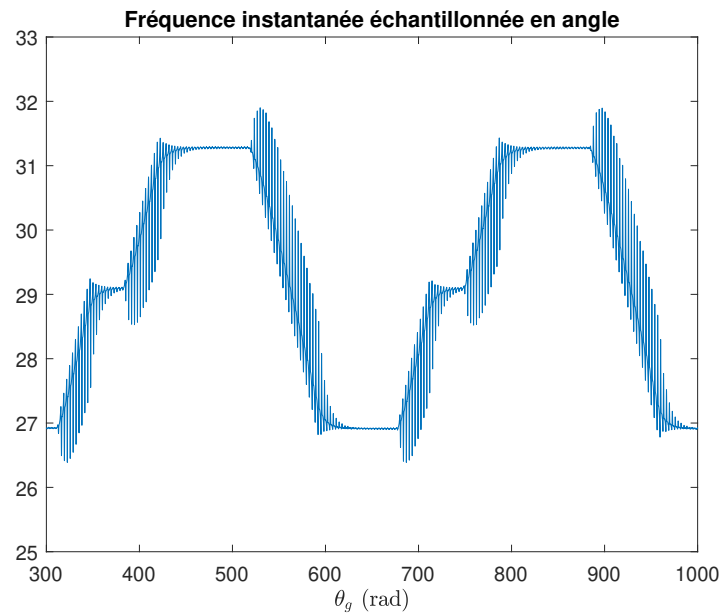


Figure. 2.29 – Fréquence instantanée échantillonnée en angle

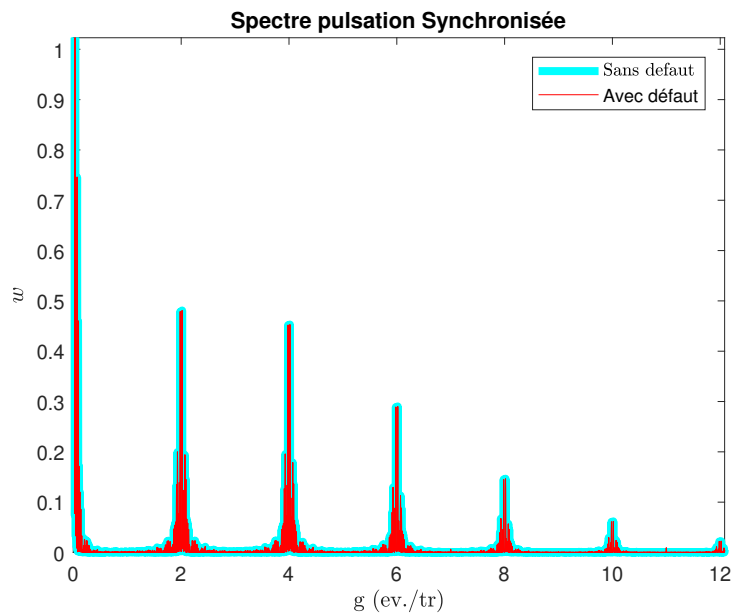


Figure. 2.30 – Spectre pulsation synchronisée

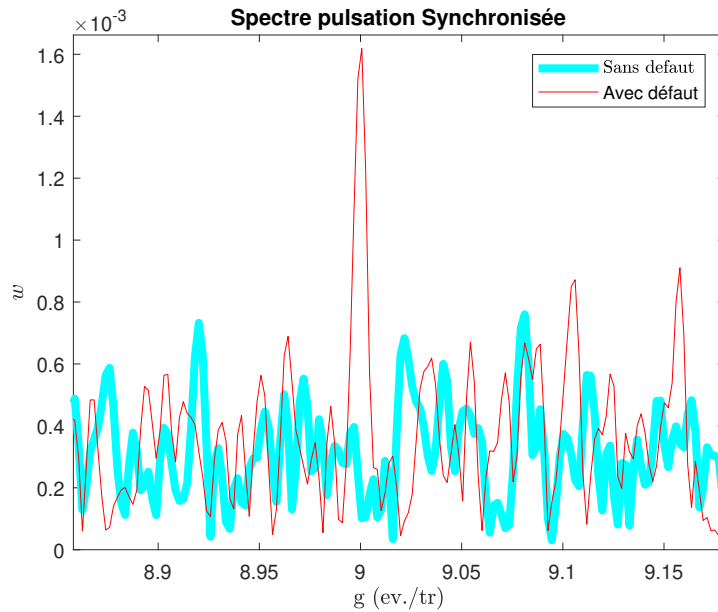


Figure. 2.31 – Spectre pulsation synchronisée

2.3.1.5 Conclusion sur l'algorithme d'identification

Dans ce paragraphe, nous avons testé un algorithme d'identification en ligne permettant d'estimer l'amplitude, la phase et la fréquence instantanée d'un courant mesuré. Notre choix a été motivé pour les raisons suivantes :

- La simplicité de l'algorithme : c'est un critère important dans le cadre par exemple de valorisation industrielle. Le faible nombre de paramètres ainsi que leurs significations physiques sont des atouts majeurs. L'approche par linéarisation nous a permis de donner une interprétation des paramètres m_1 , m_2 et m_3 en termes de paramètres de fonctions de transfert classiques.
- Les performances : dans [75], cet algorithme a été comparé à un filtre de Kalman et les auteurs ont noté que la précision de son estimation était meilleure notamment en régime permanent, ce qui a motivé notre choix.

Suite à notre étude, nous concluons sur plusieurs points :

- Bien que simple à première vue, le réglage des paramètres m_1 , m_2 et m_3 n'est pas aisé. L'approche par linéarisation que nous avons adoptée simplifie l'interprétation mais ne semble pas être extensible aux grandes variations.
- Nous avons observé que le comportement de l'algorithme est bon en régime permanent, mais qu'il génère des oscillations à deux fois la vitesse de rotation en régime transitoire. Si on utilise cet algorithme dans une application "sensorless" pour la commande par exemple, ces oscillations peuvent être filtrées sans conséquence sur le fonctionnement. Toutefois dans notre cas, un filtrage est prohibé car il supprimerait les composantes spectrales de défaut recherchées. Nous n'avons pas pu trouver de réglage des paramètres permettant de supprimer ces oscillations.
- Nous pensons que ce comportement est lié au fait que l'algorithme estime à la fois l'amplitude et la fréquence du signal d'entrée et qu'un couplage fort existe entre ces deux grandeurs. Plusieurs tentatives de la normalisation de l'amplitude d'entrée ont échoué. Toutefois, on peut noter que la structure de cet algorithme est très proche d'une boucle à verrouillage de phase si on fait l'hypothèse que l'amplitude est constante. Dans la suite, nous proposons l'étude d'une PLL pour la mise en oeuvre de l'order tracking à partir d'une seule mesure de courant (méthode 1C).

2.3.2 Méthode 1C : approche par démodulation

2.3.2.1 Boucles à verrouillage de phase

Les boucles à verrouillage de phase (Phase Locked Loop, P.L.L.) sont largement utilisées dans différents secteurs comme les communications ou les réseaux électriques. La fonction principale recherchée est la démodulation de phase ou de fréquence pour lesquelles les P.L.L sont performantes

en termes de rapidité et de précision, [118]. De manière générale une P.L.L est composée de trois parties : le détecteur de phase (PD :Phase detector), le filtre de boucle (LF :Loop Filter) et l'Oscillateur Commandé en Tension (VCO :Voltage controlled oscillator). A l'origine, dans leur version analogique, le détecteur de phase était composé d'un multiplicateur associé à un filtre passe bas. L'opération de multiplication faisant apparaître une composante haute fréquence, la synthèse de ce filtre était primordiale et conditionnait, associée aux non linéarités du V.C.O, les plages de fonctionnement de l'ensemble (plages de capture et de verrouillage). Depuis, de nombreuses améliorations ont été apportées, motivées par ailleurs par la nécessité de concevoir des P.L.L numériques [119]. La solution la plus rencontrée est le recours à un détecteur QPD(Quadrature Phase Detector) permettant de contourner ce problème [120]. Le détecteur QPD utilise un générateur de signaux orthogonaux (OSG) pour créer des signaux déphasés de 90 degrés. L'harmonique après la multiplication est annulée en raison de l'orthogonalité. La solution OSG apparaît aujourd'hui comme une topologie robuste contre le bruit et les changements rapides.

Dans les applications relatives aux machines électriques, cette génération de signaux orthogonaux donne le même résultat qu'une transformée de Concordia (calculée à partir de 3 courants) mais à partir d'un seul courant.

2.3.2.2 Structure de la PLL

Le générateur de signaux orthogonaux proposé par [72] utilise deux éléments dérivés (DE :derivative element) pour calculer l'erreur de phase (Fig. 2.32).

Chaque bloc DE_x est composé de deux filtres dont la différence de phase est constante et égale à $\pi/2$ quelle que soit la fréquence du signal d'entrée comme indiqué sur la figure 2.33.

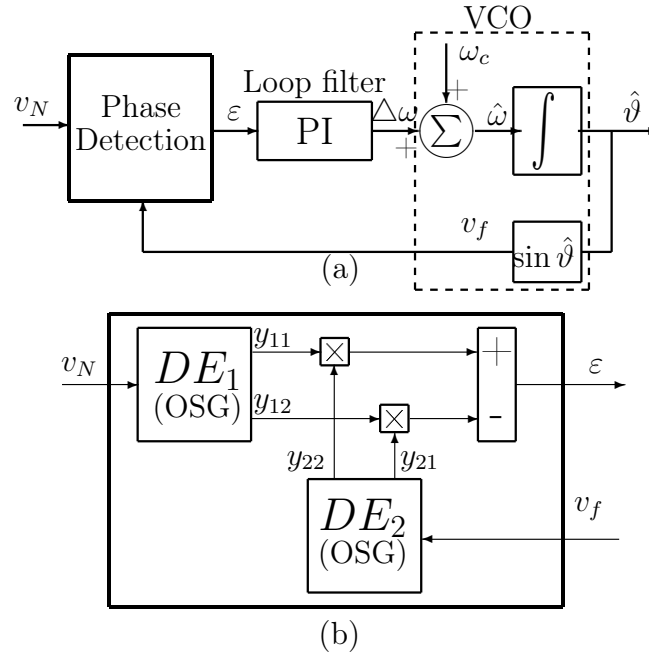


Figure. 2.32 – DE_PLL. (a) Structure de Base . (b) Détecteur de phase.

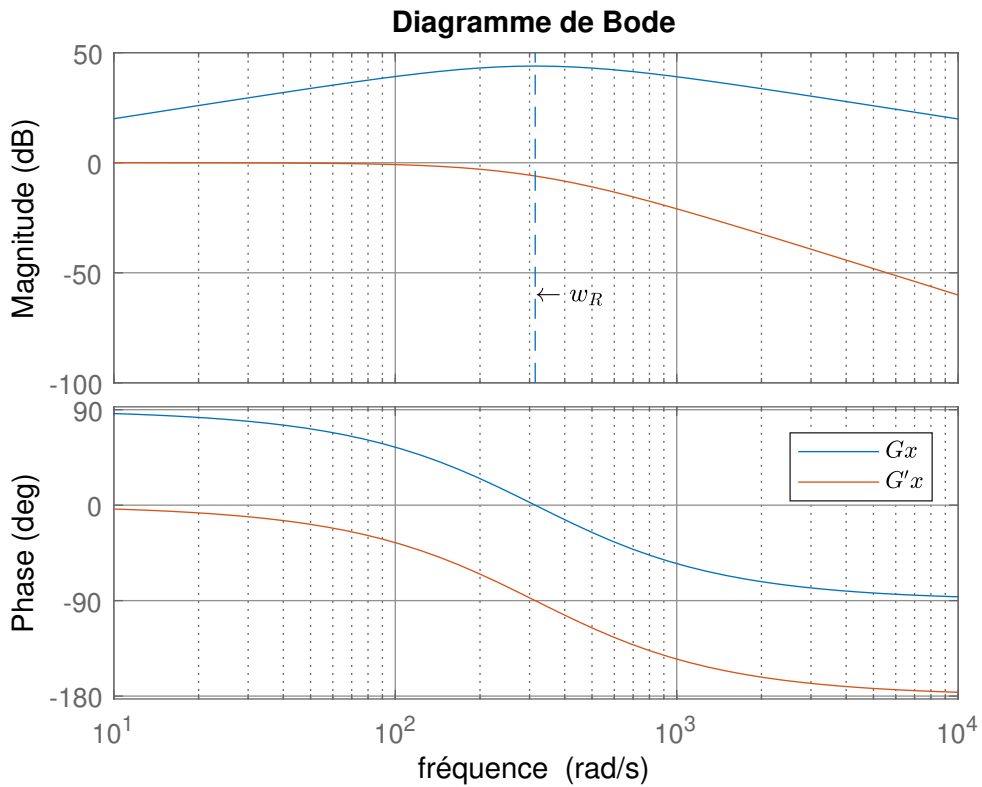


Figure. 2.33 – Diagramme de Bode de G_x et G'_x .

Les fonctions de transfert des deux filtres G_x et G'_x sont données par :

$$G_x(s) = \frac{\omega_R^2 s}{s^2 + 2\omega_R s + \omega_R^2} \quad (2.33)$$

$$G'_x(s) = \frac{\omega_R^2}{s^2 + 2\omega_R s + \omega_R^2} \quad (2.34)$$

avec :

- G_x : Filtre passe-bande de fréquence centrale ω_R ,
- G'_x : Filtre passe-bas de fréquence de coupure ω_R .

Les signaux de sortie des blocs DE_1 , $\{y_{11}, y_{12}\}$ (et respectivement $\{y_{21}, y_{22}\}$ pour le bloc DE_2) sont des signaux en quadrature. Lorsque la PLL est accrochée, l'erreur de phase s'écrit [72] :

$$\epsilon \approx k_{pd}(\hat{\theta}_s - \theta_e), \quad (2.35)$$

où $\hat{\theta}_s$ est la phase estimée par la PLL et θ_e la phase initiale du signal d'entrée.

Le coefficient K_{pd} est égal à $K_{pd} = \omega_e/4$ où ω_e est la pulsation du signal d'entrée qui par définition est inconnue.

On obtient un comparateur de phase dont la sortie est asservie à l'aide du correcteur P.I de la figure 2.32. La fonction de transfert en boucle fermée de l'asservissement s'écrit :

$$H_c(s) = \frac{\hat{\theta}_s}{\theta_e} = \frac{K_p K_{pd} s + K_i K_{pd}}{s^2 + K_p K_{pd} s + K_i K_{pd}} \quad (2.36)$$

$$H_c(s) = \frac{2\xi\omega_n s + \omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2}, \quad (2.37)$$

avec

$$\omega_n = \sqrt{k_i K_{pd}} \quad (2.38)$$

$$\xi = \frac{k_p K_{pd}}{2\omega_n} \quad (2.39)$$

Les paramètres du correcteur sont à déterminer en fonction de l'application. On note toutefois que les paramètres K_p et K_i dépendent de $K_{pd} = \omega_e/4$. Dans le cas d'un fonctionnement à fréquence variable ce correcteur P.I, devrait en toute rigueur être à paramètres variants (LPV).

2.3.2.3 Limites sur un signal AM/FM

Dans beaucoup d'applications, comme dans l'analyse de la fréquence des réseaux électriques, la porteuse modulée varie peu autour de sa valeur nominale. C'est le cas en particulier en France où la stabilité de la fréquence en tension indique l'équilibre entre production et consommation. De plus, l'amplitude est aussi relativement stable et correspond aux niveaux de tensions standards (BT, HTA ou HTB).

Dans notre cas l'analyse porte sur le courant dont l'amplitude varie en fonction de la charge et la fréquence en fonction de la vitesse de la génératrice. En pratique, ce type de PLL fonctionne mal lorsque le signal d'entrée est modulé en amplitude.

Pour illustrer les limites de cette structure de P.L.L dans le cadre de notre étude, nous effectuons différentes simulations à partir du simulateur de la figure 2.34..

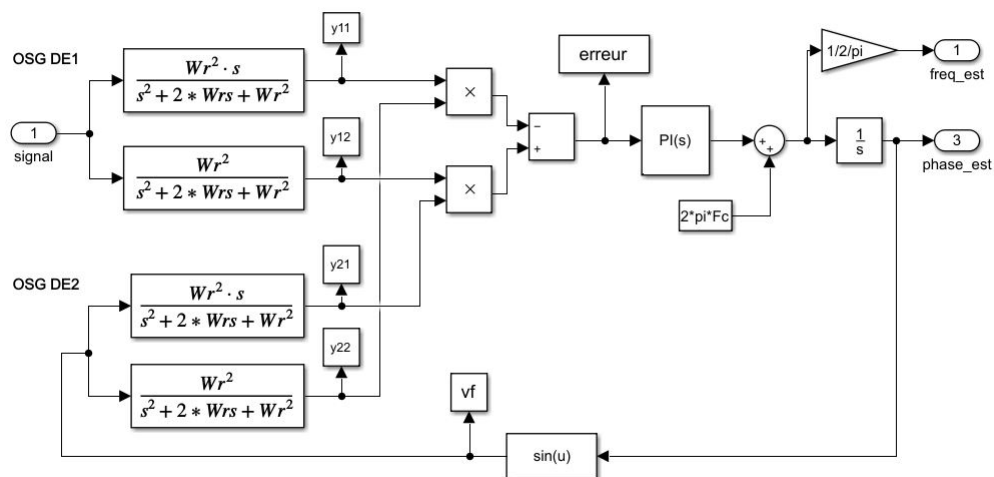


Figure. 2.34 – Simulateur de la PLL.

Simulation 1 : Modulation de fréquence seule

Dans un premier temps, on va montrer le comportement de la PLL proposée par [72] avec un signal sinusoïdal de fréquence en rampe (25 Hz à 35 Hz) et d'amplitude constante ($A=1$). La fréquence centrale est fixée à $F_c = 30$ Hz. $K_p = 1.778$ et $K_i = 124.112$ comme cité dans [72]. Sur la figure 2.35, on peut voir que la sortie v_f de la PLL est bien superposée avec le signal d'entrée (consigne). De même, la PLL a réussi à suivre le changement de fréquence et de phase de la consigne.

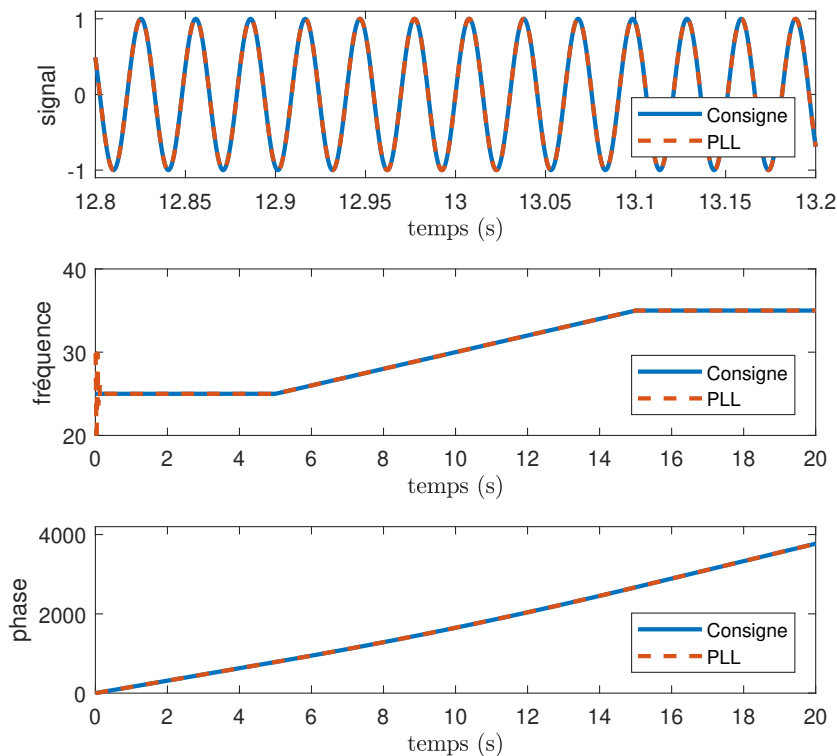


Figure. 2.35 – Sorties estimées de la PLL proposée (v_f , fréquence et phase) en comparant avec la consigne d'entrée.

Dans les deux figures 2.36 et 2.37, on peut voir les signaux de sortie de l'OSG d'entrée DE_1 (y_{11} et y_{12}) et de l'OSG de sortie DE_2 (y_{21} et y_{22}) détaillé dans la figure 2.32.

Les sorties de chaque OSG sont décalées exactement $\frac{\pi}{2}$ l'une de l'autre,

nous remarquons aussi que les sorties d'un OSG ne possèdent pas la même amplitude. Cela est attendu car les deux filtres d'OSG créent un déphasage de $\frac{\pi}{2}$ alors que les gains ne sont pas les mêmes, comme montré sur la figure 2.33.

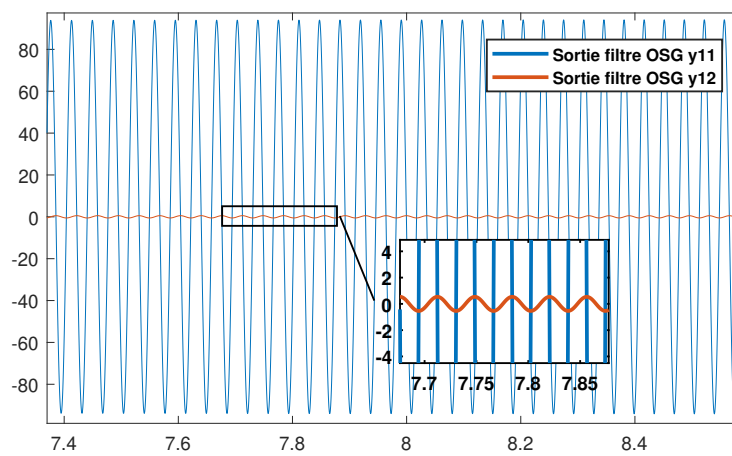


Figure. 2.36 – Sorties de l'OSG DE_1 (y_{11} et y_{12}).

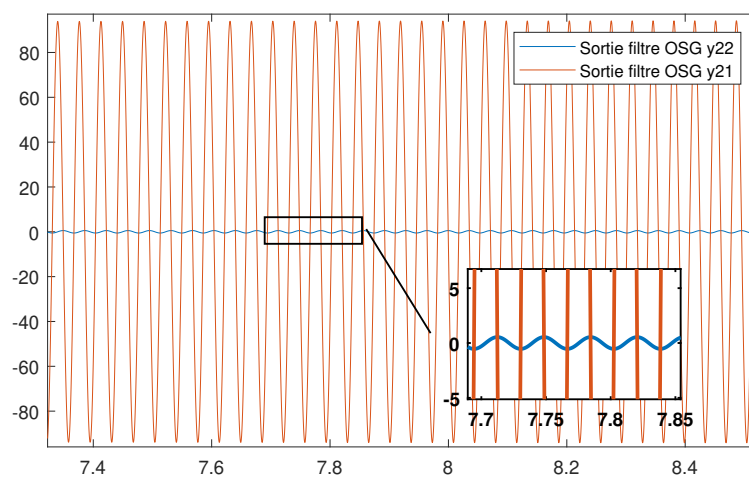


Figure. 2.37 – Sorties de l'OSG DE_2 (y_{21} et y_{22}).

Simulation 2 : modulation d'amplitude et de fréquence : On utilise maintenant un signal sinusoïdal de fréquence en rampe (25 Hz à 35 Hz) et d'amplitude modulée sans bruit (0.5 à 5). La fréquence centrale est fixée à $f_c = 30$ Hz. Les paramètres du PI sont toujours $K_p = 1.778$ et $K_i = 124.112$. Le signal d'entrée est présenté dans la figure 2.38.

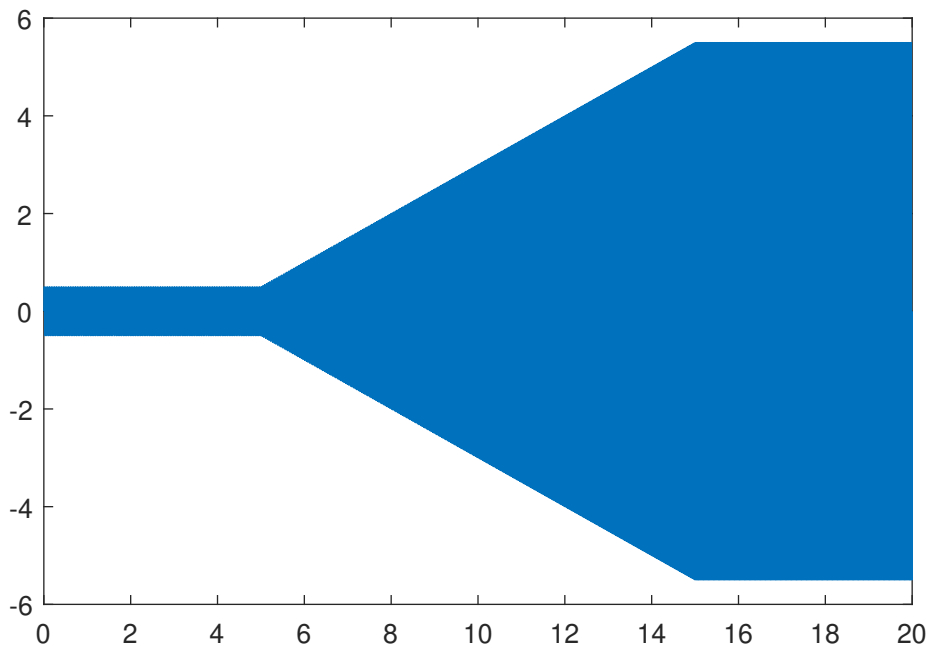


Figure. 2.38 – Consigne d'amplitude modulée.

Sur la figure 2.39, la PLL fonctionne correctement au début. Puis elle décroche quand l'amplitude dépasse une certaine valeur. Une cause possible est la différence d'amplitude entre le signal d'entrée et la sortie de la PLL qui est forcée à un par l'utilisation de la fonction *sin*. Ce problème sera traité dans le paragraphe 2.3.2.4.

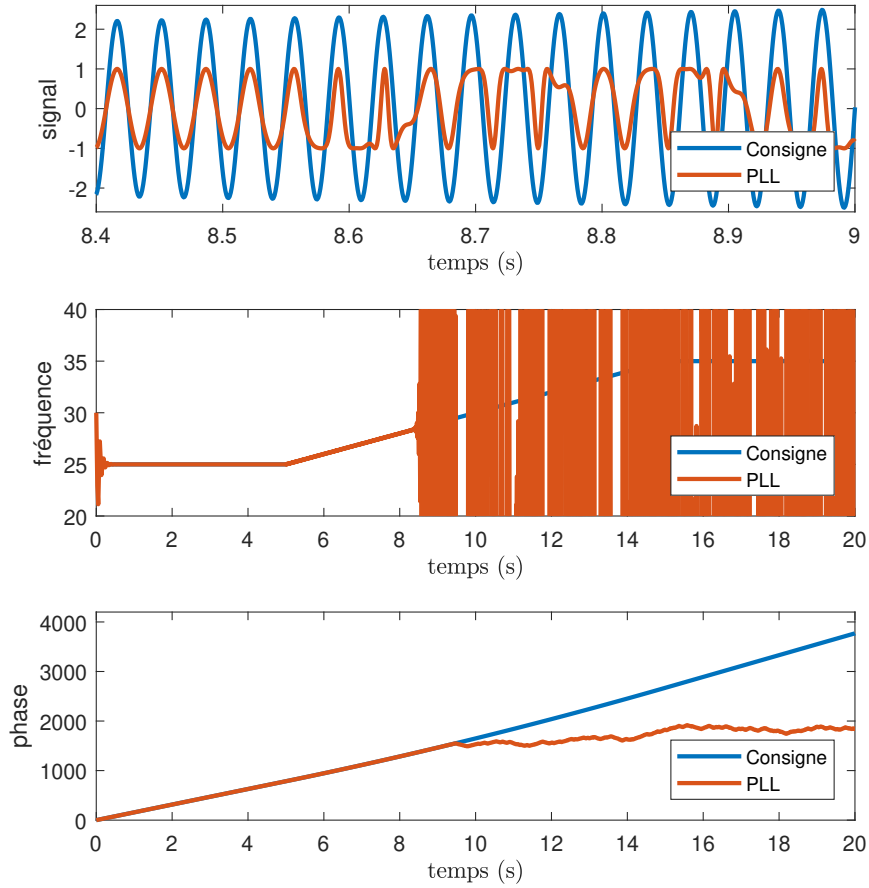


Figure. 2.39 – Sorties estimées de la PLL proposée (v_f , fréquence et phase) en comparant avec la consigne d’amplitude modulée.

Simulation 3 : signaux bruités. On utilise maintenant le même signal sinusoïdal de fréquence en rampe (25 Hz à 35 Hz) et d’amplitude modulée (0.5 à 5), mais avec un bruit cette fois. La fréquence centrale est toujours fixée à $f_c = 30$ Hz, $K_p = 1.778$ et $K_i = 124.112$. La PLL décroche plus tôt en présence de bruit comme montre la figure 2.40. On note aussi la sensibilité de la PLL au bruit causant des fluctuations de la fréquence estimée dans la zone stable.

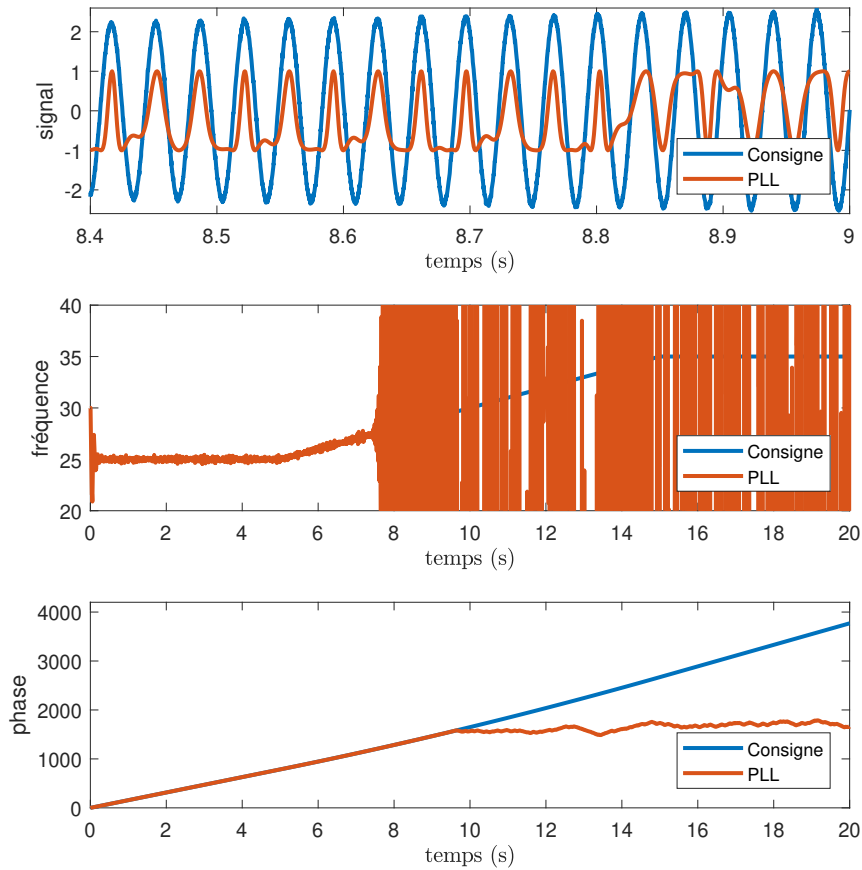


Figure. 2.40 – Sorties estimées de la PLL proposée (v_f , fréquence et phase) en comparant avec la consigne d’amplitude modulée en présence de bruit.

A partir de ces simulations on montre que cette structure présente une fragilité contre le bruit et la modulation d’amplitude. Une modification de cette PLL sera proposée dans le paragraphe suivant.

2.3.2.4 Adaptation pour la vitesse variable

La structure proposée [72] n’est pas adaptée à une utilisation à un signal bruité et modulé en amplitude. Dans [DOGET19], les auteurs ont

proposé donc un algorithme modifié permettant d'améliorer l'estimation.

Normalisation des signaux : la première modification consiste à normaliser les signaux en entrée de P.L.L. entre $+/- 1$. Cette modification permet d'une part d'améliorer le comportement dynamique de la boucle et d'autre part de simplifier la structure globale en supprimant le second module DE_2 . La normalisation est réalisée en utilisant les relations suivantes :

$$v_{\alpha_N} = \frac{v_\alpha}{\sqrt{(v_\alpha^2 + v_\beta^2)}} \quad (2.40)$$

$$v_{\beta_N} = \frac{v_\beta}{\sqrt{(v_\alpha^2 + v_\beta^2)}} \quad (2.41)$$

La nouvelle structure est présentée sur la figure 2.41

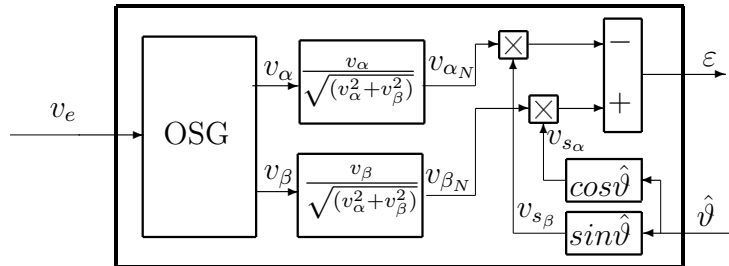


Figure. 2.41 – Normalisation de l'entrée de PLL.

Les signaux v_{α_N} et v_{β_N} envoyés au comparateur de phase sont maintenant deux signaux en quadrature d'amplitude ± 1 . Par ailleurs, le bloc DE_2 est supprimé et directement remplacé par les fonctions $\sin(\hat{\theta}_s)$ et $\cos(\hat{\theta}_s)$. On reprend l'essai de la figure 2.39 et l'estimation obtenue est donnée sur la figure 2.42

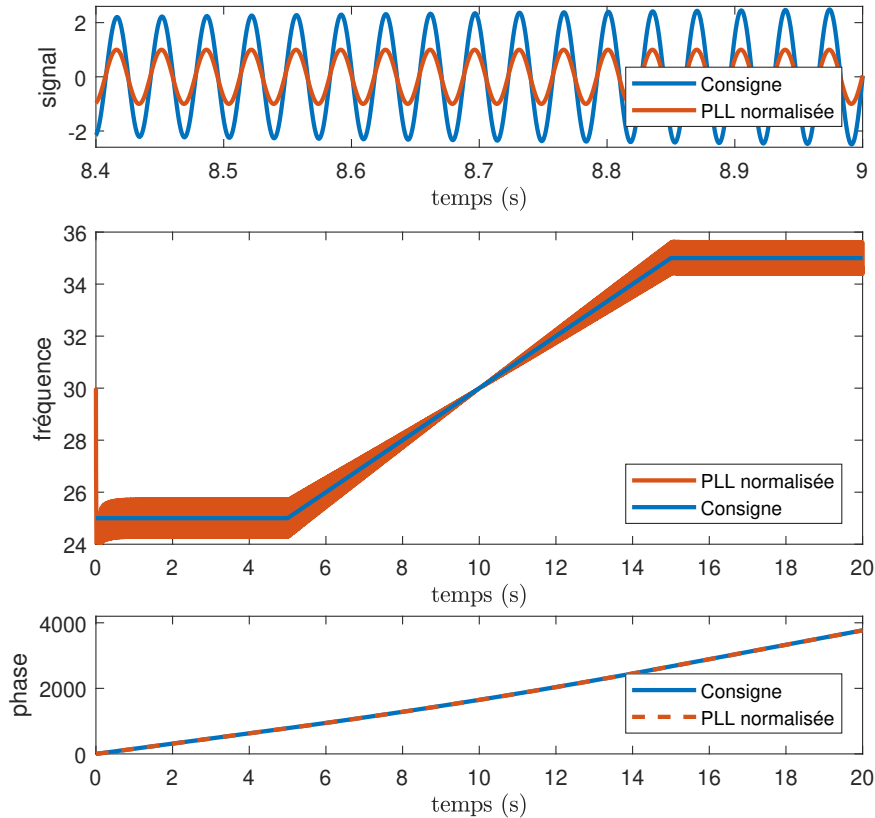


Figure. 2.42 – Sorties estimées de la PLL avec normalisation d’amplitude en comparant avec la consigne d’amplitude modulée en sans bruit.

On note que, suite à la normalisation, la PLL ne décroche plus. Toutefois on remarque des oscillations dans les zones basses et hautes fréquences. Si on reprend les expressions des deux filtre OSG (2.33) et (2.34), on note que ces filtres sont centrés sur leur pulsation centrale ω_R qui est fixée ici à $\omega_R = 2\pi Fc$. Dans le paragraphe suivant nous utilisons des filtres adaptatifs pour que les filtres OSG puissent suivre les variations de fréquence d’entrée.

Filtrage adaptatif : Les filtres OSG d’entrée sont maintenant mo-

difiés pour évoluer avec les variations de la pulsation estimée $\hat{\omega}$ comme indiqué sur la figure 2.43.

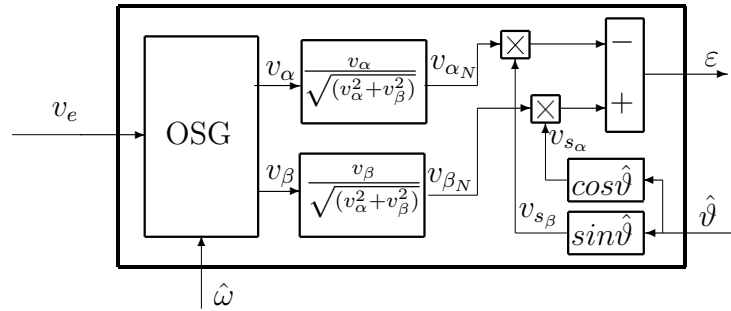


Figure. 2.43 – Adaptation et normalisation de l’entrée de la PLL.

Afin de réaliser les filtres OSG adaptatifs, on utilise une structure à variable d’état (figure 2.44).

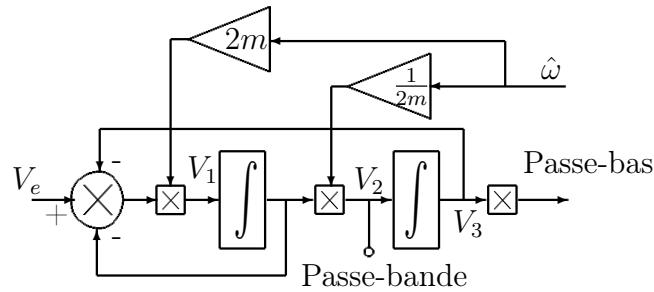


Figure. 2.44 – Schéma du filtre à variable d’état.

Les fonctions de transfert des sorties passe bas et passe bande sont :

$$G_x(s) = \frac{2m\omega_R s}{s^2 + 2m\omega_R s + \omega_R^2} \quad \text{Passe - bande} \quad (2.42)$$

$$G'_x(s) = \frac{\omega_R^2}{s^2 + 2m\omega_R s + \omega_R^2} \quad \text{Passe - bas} \quad (2.43)$$

En choisissant $m = \frac{1}{2}$, on obtient des filtres similaires à (2.33) et (2.34) au coefficient d'amortissement près. Les diagrammes de Bode des nouveaux filtres G_x et G'_x sont donnés sur la figure 2.45.

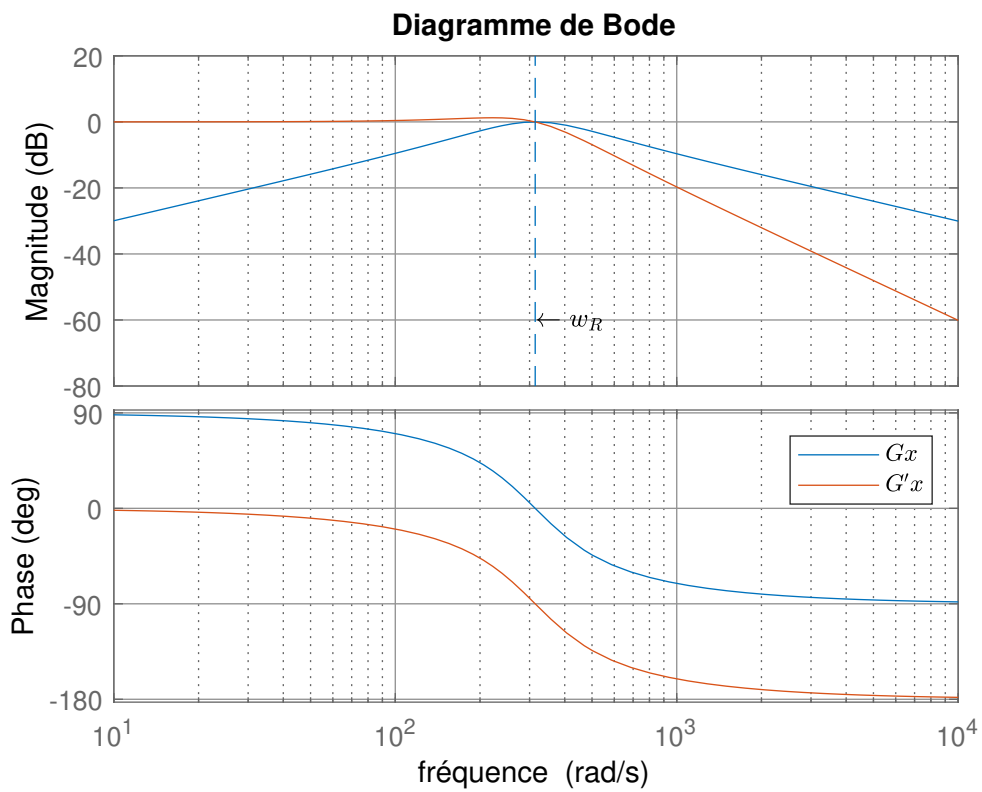


Figure. 2.45 – Diagramme de Bode de G_x et G'_x .

On note que pour la pulsation ω_R le gain des deux filtres est le même garantissant que les signaux en quadrature v_α et v_β soient de même amplitude.

On reprend l'essai de la figure 2.42. La figure 2.46 montre les résultats obtenus.

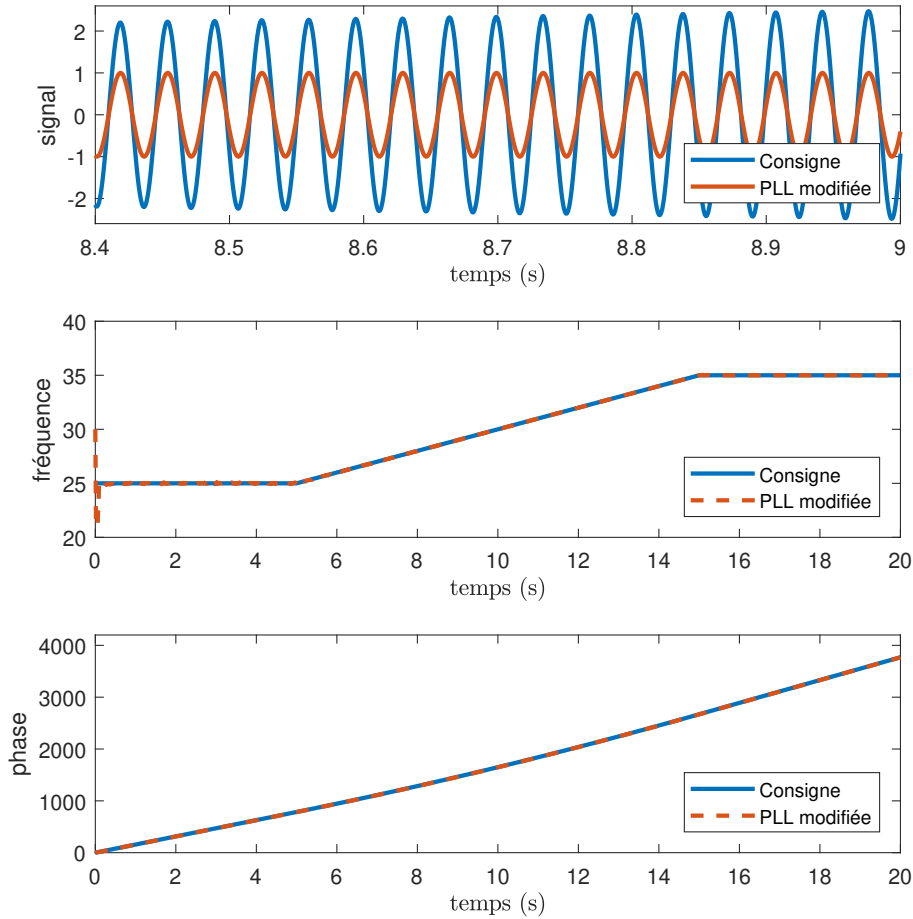


Figure. 2.46 – Sorties estimées de la PLL modifiée (v_f , fréquence et phase) en comparant avec la consigne d’amplitude modulée en présence de bruit.

L’adaptation des filtres d’entrée associée à la normalisation permet maintenant de suivre les variations de fréquence du signal d’entrée en restant insensible aux variations d’amplitude. Dans la suite, nous testons cette PLL dans le cadre de l’order tracking.

Attention : après ces améliorations (la normalisation et le filtrage adaptatif), la fonction de transfert du système est modifiée. Malheureuse-

ment, cette modification n'est pas prise en compte dans la suite de l'étude de cet algorithme dans cette thèse. Par contre, une étude détaillée de cette modification est réalisée et publiée dans la revue scientifique (Sensors) sous le titre de (Mechanical Fault Diagnostic in PMSM from Only One Current Measurement : A Tachless Order Tracking Approach)

2.3.2.5 Order tracking : résultats de simulation

Le simulateur utilisé est celui du banc d'essai du LIAS présenté sur la figure 2.7. L'essai réalisé est proche de celui qui sera utilisé dans la partie expérimentale de ce travail. Sur le banc d'essai du LIAS, la génératrice possède 4 paires de pôles, ce qui signifie que la fréquence électrique est 4 fois supérieure à la fréquence mécanique. Cette configuration sera retenue pour les essais qui suivent. La génératrice est pilotée à vitesse variable avec une fréquence de rotation $2Hz < F_{rg} < 12Hz$. La période de la référence de vitesse est toujours de $2s$.

La fréquence centrale de la PLL est fixée au milieu de la plage de variation soit $F_c = \frac{\omega_c}{2\pi} = 7 \times 4 = 28Hz$ (la PLL estime la fréquence électrique).

A partir de (2.39) et (2.38), on obtient les équations définissant K_p et K_i :

$$k_i = \frac{\omega_n^2}{K_{pd}} \quad (2.44)$$

$$k_p = \frac{2\xi\omega_n}{K_{pd}} \quad (2.45)$$

2.3.2.5.1 K_p et K_i constants : On choisit ici de rendre le gain K_{pd} constant en le fixant à la fréquence centrale de la PLL, $K_{pd} = \frac{\omega_e}{4} = \frac{\omega_c}{4}$. On fixe de la même façon la pulsation propre de l'asservissement à $\omega_n = \omega_c$. On obtient alors $K_i = 703.7$.

Le gain K_p est calculé à partir du choix du coefficient d'amortissement ξ . On donne sur la figure 2.47, le résultat obtenu pour trois valeurs de ξ .

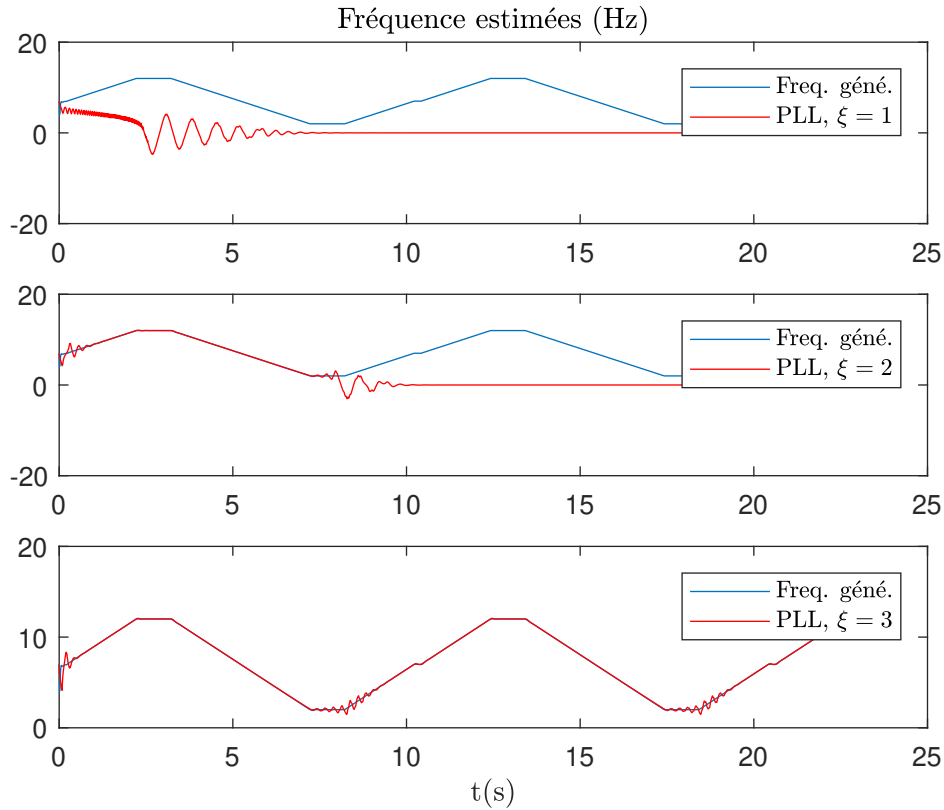


Figure. 2.47 – Estimation par PLL. Comparaison des valeurs de ξ

On note que l'on doit choisir un coefficient d'amortissement relativement grand pour obtenir une estimation correcte de la fréquence de rotation. Pour $\xi = 3$ on obtient $K_p = 24$. On remarque de légères oscillations sur la partie basse fréquence liée au fait que le gain K_p est constant. Dans le paragraphe suivant nous proposons de rendre le gain K_i dépendant de la pulsation estimée.

2.3.2.5.2 Correcteur LPV : On reprend les équations (2.44) et (2.45). On considère maintenant que la PLL est accrochée c'est à dire $\hat{\omega}_s = \omega_e$. On choisit de rendre la pulsation propre du filtre dépendante de la pulsation estimée soit $\omega_n = \hat{\omega}_s$. Dans ces conditions on obtient $K_i = 4\hat{\omega}_s$ et $K_p = 8\xi$. On donne sur la figure 2.48, les résultats obtenus.

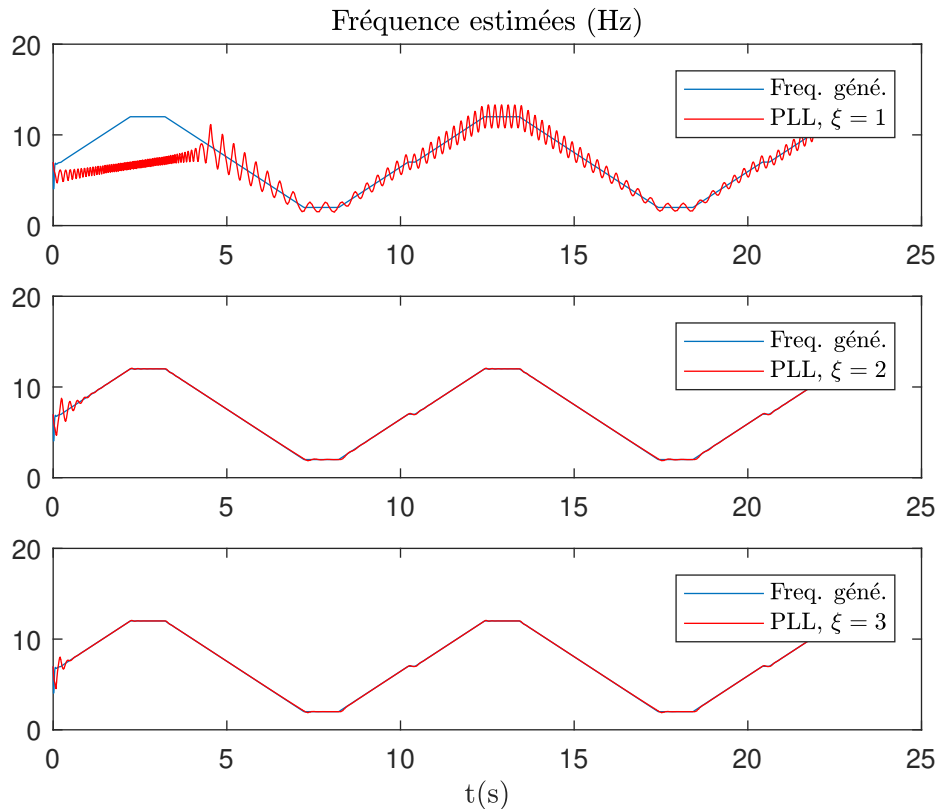


Figure. 2.48 – Estimation par PLL. Correcteur LPV. Comparaison des valeurs de ξ

Le comportement dynamique de la PLL s'est amélioré puisqu'elle ne décroche plus totalement comme sur l'essai précédent. On note aussi que l'estimation est possible pour un coefficient d'amortissement plus faible.

2.3.2.5.3 Order tracking : On choisit de garder le correcteur LPV sur le test suivant avec $\xi = 3$. La fréquence et la position estimées par PLL sont maintenant utilisées pour l'échantillonnage angulaire. Le défaut est défini par 3 impacts/tour coté génératrice. La figure 2.49 montre l'estimation de fréquence et la normalisation des courants en sortie des filtres OSG.

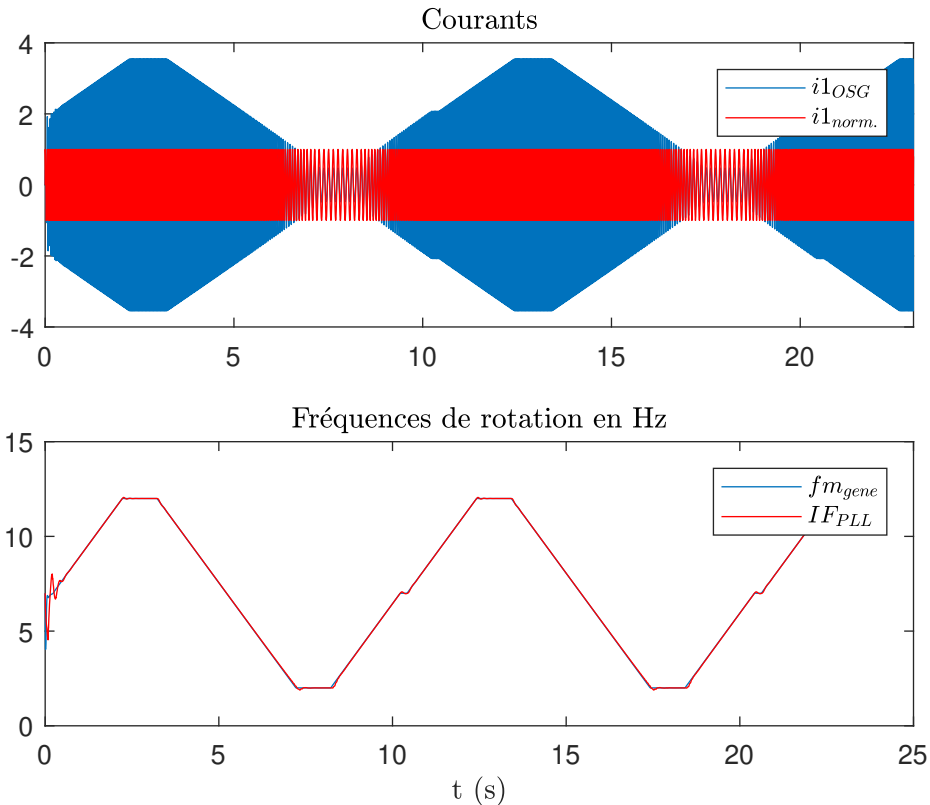


Figure. 2.49 – Estimation par PLL. Correcteur LPV. $K_i = 4\hat{\omega}_s$ et $K_p = 8\xi$

La figure 2.50 montre le spectre angulaire obtenu avec et sans défaut avec l'échantillonnage issu de la position simulée puis estimée par la PLL.

On note que la PLL permet de détecter le fondamental du défaut avec une forte atténuation de l'amplitude par rapport à l'OT issu de la simulation directe. Ce résultat est logique dans la mesure où la pulsation propre de l'asservissement suit les variations de la pulsation d'entrée. Le défaut se situant à $3\omega_e$, il est naturellement filtré.

On peut tenter d'élargir la bande passante de l'asservissement. Pour ce faire on fixe $\omega_n = 3\hat{\omega}_s$ soit $K_i = 12\hat{\omega}_s$ et $K_p = 24\xi$. La figure 2.51 montre que les composantes de défaut sont maintenant dans la bande passante de l'asservissement et que le défaut est plus facilement détectable.

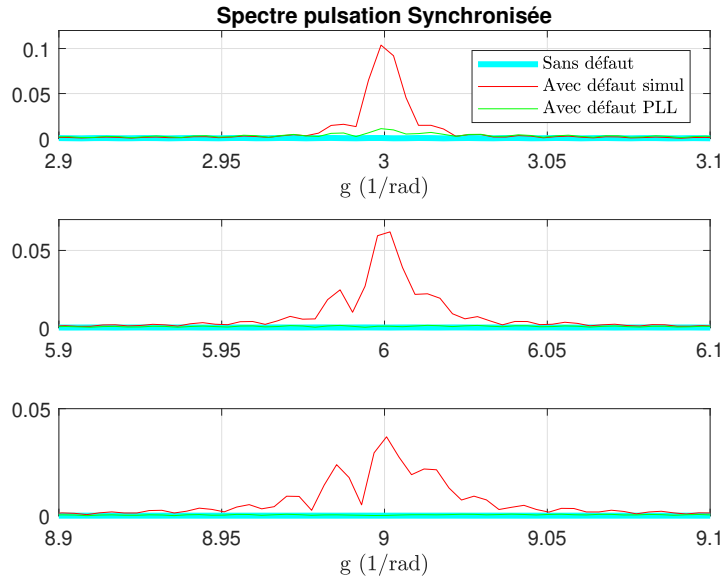


Figure. 2.50 – Spectres échantillonnage angulaire. $K_i = 4\hat{\omega}_s$ et $K_p = 8\xi$

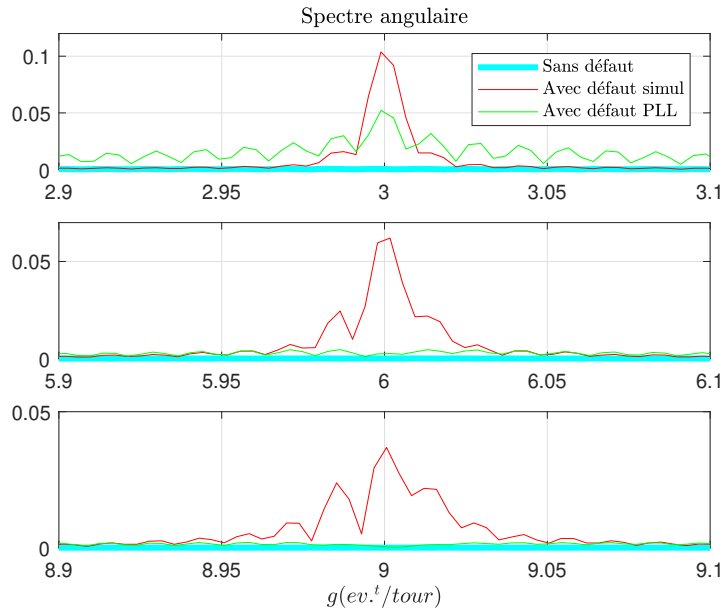


Figure. 2.51 – Spectres échantillonnage angulaire. $K_i = 12\hat{\omega}_s$ et $K_p = 24\xi$

2.3.2.6 Conclusion sur la PLL

Dans ce paragraphe, nous avons testé l'utilisation d'une PLL basé sur le principe des OSG pour réaliser l'échantillonnage angulaire du signal d'analyse. Les filtres OSG sont une alternative pour obtenir des signaux en quadrature à partir d'une mesure unique. Les modifications que nous avons apportées (filtres adaptatifs et normalisation) permettent de s'affranchir des variations d'amplitudes qui étaient source de perturbation (ce que nous avons aussi observé dans l'étude de l'algorithme d'identification).

Nous avons par ailleurs montré que l'utilisation d'un correcteur LPV pouvait améliorer le comportement dynamique de l'ensemble. Toutefois, pour pouvoir détecter le défaut, il faut pouvoir élargir la bande passante de l'asservissement pour y faire entrer les composantes recherchées. Ceci peut poser problème si le nombre d'impacts par tour est élevé, ce qui revient à rechercher une composante très éloignée de la fréquence électrique. Cette PLL sera utilisée sur des données expérimentales dans la section 3.2.

2.3.3 Méthode 3C : transformée de Concordia

2.3.3.1 Principe

Lorsque l'on dispose de trois mesures de courant, la méthode la plus simple pour estimer l'amplitude et la phase instantanée est la transformée de Concordia. On rappelle que l'amplitude $IA(t)$ et la fréquence $IF(t)$ instantanées peuvent être estimées par les relations suivantes :

$$\begin{aligned} IA(t) &= \sqrt{i_{\alpha}^2(t) + i_{\beta}^2(t)} \\ \phi(t) &= \text{atan}\left(\frac{i_{\beta}(t)}{i_{\alpha}(t)}\right) \\ IF(t) &= \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \phi(t) \end{aligned} \quad (2.46)$$

L'estimation peut être obtenue à partir de deux courants sous hypothèse d'équilibre de la charge (figure 2.52).

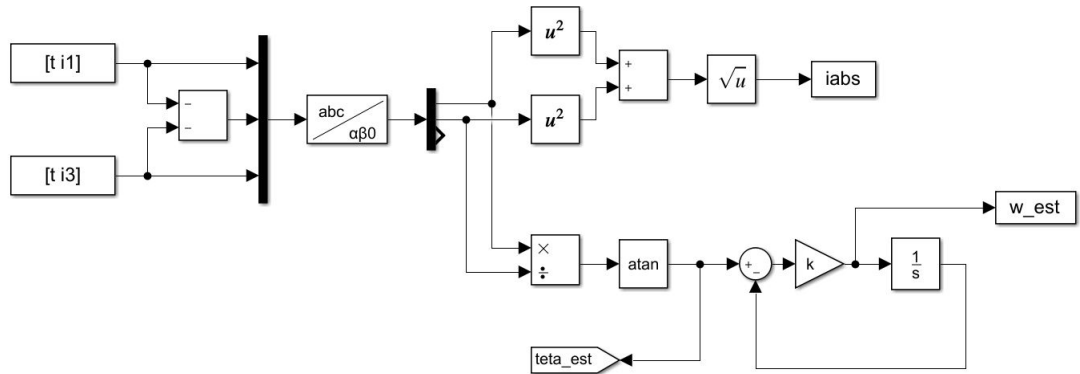


Figure. 2.52 – Schéma de l'estimation de la position/ vitesse angulaire via Concordia.

La pulsation instantanée $IW(t)$ est proportionnelle à la dérivée de la phase instantanée $IP(t)$. En pratique, on évite de calculer directement cette dérivée numériquement dans la mesure où les mesures de courant sont bruitées. Une alternative est d'utiliser un asservissement de phase (figure 2.53).

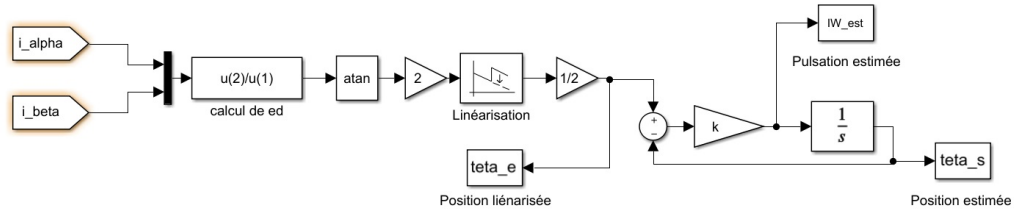


Figure. 2.53 – asservissement de phase.

Le système est du premier ordre en boucle fermée. Le transfert entre la phase instantanée $\theta_e(t)$ reconstruite par Concordia et la phase estimée en sortie de l'asservissement $\theta_s(t)$ est de type passe bas.

$$\frac{\theta_s(s)}{\theta_e(s)} = \frac{1}{1 + \frac{s}{k}} \quad (2.47)$$

La dynamique est directement fixée par le gain k . A noter que dans le cas d'une variation de phase en rampe (à vitesse fixe par exemple), il subsistera une erreur de traînage.

Le transfert entre la phase instantanée $\theta_e(t)$ et la pulsation $IW_{est}(t)$ est de type passe haut.

$$\frac{IW_{est}(s)}{\theta_e(s)} = \frac{s}{1 + \frac{s}{k}} \quad (2.48)$$

Pour $k > 1$ ce transfert est du type passe haut (dérivateur filtré en HF) avec un gain statique constant pour les pulsations telles que $\omega > k$.

En théorie le transfert entre la pulsation instantanée réelle $IW(t)$ et la pulsation estimée $IW_{est}(t)$ à l'entrée de l'intégrateur est régi par le système (2.47). Toutefois, ce n'est la cas que si la relation $IW(t) = \frac{d}{dt}IP(t)$ est vraie. En réalité, $\theta_e(t)$ est déduite de la mesure des courants et du calcul de la fonction $ATAN$. Les imperfections introduites par ces intermédiaires font que le transfert entre $IW(t)$ et $IW_{est}(t)$ ne se comporte pas réellement comme un système du premier ordre passe bas, comme nous le verront par la suite.

On donne sur la figure 2.54, les résultats obtenus pour $k = 10$. On note que la dynamique en boucle fermée n'est pas suffisante pour reconstruire correctement la fréquence de rotation de la machine.

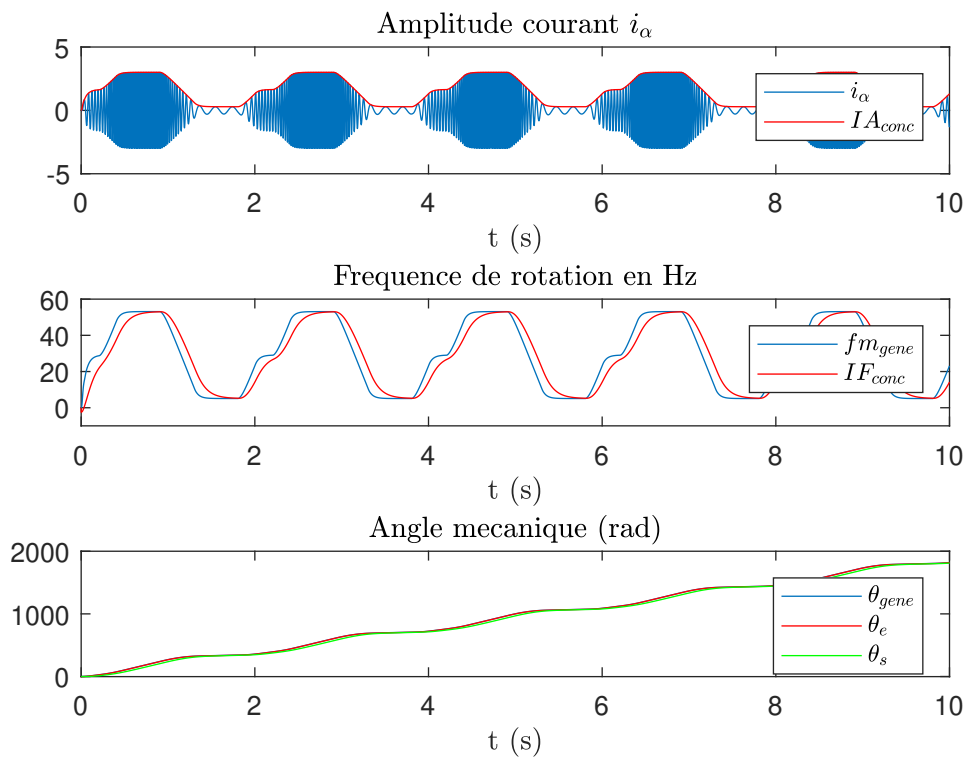
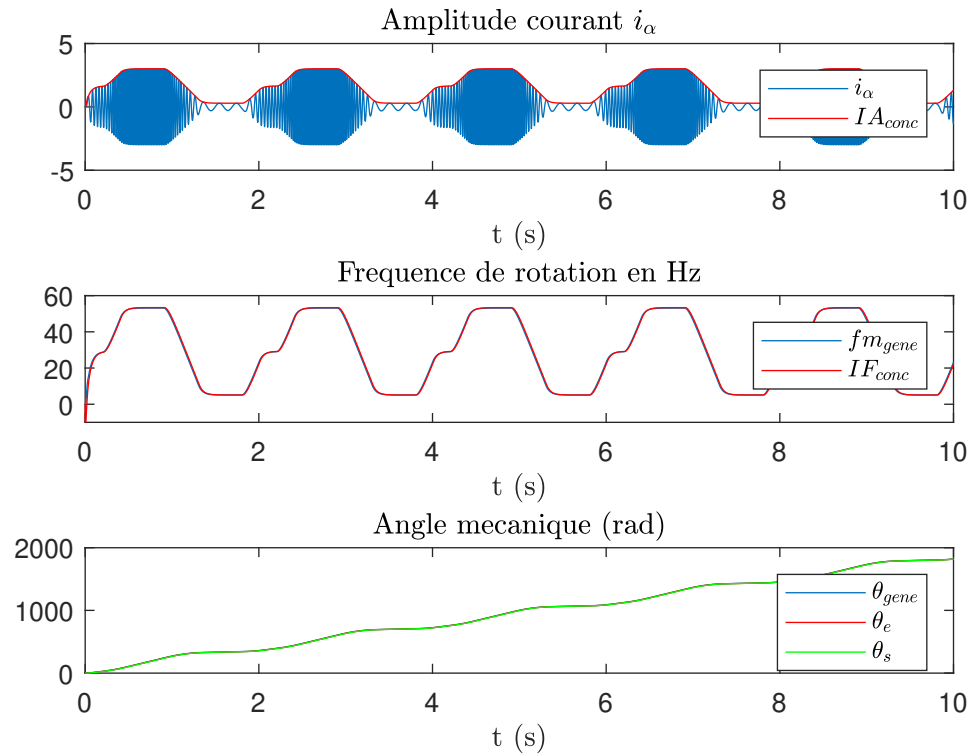
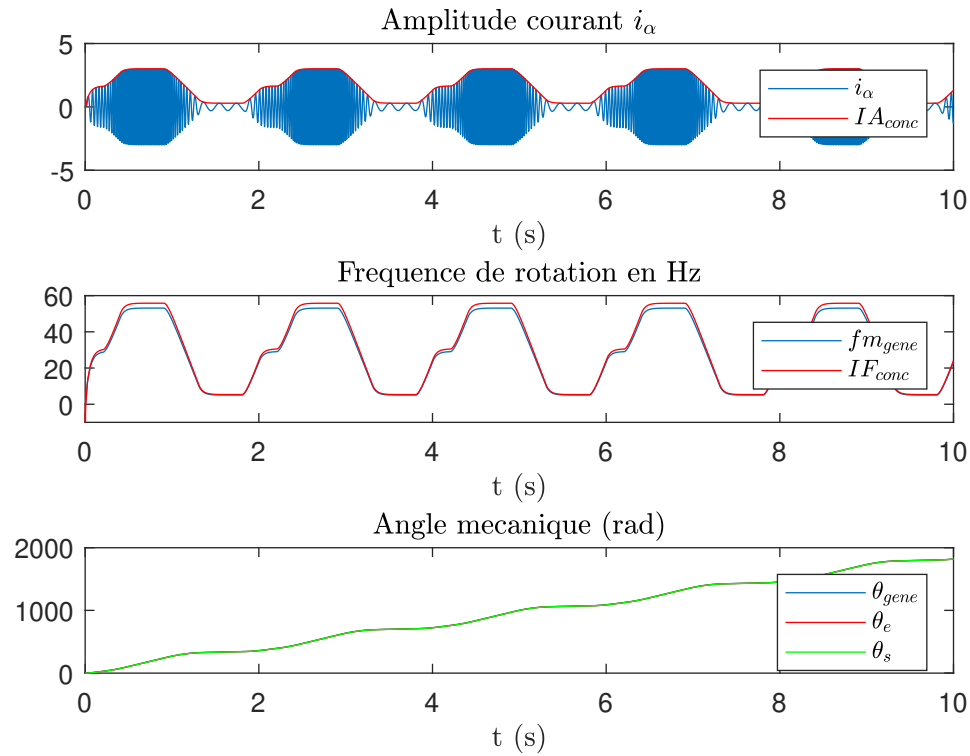


Figure. 2.54 – Estimations pour $k = 10$.

On donne sur la figure 2.55, les résultats obtenus pour $k = 100$. On note que l'asservissement permet une estimation correcte de la fréquence de rotation de la machine.

Figure. 2.55 – Estimations pour $k = 100$.

On s'attend à ce que l'estimation s'améliore encore si on augmente la valeur de k . On donne sur la figure 2.56, les résultats obtenus pour $k = 1000$. On note qu'on obtient une erreur statique sur les parties constantes et positives de la fréquence. Cela ne correspond pas au comportement d'un système du premier ordre de gain statique unitaire. On met ici en évidence l'influence de la méthode d'estimation de l'angle par le calcul de la fonction *ATAN*.

Figure. 2.56 – Estimations pour $k = 1000$.

Dans la suite nous utilisons la transformée de Concordia pour estimer la fréquence et la phase instantanées $IF(t)$ et $IP(t)$ afin de générer d'une part le signal d'analyse dans lequel est recherché le défaut ($IF(t)$) et d'autre part effectuer l'échantillonnage angulaire de cette fréquence.

2.3.3.2 Order tracking : résultats de simulation

Dans un premier temps, nous effectuons une simulation dans des conditions idéales : courants équilibrés et sans bruit sur les mesures. Le défaut est fixé à 9 impacts par tour. La fréquence haute est de 50Hz . Le fondamental de la fréquence de défaut maximale recherché est donc $fd_{max} = 450\text{Hz}$. Pour $k = 1000$, la bande passante est d'environ 159Hz . Les résultats d'estimation de $IF(t)$ et $IP(t)$ sont ceux de la figure 2.55. La figure 2.57 donne le spectre obtenu après échantillonnage angulaire.

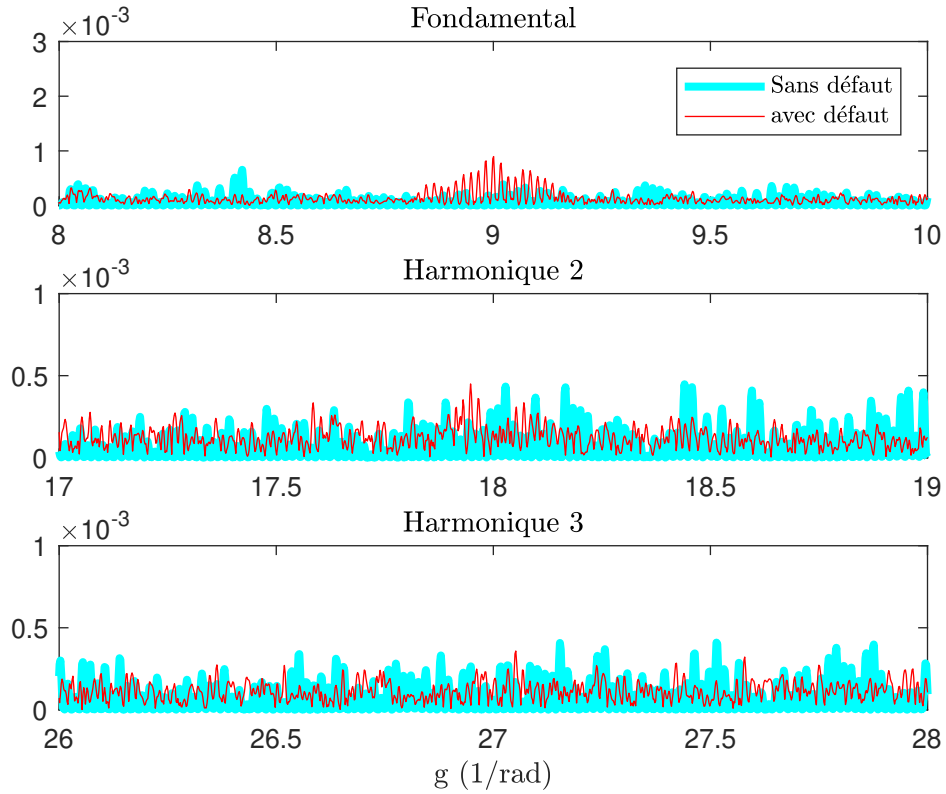


Figure. 2.57 – Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 1000$.

On distingue l'apparition du défaut autour de la valeur $g = 9$ correspondant à 9 impacts par tour. Les harmoniques autour de 18 et 27 ne sont pas détectables. Sur la figure 2.58, on montre une simulation pour $k = 10000$ soit une bande passante $1590Hz$. Les trois premiers harmoniques de défaut sont au maximum $fd_1 = 450Hz$, $fd_2 = 900Hz$, $fd_3 = 1350Hz$ (pour une fréquence max de $50Hz$).

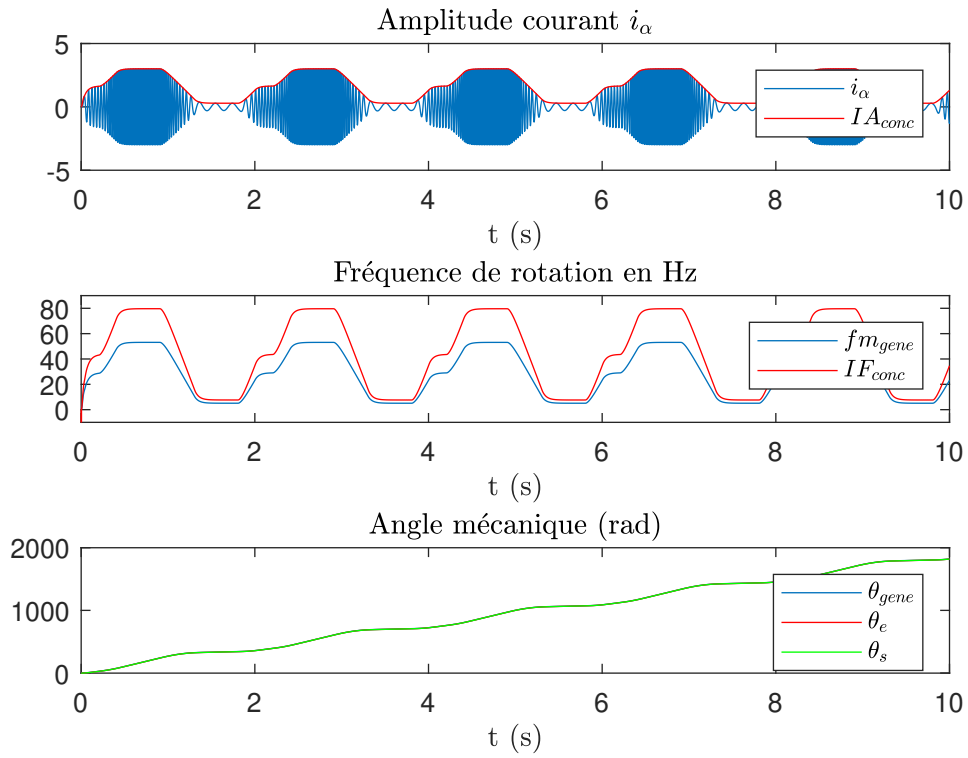


Figure. 2.58 – Signaux estimés, $k = 10000$.

On vérifie que pour cette valeur de k la fréquence instantanée est mal estimée. La figure 2.59 montre le spectre de la fréquence échantillonnée avec l'angle estimé.

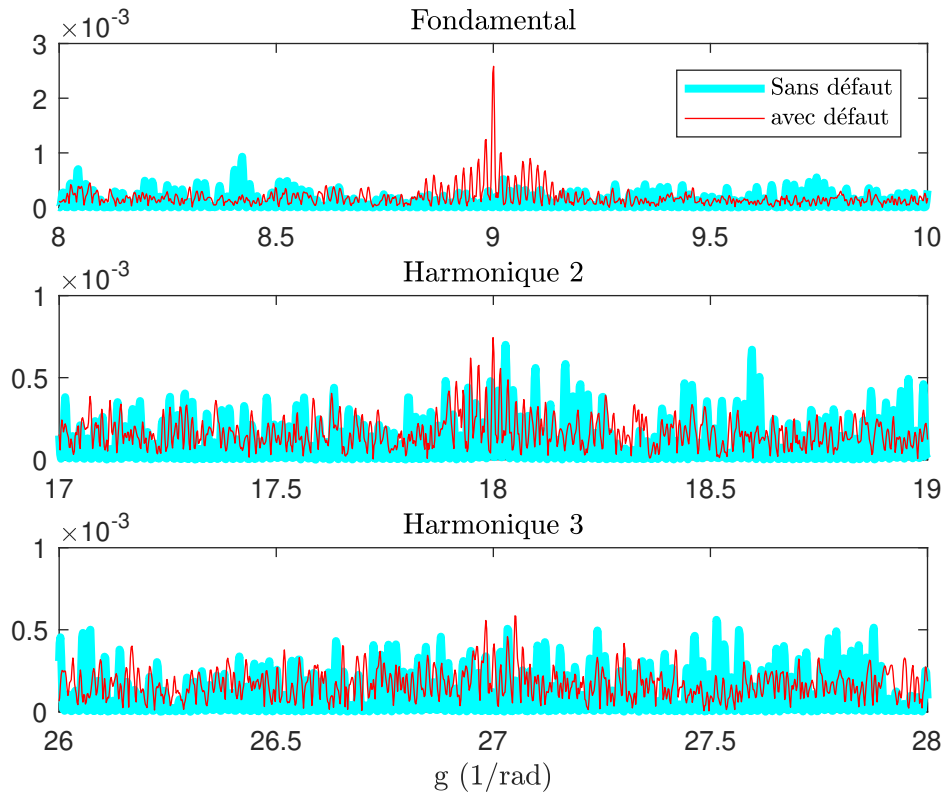


Figure. 2.59 – Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 10000$.

On note que le fondamental du défaut autour de $g = 9$ est plus facilement discernable car il est maintenant totalement contenu dans la bande passante de l'asservissement angulaire. Pour les harmoniques autour de $g = 18$, l'énergie liée au défaut a augmenté par rapport au cas $k = 1000$. On ne note pas de changement apparent pour $g = 27$.

On note que le spectre autour de $g = 9$ n'est pas composé d'une seule composante comme attendu, mais d'un groupe faisant penser à une modulation autour de $g = 9$. Pour déterminer si cela est dû au mode d'estimation (concordia et asservissement de phase), on peut aussi comparer les spectres obtenus si on utilise d'une part les signaux réels (fréquence et position) et les signaux estimés pour effectuer l'échantillonnage angulaire.

La figure 2.60 montre un test à vitesse fixe ($f_{gene} = 20Hz$). On retrouve le spectre attendu autour de $g = 9$, $g = 18$, $g = 27$. On note une composante supplémentaire en amont des composantes attendues liée au repliement de spectre. Par ailleurs il apparaît que le spectre fourni à partir des estimations donne des amplitudes égales ou supérieures à celles obtenues par les grandeurs réelles. On peut s'étonner de ce résultat dans la mesure où comme la fréquence est mal estimée (cf figure 2.58), on s'attendrait plutôt à ce que le spectre soit dégradé par rapport au cas idéal. A priori les résultats sont comparables qu'on utilise les grandeurs réelles ou estimées par Concordia.

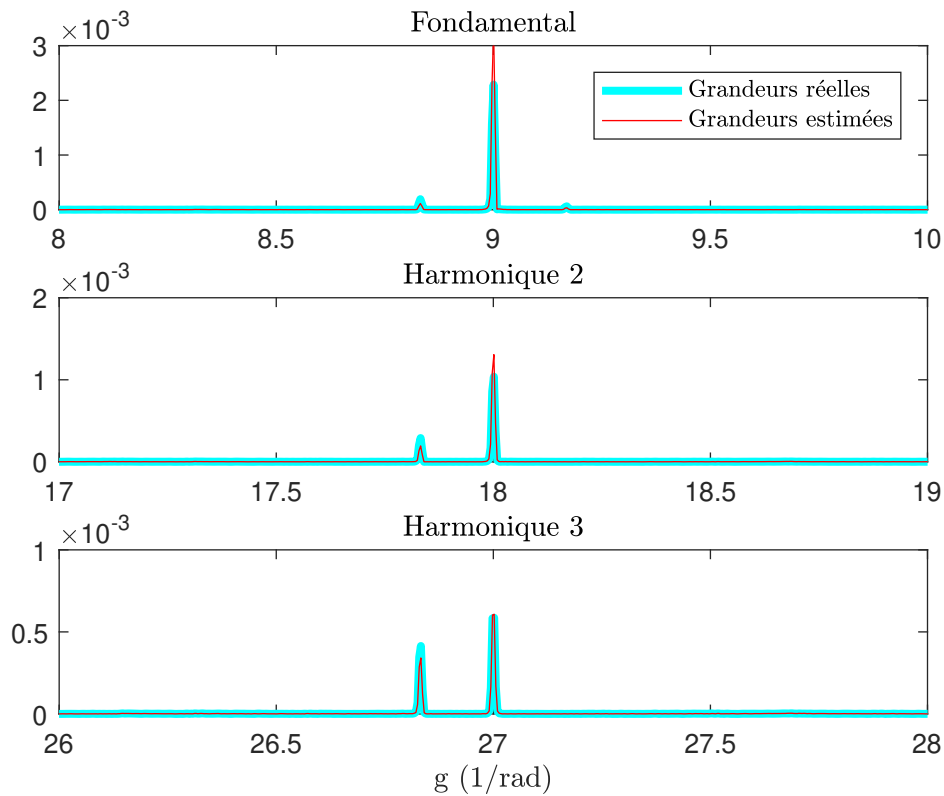


Figure. 2.60 – Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 10000$.

La même comparaison est maintenant effectuée sur un le test à vitesse variable de la figure 2.58. Le spectre obtenu est donnée sur la figure 2.61.

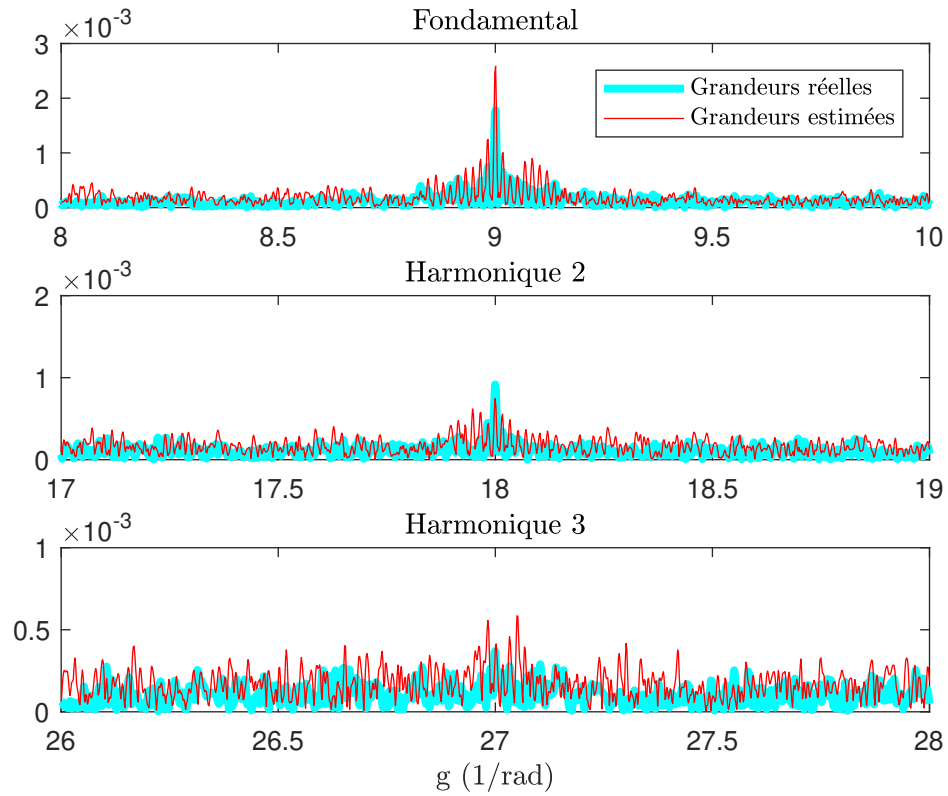


Figure. 2.61 – Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 10000$.

On note que les résultats sont comparables que l'on utilise les grandeurs réelles ou estimées. L'effet de modulation autour des composantes significatives est toutefois plus prononcé dans le cas des estimations (figure 2.62).

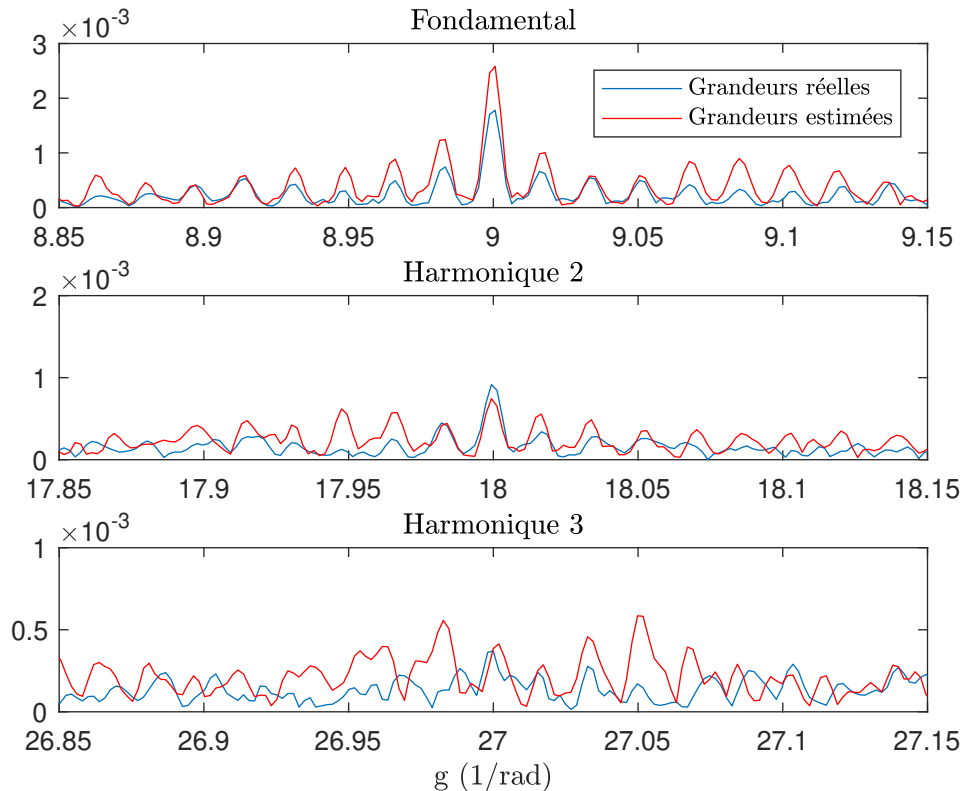


Figure. 2.62 – Spectre de la fréquence échantillonnée angulairement, $k = 10000$.

La transformée de Concordia semble une méthode simple et efficace pour réaliser l'order tracking sans capteur. Dans la suite nous allons étudier l'influence d'un déséquilibre et du bruit de mesure sur l'échantillonnage angulaire.

2.3.3.2.1 Influence d'un déséquilibre sur les courants Dans cette partie nous introduisons un déséquilibre entre les courants mesurés. Nous introduisons un déséquilibre de 10% entre les courants $i_\alpha(t)$ et $i_\beta(t)$. Pour plus de simplicité le test est effectué à vitesse fixe. La figure 2.63 montre l'estimation obtenue. On note une modulation de l'amplitude instantanée à une fréquence double du fondamental ce qui est un résultat connu. L'estimation de la fréquence instantanée est perturbée par le déséquilibre. L'erreur sur la fréquence en régime permanent est

liée au choix de $k = 10000$.

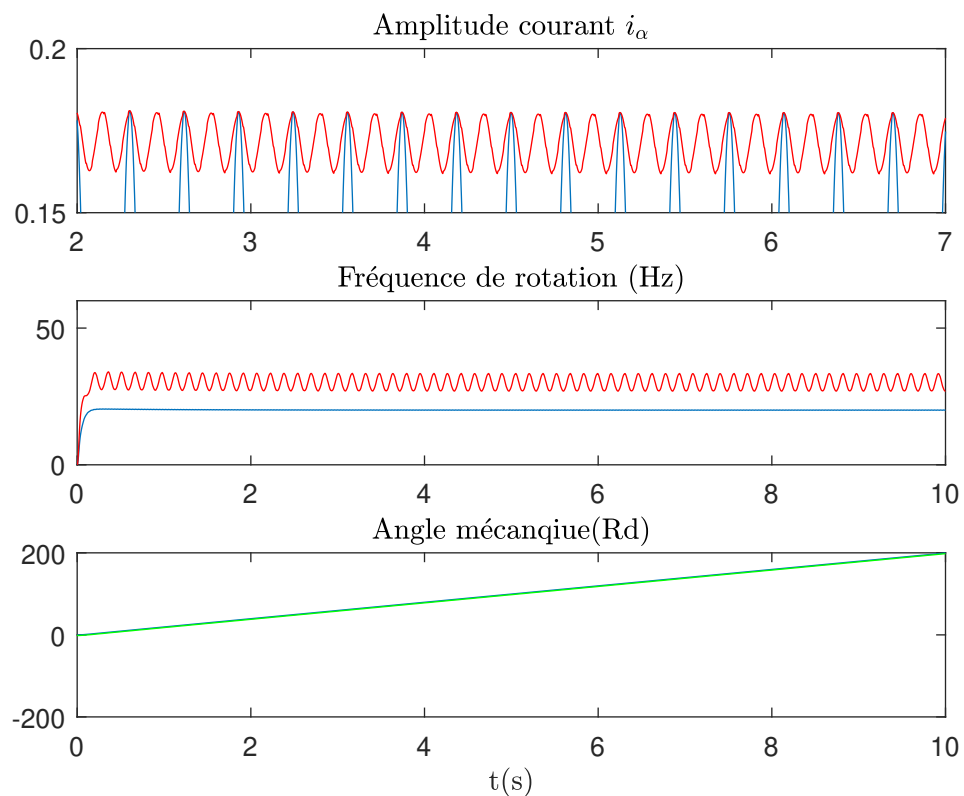
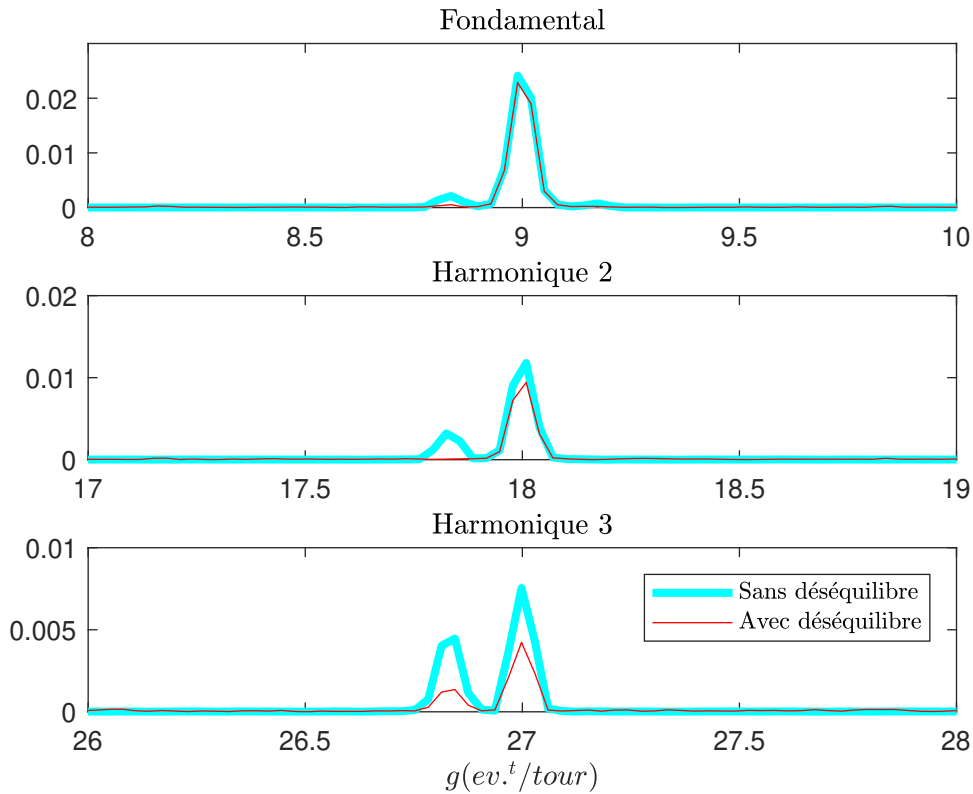


Figure. 2.63 – Estimations pour $k = 10000$, déséquilibre 10%

L'asservissement de phase est réglé à $k = 10000$ ce qui signifie que les premières composantes recherchées sont dans la bande passante en boucle fermée. La figure 2.64 montre le spectre angulaire obtenu. On ne note pas de différence notable liée au déséquilibre sur les courants.

Figure. 2.64 – Estimations pour $k = 10000$, déséquilibre 10%

2.3.3.2.2 Influence du bruit de mesure Dans le paragraphe 2.2.4.2.4, nous avons montré que l'échantillonnage angulaire était sensible au bruit de mesure. Le niveau de bruit sur l'estimation de la fréquence de rotation risque de donner des résultats inexploitable pour la détection de défaut. C'est particulièrement le cas pour la transformée de Concordia dans la mesure où l'on estime d'abord la position, puis la pulsation de rotation par dérivation (l'utilisation de l'asservissement de phase est en fine équivalent à un dérivateur filtré). Afin de montrer les limites de la transformée de Concordia dans le cas de données bruitées, nous réalisons une simulation à vitesse fixe ($f_{gene} = 20Hz$). Le fondamental du défaut apparaîtra donc à $f_d = 180Hz$. On fixe la bande passante de l'asservissement à $k = 1000$ soit $BP = 1000Rad/s$ soit $150Hz$. Le résultat est donné sur la figure 2.65.

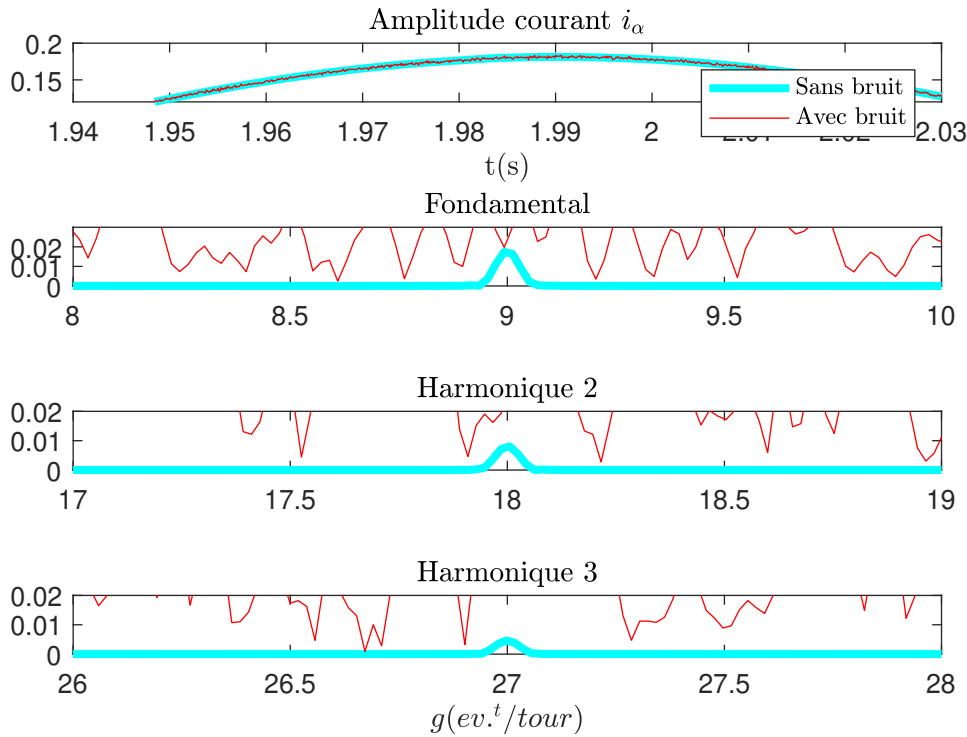
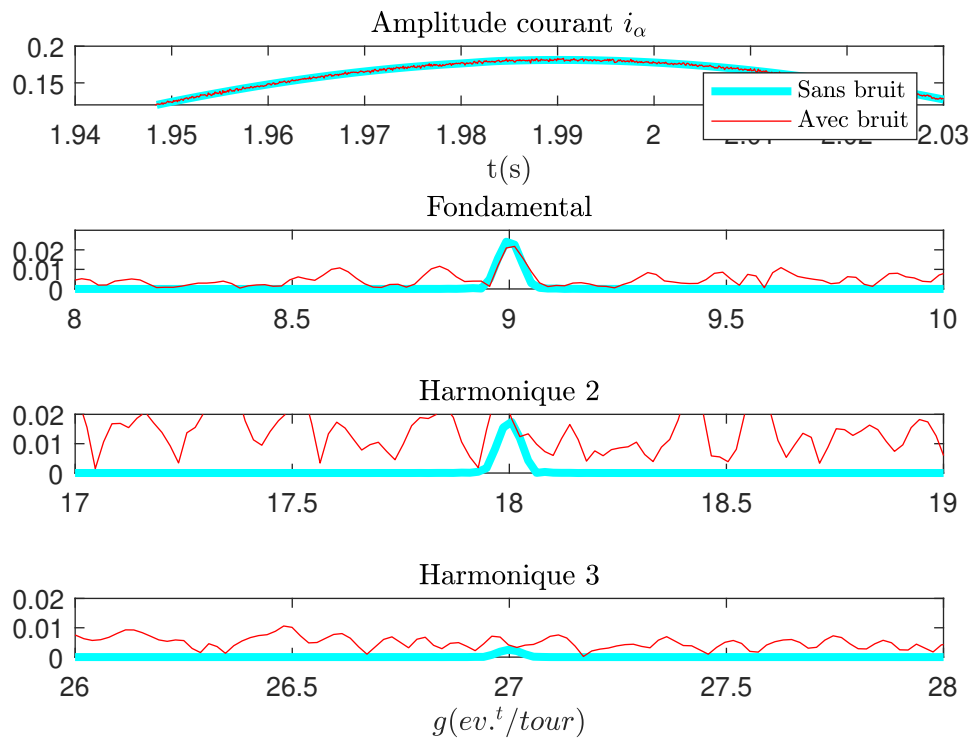


Figure. 2.65 – Estimations pour $k = 1000$, courants bruités.

On vérifie que même dans le cas d'un niveau de bruit extrêmement faible sur les courants, les spectres angulaires ne permettent pas de détecter les composantes de défaut. L'asservissement amplifie beaucoup le bruit de mesure en estimant la fréquence instantanée.

Une solution consiste à modifier l'asservissement de phase en remplacement le gain k par un filtre passe bas défini par $F(p) = \frac{k}{1 + \tau p}$. En boucle fermée, on obtient un filtre passe bande. En basse fréquence on conserve l'effet dérivé permettant d'estimer la vitesse. On atténue le bruit en haute fréquence mais aussi les harmoniques du défaut. La figure 2.66 montre le résultat obtenu qui est meilleur pour le fondamental de défaut.

Figure. 2.66 – Estimations pour $k = 1000$, $\tau = 0.01$, courants bruités.

Toutefois cette solution est limitée comme le montre la figure 2.67 où le bruit a été légèrement augmenté.

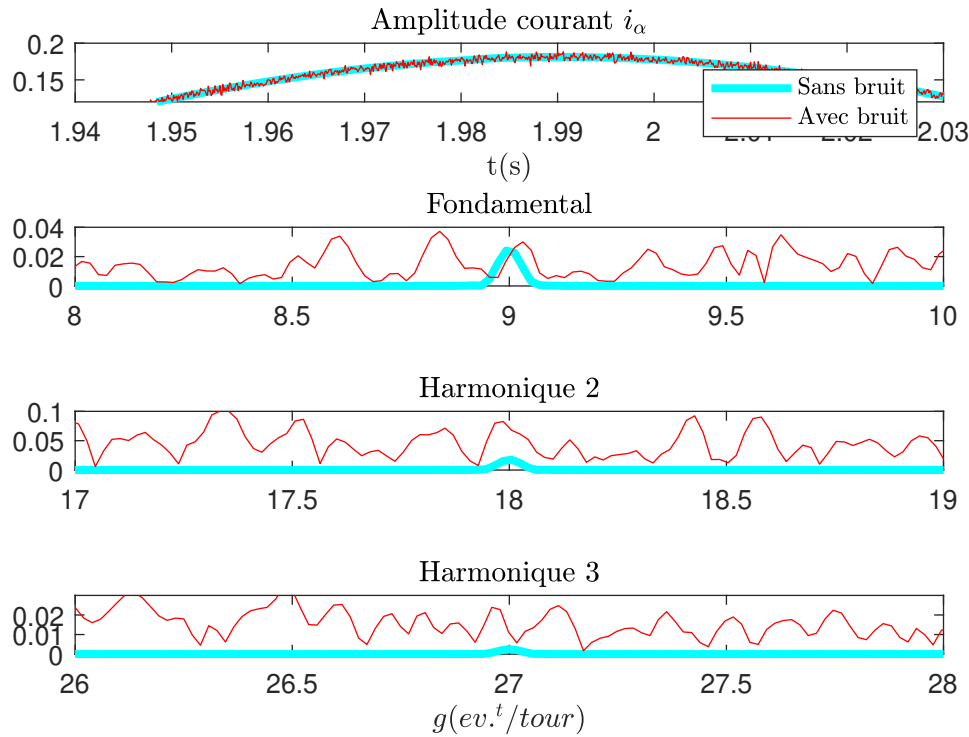


Figure. 2.67 – Estimations pour $k = 1000$, $\tau = 0.01$ courants bruités.

2.3.3.2.3 Conclusion La transformée de Concordia semble une solution simple pour estimer à la fois l'angle mécanique et la vitesse de la génératrice. Dans un contexte de commande par exemple, ce peut être le cas. En ce qui concerne le TOT, cette solution ne semble pas envisageable car trop sensible au bruit de mesure. Une possibilité serait de lui associer un pré-traitement des mesures de courant afin d'éliminer autant que faire se peut le bruit de mesure.

2.3.4 Méthode 3C/3T : approche par observateurs

2.3.4.1 Introduction

Le développement d'observateurs pour les machines électriques et en particulier pour les moteurs synchrones est un sujet arrivé maintenant

à maturité. On trouvera un descriptif d'observateurs pour machines à aimant permanent dans [121], [7]. Dans cette dernière thèse, un observateur avait été spécifiquement développé pour le diagnostic mécanique d'une machine LRSPM. Dans la suite, nous reprenons cet observateur pour l'appliquer à l'order tracking appliquée à la surveillance de défauts mécaniques.

2.3.4.2 Observateur (d/q)

L'observateur adaptatif utilisé dans ce chapitre est défini dans le repère (d/q) [122] et [103]. La vitesse rotorique et la position angulaire sont estimées à partir de l'erreur entre les courants de stator mesurés et ceux estimés par le modèle. Un mécanisme d'adaptation est construit en utilisant l'erreur d'estimation des courants statoriques afin d'estimer la vitesse du rotor. Le modèle ajustable prend comme feedback la sortie du mécanisme d'adaptation (c'est-à-dire la vitesse du rotor). Le schéma d'observateur adaptatif est représenté dans la Fig.2.68, où les courants de stator sont choisis comme variables d'état dans le modèle ajustable.

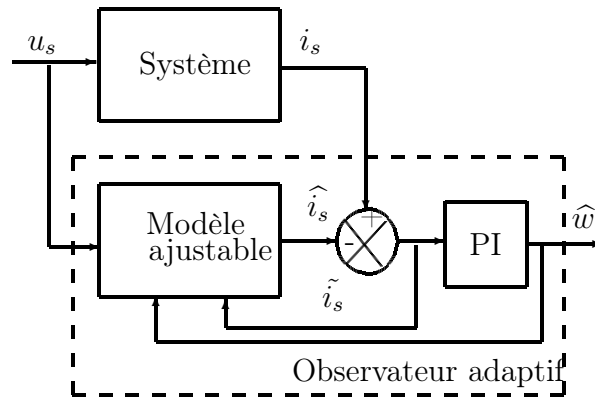


Figure. 2.68 – Schéma-bloc du système et de l'observateur adaptatif.

Le modèle d'observateur adaptatif peut être écrit comme suivant :

$$\dot{\hat{\psi}}_s = u_s - R_s \hat{i}_s - p \hat{\omega}_m J \hat{\psi}_s + \lambda \tilde{i}_s \quad (2.49)$$

avec :

- $u_s = [u_d \ u_q]^T$ représente le vecteur de tension statorique.

- $\hat{i}_s = [\hat{i}_d \ \hat{i}_q]^T$ représente le vecteur de courant statorique.
- $\hat{\psi}_s = [\hat{\psi}_d \ \hat{\psi}_q]^T$ représente le flux statorique.
- R_s représente la résistance statorique.
- $\hat{\omega}_m = \dot{\hat{\theta}}_m$ représente la position estimée du rotor (angle rotorique).
- J est une matrice carrée d'ordre 2 :

$$J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.50)$$

- \tilde{i}_s représente l'erreur d'estimation des courants statoriques :

$$\tilde{i}_s = i_s - \hat{i}_s \quad (2.51)$$

L'équation de flux est définie par :

$$\hat{i}_s = L^{-1} (\hat{\psi}_s - \psi_{pm}) \quad (2.52)$$

avec :

- ψ_{pm} représente le flux magnétique permanent exprimé comme :
 $\psi_{pm} = [\psi_{pm} \ 0]^T$.
- L représente la matrice des inductances qui dépend respectivement des inductances suivant l'axe direct et l'axe en quadrature L_d and L_q :

$$L = \begin{bmatrix} L_d & 0 \\ 0 & L_q \end{bmatrix} \quad (2.53)$$

λ dans l'équation (2.49) représente la matrice de gain des feedbacks. Afin de placer deux pôles de la fonction de transfert de l'observateur dans le plan complexe à une position spécifique, λ doit inclure une partie symétrique et une partie antisymétrique comme suivant :

$$\lambda = \lambda_1 I + \lambda_2 J \quad (2.54)$$

avec :

- I représente une matrice d'identité d'ordre 2.
- λ_1 et λ_2 représentent des gains scalaires.

L'erreur des courants est calculée comme suivant :

$$\epsilon = \begin{bmatrix} 0 & L_q \end{bmatrix} \cdot \tilde{i}_s \quad (2.55)$$

Pour estimer la vitesse angulaire électrique du rotor, un mécanisme d'adaptation basé sur un régulateur proportionnel-intégral (PI) est utilisé.

$$\hat{\omega} = p\hat{\omega}_m = -k_p \cdot \epsilon - k_i \int \epsilon \cdot dt \quad (2.56)$$

avec k_p et k_i les coefficients du régulateur PI.

La position estimée du rotor $\hat{\theta}_m(t)$ est obtenue en intégrant la vitesse angulaire estimée du rotor $\hat{\omega}_m(t)$.

Habituellement, ce type d'observateur est utilisé dans le cadre de la commande de machine. Les paramètres de l'observateur λ_1 , λ_2 , k_p et k_i sont déterminés pour régler les dynamiques d'estimation des courants (λ_1 , λ_2) et de la vitesse (k_p et k_i). Dans [7], cet observateur a été réglé spécifiquement pour le diagnostic mécanique à vitesse fixe.

2.3.4.3 Design pour le diagnostic

Dans [7], une étude par linéarisation a été menée pour montrer que l'observateur se comportait comme un ensemble de filtres passe bande. A vitesse fixe, les caractéristiques du filtre (fréquence de résonance, amortissement, gain statique) peuvent être réglées par un choix judicieux des paramètres λ_1 , λ_2 , k_p et k_i . L'étude par linéarisation a permis de définir plusieurs fonctions de transfert. Nous retenons ici, les fonctions de transfert permettant d'estimer la vitesse.

$$\begin{aligned} - F_{33}(s) &= \frac{\hat{\omega}(s)}{i_d(s)} \\ - F_{34}(s) &= \frac{\hat{\omega}(s)}{i_q(s)} \\ - F_{35}(s) &= \frac{\hat{\omega}(s)}{\omega(s)} \end{aligned}$$

Ces trois fonctions de transfert sont représentées sur la figure 2.69.

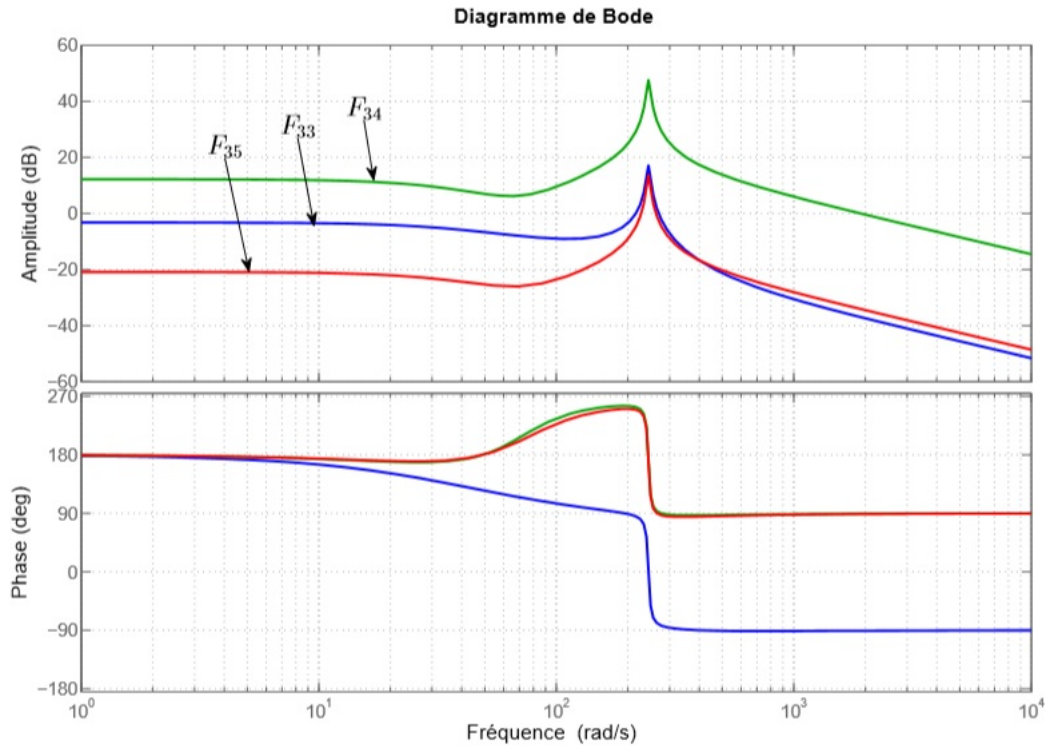


Figure. 2.69 – Bode des fonctions de transfert $F_{33}(s)$, $F_{34}(s)$ et $F_{35}(s)$ avec les paramètres $k_i = 60$, $k_p = -0.04$, $\lambda_1 = 15$ et $\lambda_2 = 0$.

Le tableau ci dessous résume l'influence des différents paramètres sur les caractéristiques des filtres.

	Gain statique	Fréquence de résonance	Coefficient de qualité
k_i	X	X	
k_p	X		X
λ_1			X

Dans le cadre de la vitesse variable les paramètres du filtre doivent être choisis de telle sorte que les variations de fréquence du défaut restent dans la bande passante du filtre. Une autre solution consisterait à utiliser un paramètre variable (par exemple k_p) indexé sur la vitesse de rotation. Cette solution LPV nécessiterait d'étudier la convergence de l'observateur, ce qui n'a pas pu être réalisé dans ce travail.

2.3.4.4 Résultats de simulation

2.3.4.4.1 Estimation des grandeurs On montre sur la figure 2.70, le résultat des estimations issues de l'observateur.

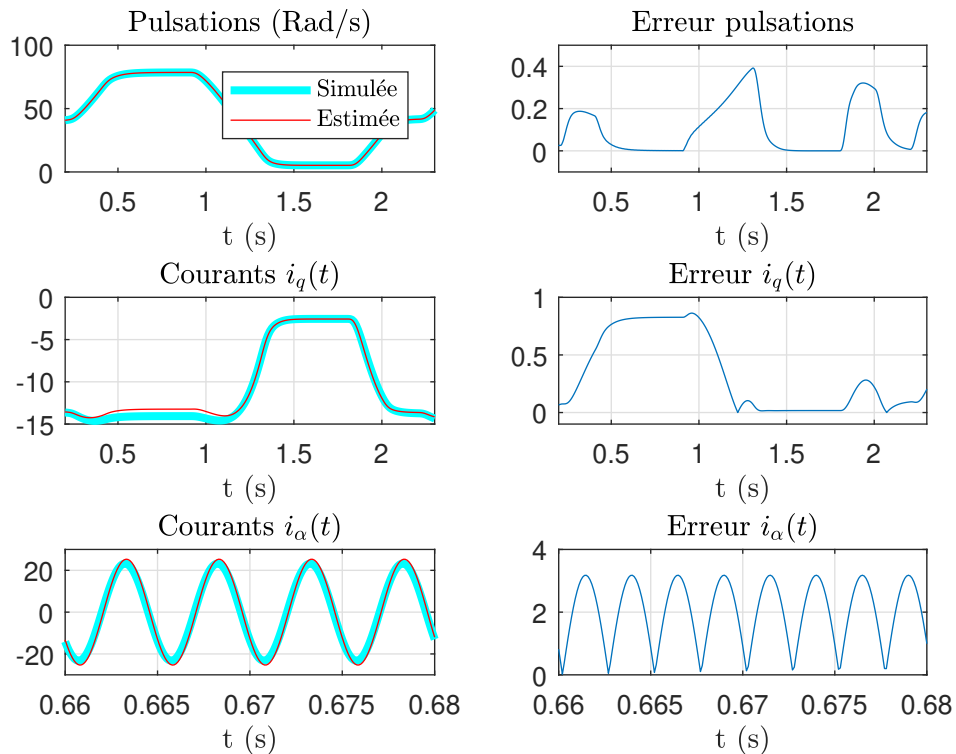


Figure. 2.70 – Résultats de simulation avec les paramètres $k_i = 1000$, $k_p = 0$, $\lambda_1 = 5$ et $\lambda_2 = 0$.

Les paramètres de l'observateur ont été réglés de manière empirique afin de minimiser les erreurs d'estimation. On note que les erreurs sur la vitesse et les courants dépendent du point de fonctionnement. Ce résultat est classique dans la mesure où les gains d'observations sont constants et ne sont pas optimaux pour toute la plage de variation de la vitesse.

2.3.4.4.2 Comparaison des spectres entre grandeurs simulées et estimées A vitesse fixe les spectres de la vitesse échantillonnée tem-

porellement et angulairement sont similaires à un changement d'échelle près. On peut donc utiliser une analyse spectrale sur les données temporelles pour étudier l'influence de l'observateur sur les composantes spectrales liées au défaut. On réalise un essai à vitesse fixe à une fréquence $f_g = 50Hz$ coté génératrice. On trace les spectres des vitesses fournies par le simulateur et par l'observateur pour différentes valeurs de k_i . Le résultat est donné sur la figure 2.71.

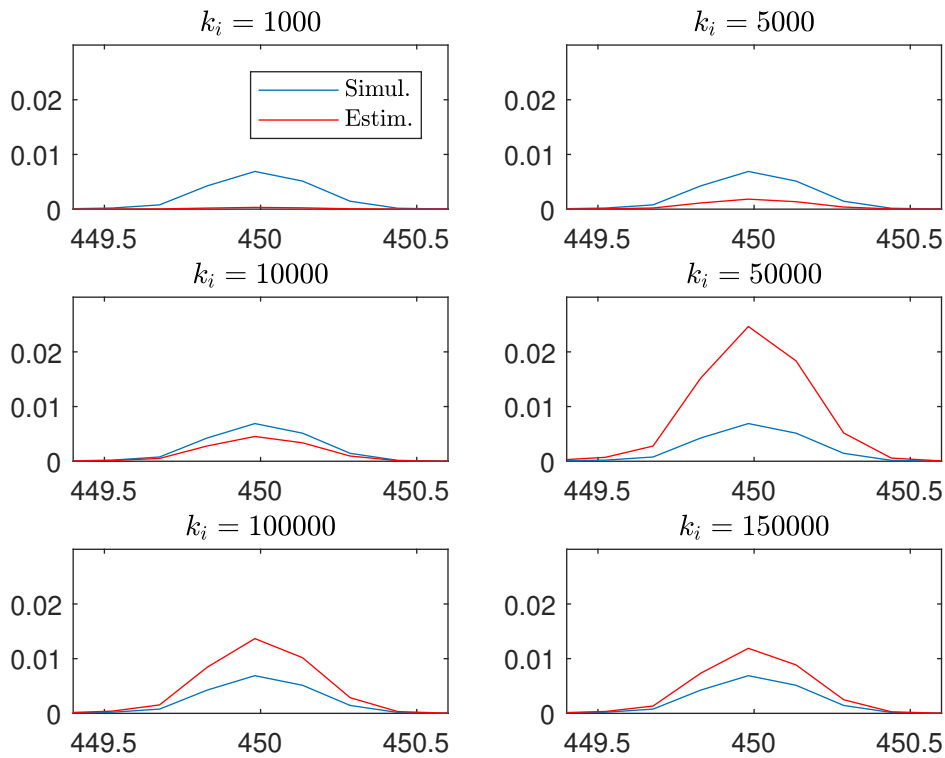


Figure. 2.71 – Spectres des vitesses simulées et estimées pour différentes valeurs de k_i , $\lambda_1 = 100$, $f_g = 50Hz$.

On vérifie bien ce qu'il avait été montré dans [7]. L'observateur agit comme un filtre passe bande dont la fréquence centrale se déplace avec k_i . Pour la valeur choisie ($f_g = 50Hz$), la valeur optimale de k_i (celle qui amplifie le plus le défaut), est autour de $k_i = 50000$. La relation entre la fréquence centrale du filtre et la valeur de k_i n'a pas été démontrée dans

[7] ni dans ce travail. Nous raisonnons de manière empirique. Reprenons l'essai à vitesse variable de la figure 2.70. La fréquence de rotation de la génératrice évolue entre $f_{min} = 3.5Hz$ et $f_{max} = 50Hz$. La valeur médiane est aux alentours de $f = 26.5Hz$. Pour cette valeur on trouve une valeur optimale $k_i = 5000$ comme le montre la figure 2.72.

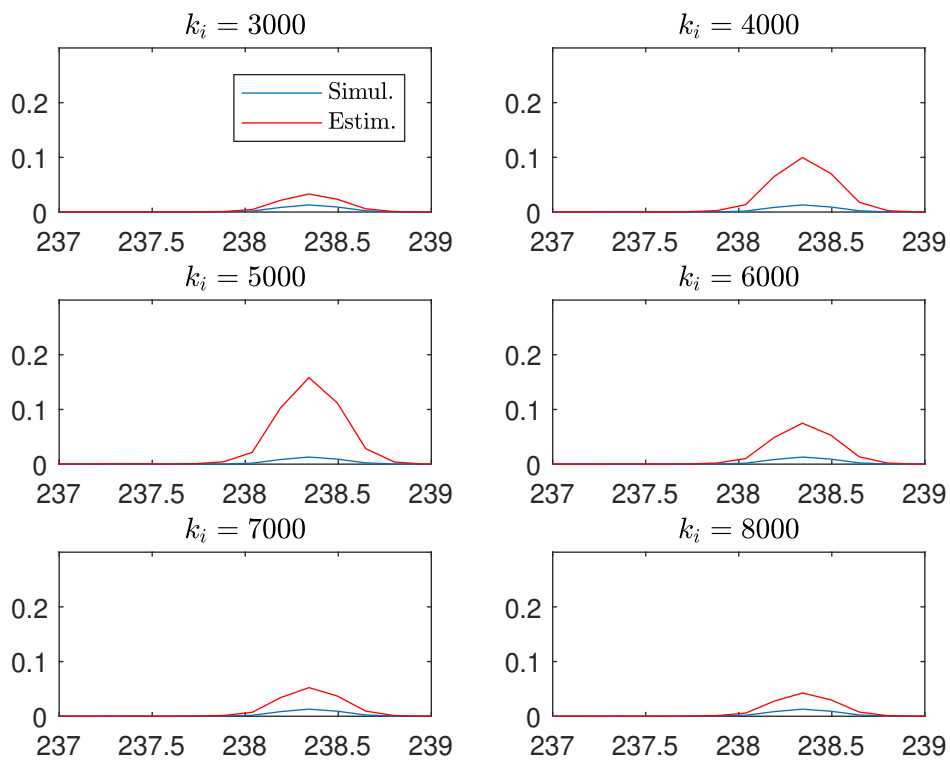


Figure. 2.72 – Spectres des vitesses simulées et estimées pour différentes valeurs de k_i , $\lambda_1 = 100$, $f_g = 26.5Hz$.

2.3.4.4.3 Order tracking : comparaison entre grandeurs simulées et estimées L'effet d'amplification effectué par l'observateur doit pouvoir s'observer après échantillonnage angulaire et cela même à vitesse variable. On réalise l'échantillonnage angulaire de la vitesse coté génératrice en utilisant les vitesses et les angles simulés puis estimés. Le premier essai est réalisé à vitesse fixe $f_g = 26.5Hz$. On doit trouver les mêmes résultats que dans le paragraphe précédent mais avec des harmoniques

qui maintenant sont stationnaires et centrées sur le nombre d'impacts par tour et ses harmoniques (9, 19, 27...). La figure 2.73 montre le résultat obtenu.

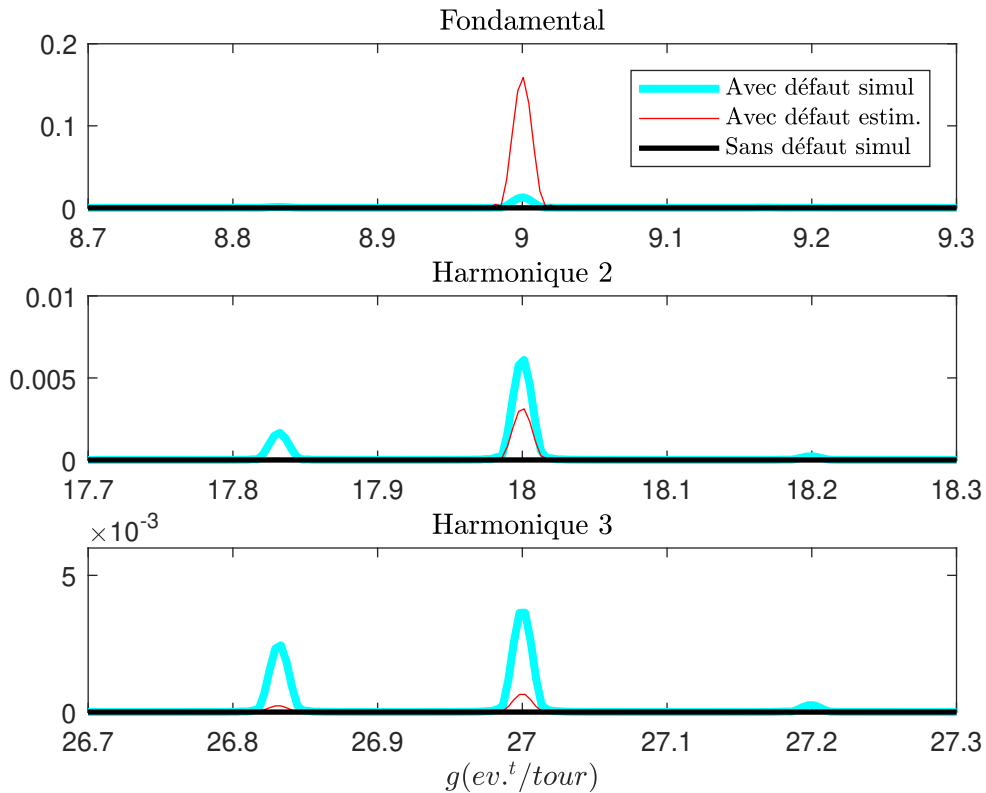


Figure. 2.73 – Spectres angulaires des vitesses simulées et estimées pour $k_i = 5000$, $\lambda_1 = 100$, $f_g = 26.5\text{Hz}$.

On vérifie que l'échantillonnage angulaire a été correctement réalisé par l'observateur. Par ailleurs, on vérifie que l'amplification est de nouveau observable.

On réalise maintenant un essai à vitesse variable autour de $f_g = 26.5\text{Hz}$ identique à celui de la figure 2.70. Le spectre obtenu est donné sur la figure 2.74.

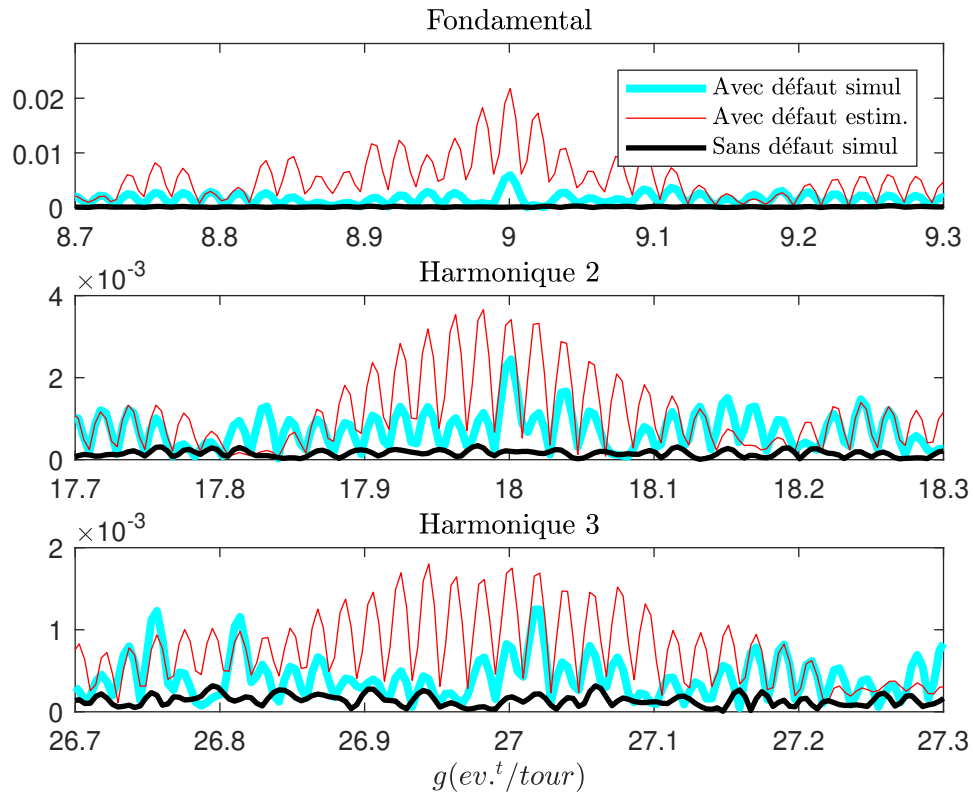


Figure. 2.74 – Spectres angulaires des vitesses simulées et estimées pour $k_i = 5000$, $\lambda_1 = 100$.

2.3.4.4.4 Influence du bruit sur les mesures de courant Nous réalisons une simulation à vitesse fixe ($f_g = 26.5Hz$), en ajoutant du bruit de mesure sur les courants de la génératrice. Ces courants sont des entrées de l'observateur. Le résultat est donné sur la figure 2.75.

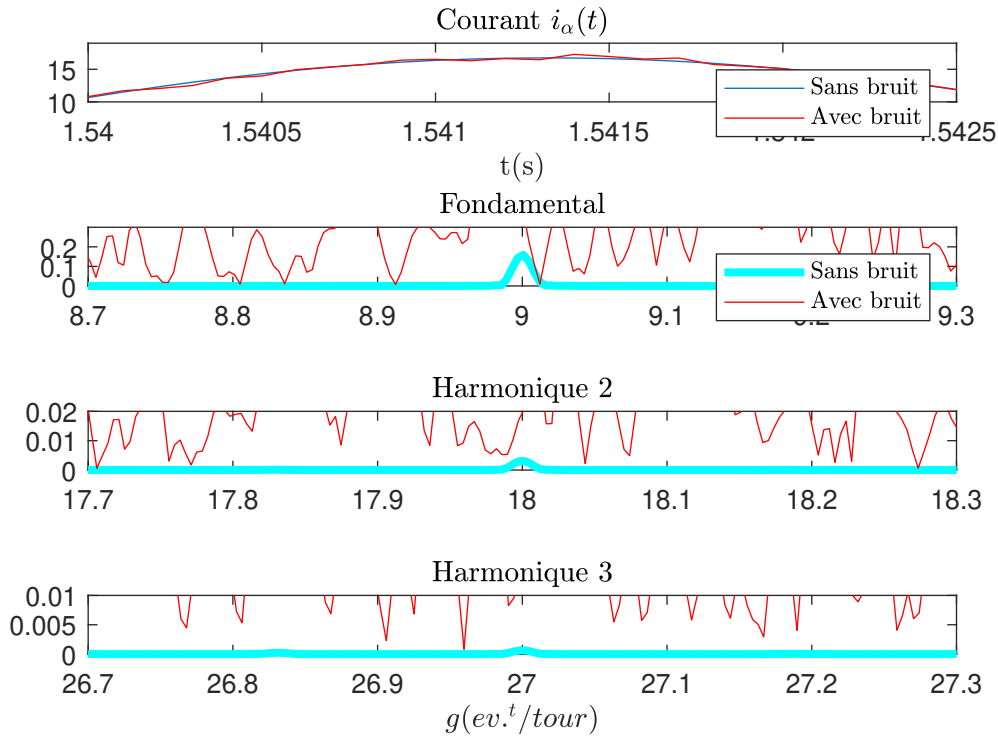


Figure. 2.75 – Spectres angulaires des vitesses avec et sans bruit pour $k_i = 5000$, $\lambda_1 = 100$, $f_g = 26.5Hz$.

Le niveau de bruit imposé est très faible pourtant le spectre est très perturbé et la détection du défaut est impossible sur cet essai. On trouve une grande sensibilité de la méthode au bruit de mesure.

2.4 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons testé plusieurs techniques d'estimation de la vitesse angulaire instantanée IAS (instantaneous angular speed) à partir des mesures électriques. Elles ont été présentées en fonction du nombre de mesures électriques disponibles :

- Méthodes 1C : algorithme d'identification en ligne et P.L.L.

- Méthodes 3C : transformée de Concordia.
- Méthodes 3C/3T : Observateur.

Il en ressort que quelle que soit la méthode utilisée, le bruit de mesure est un facteur essentiel. Il ne nous apparaît pas possible de mettre en oeuvre une technique TOT sans pré-traitement des mesures. Toutefois, un filtrage des mesures de courant n'est pas une solution simple car elle risque de fortement atténuer les composantes liées aux défauts.

Il aurait été intéressant de tester les méthodes utilisant les puissances qui font partie du groupe 3C/3U. Elles sont réputées fournir une grandeur d'analyse dont le rapport signal sur bruit est plus élevé pour un niveau de bruit équivalent sur les courants. Ce sera l'objet d'un travail ultérieur.

Une autre solution est d'utiliser une méthode de type statistique ou la présence de bruit est pris en compte dans le processus de décision sur l'occurrence d'un défaut. Une approche de ce type est proposée dans le chapitre 3.

DÉTECTION DE DÉFAUTS : RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons présenté le principe de l'order tracking et étudié plusieurs méthodes permettant d'extraire la vitesse angulaire de la machine à partir des mesures électriques. Cette estimation permet dans un premier temps de calculer l'angle mécanique du rotor nécessaire au ré-échantillonnage. D'autre part, cette vitesse est choisie comme signal d'analyse pour la recherche d'un défaut mécanique.

Dans le paragraphe 3.2, nous présenterons les résultats d'estimation de la vitesse angulaire et de ré-échantillonnage obtenus sur le banc d'essai du LIAS.

Par la suite, nous mettrons en oeuvre une technique statistique pour la détection de défaut mécanique. Nous montrerons, en particulier, que l'analyse sur des signaux exprimés en fonction de l'angle mécanique permet de s'affranchir des variations de la signature liées à la modification du point de fonctionnement (fonctionnement à vitesse variable).

3.2 Order tacking : résultats expérimentaux

3.2.1 Présentation du banc d'essai du LIAS

Afin de valider les différentes approches abordées dans ce projet, le financement FEDER nous a permis de mettre au point un banc d'essais commun aux deux sujets de thèse cités dans le paragraphe 0.1.

Le banc de test est présenté sur la Figure 3.1. Les machines de test sont des machines synchrones LRSPM de Leroy Somer d'environ 8kW. Elles sont connectées au réseau au travers de deux variateurs de vitesse. La génératrice fonctionne en mode régénération et renvoi l'énergie sur le réseau. On peut choisir une stratégie de contrôle de la vitesse ou une stratégie de contrôle du couple pour les deux machines. Elles sont reliées par un multiplicateur COMPABLOC (LEROY SOMER) de rapport de vitesse $N = 4,57$ situé coté moteur.



Figure. 3.1 – Banc d'essai du LIAS.

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

Les paramètres de chacune des machines se trouvent dans les tableaux 3.1 et 3.2.

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

Table 3.1 – Caractéristiques du Moteur LSRPM 160MP.

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

Table 3.2 – Caractéristiques du Générateur LSRPM 100L

La figure 3.2 montre le schéma de principe général du système.

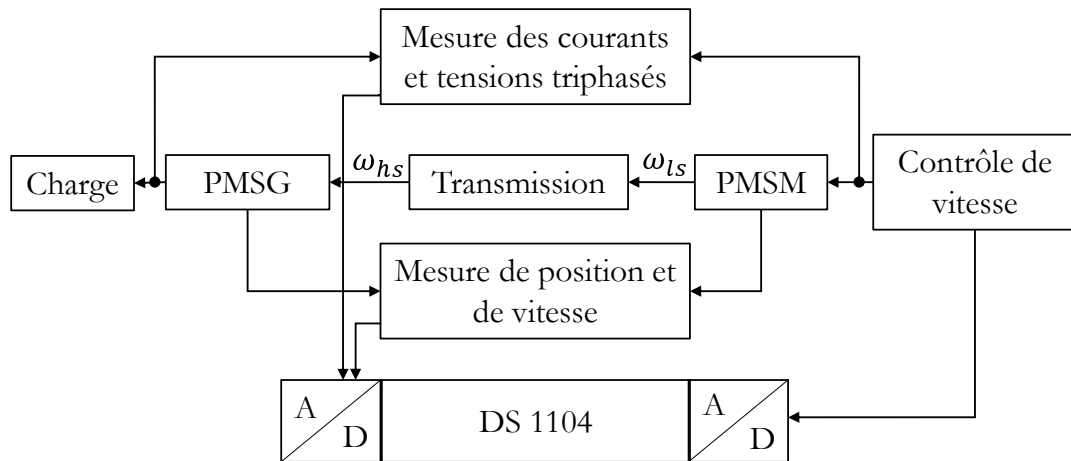


Figure. 3.2 – Schéma fonctionnel du système expérimental.

Sur ce schéma, la charge coté PMSG peut être passive (charge R-L 9kW) ou active (variateur 4 quadrants).

Pour compléter le banc d'essai, un émulateur de défaut a été ajouté.

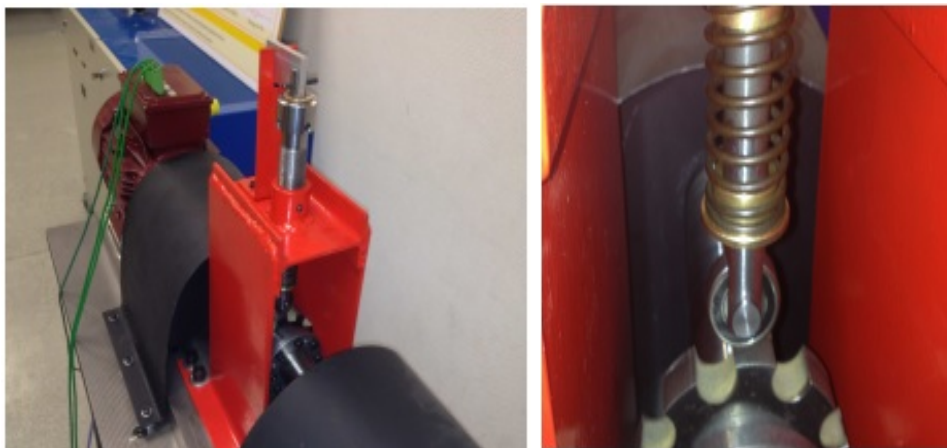


Figure. 3.3 – Générateur d'impacts

Il permet de générer des impacts sur l'arbre de l'une ou l'autre des machines (avant ou après le multiplicateur). Il est constitué d'une roue

dentée sur laquelle vient buter un axe vertical. La force d'appui est réglable. Cet émulateur permet de générer neuf impacts par tour (figure 3.3).

Pour les essais qui suivent l'émulateur est installé coté moteur. Il génère donc 9 impacts par tour sur l'arbre du moteur d'entraînement. Coté génératrice le nombre d'impacts par tour sera divisé par le rapport de multiplication de la boîte de vitesse soit $N = 4.57$ soit 1.97 impacts/tour. Dans la suite, les mesures issues des tests seront récoltées et traitées hors ligne par les différents algorithmes testés.

3.2.2 OT à partir de la mesure de position

Afin de valider l'utilisation du banc d'essai, nous réalisons dans un premier temps un échantillonnage angulaire à partir de la mesure de position. La figure 3.4 montre le programme utilisé.

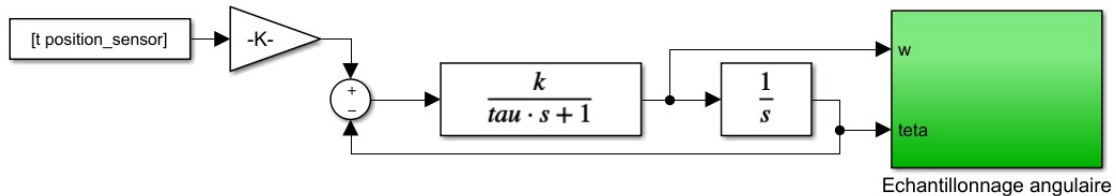


Figure. 3.4 – Schéma fonctionnel du système expérimental.

La mesure ($position_{sensor}$) est mise à l'échelle et envoyée à un asservissement de phase identique à celui utilisé pour la méthode de Concordia. Les estimations de ω_g et θ_g sont ensuite utilisées pour réaliser l'échantillonnage angulaire.

Pour cet essai, la génératrice est entraînée à vitesse variable entre $2.5Hz$ et $12.5Hz$ et débite sur la charge passive R-L. La figure 3.5 donne la fréquence de rotation estimée coté génératrice.

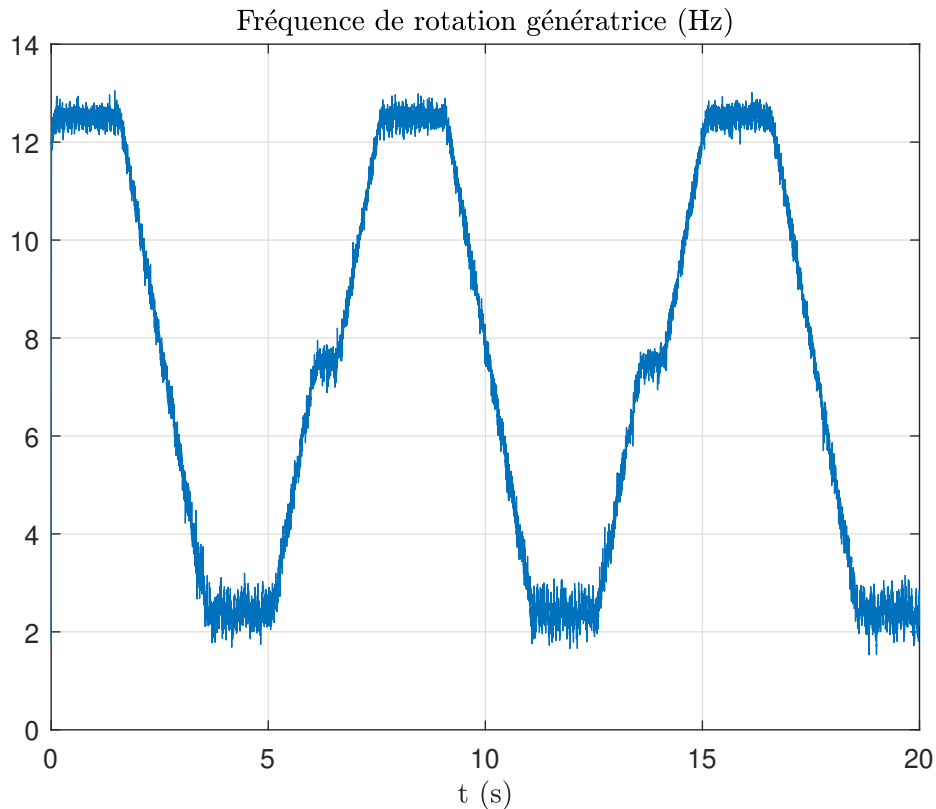


Figure. 3.5 – Fréquence de rotation estimée à partir de la mesure de position coté génératrice.

La figure 3.6 montre le spectre angulaire obtenu.

On retrouve bien les composantes spectrales dont le fondamental est centré sur $g_d = 1.97 \text{ ev.t./tour}$. On note que l'échantillonnage angulaire a été correctement réalisé malgré le niveau de bruit sur l'estimation de la fréquence.

On remarque que, contrairement à la simulation on retrouve bien des raies spectrales uniques et non pas une modulation de fréquence autour de la composante de défaut. Cela montre que dans les simulateurs utilisés, c'est le sous système qui génère le défaut qui n'impose pas un nombre d'impacts par tour constant, en particulier lorsque la vitesse varie.

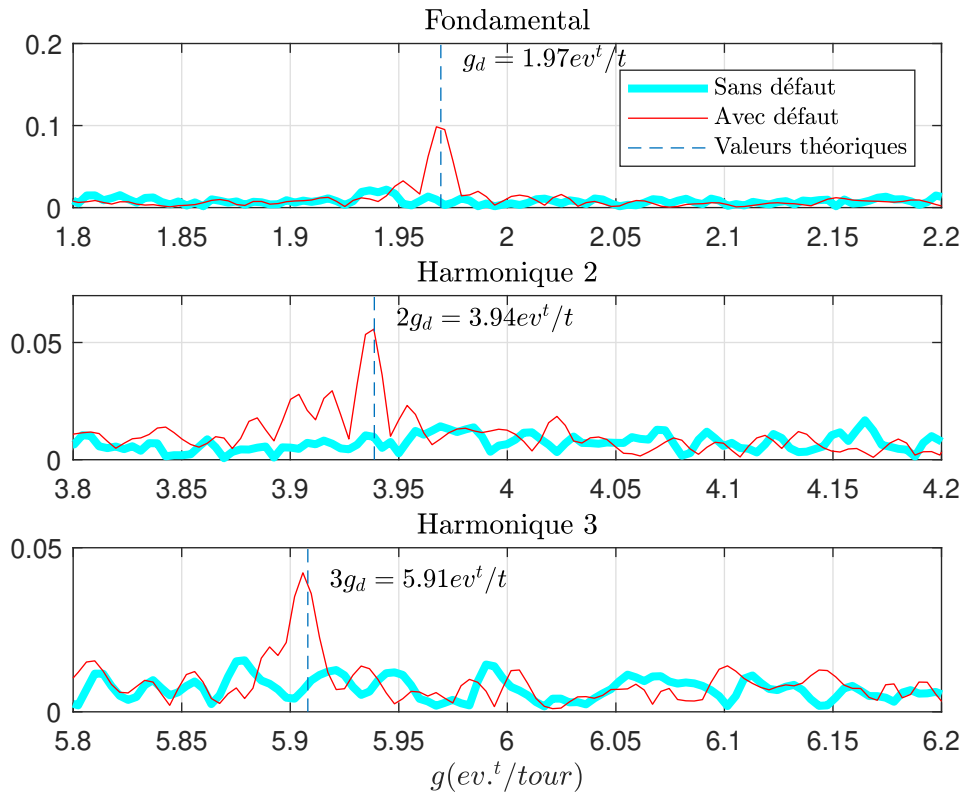


Figure. 3.6 – Spectre angulaire calculé à partir de la mesure de position. $k = 1000$, $\tau = 0$.

3.2.3 Méthode 1C : approche par identification du modèle du signal

L'algorithme d'identification va maintenant être utilisé dans le cadre de l'order tracking sur le banc d'essai du LIAS. On fait l'hypothèse que l'on dispose d'une seule mesure de courant. Le programme Simulink utilisé pour traiter les données est fourni en figure 3.7.

On rappelle que les paramètres à fixer sont m_1 , m_2 et m_3 . Le paramètre m_1 fixe la dynamique d'estimation de l'amplitude instantanée $IA(t)$. Il est fixé dans cet essai à $m_1 = 200$ ce qui correspond à une bande passante du filtre passe-bas équivalent issu de la linéarisation, égale à $w_1 = 200 rad/s$ soit $F_1 = 32 Hz$. Les paramètres m_2 et m_3 sont fixés respectivement à $m_2 = 1800$ et $m_3 = 0.0133$ ce qui correspond à un

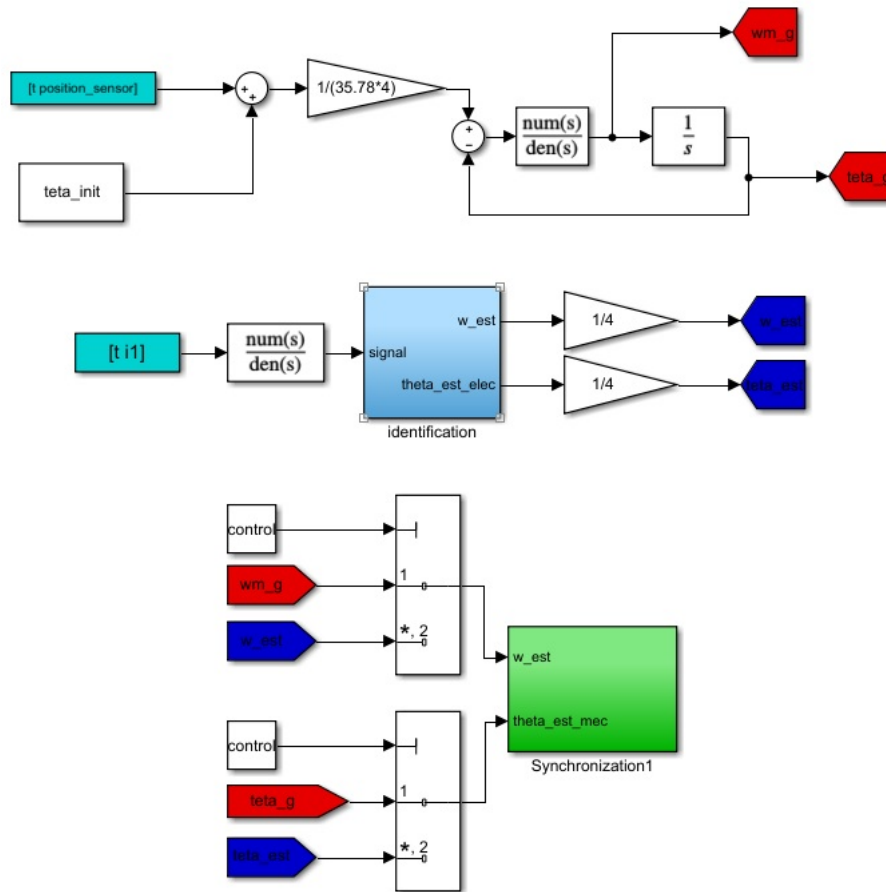


Figure. 3.7 – Simulateur de l'algorithme d'identification utilisé dans l'expérience.

filtre du second ordre de pulsation propre $\omega_o = 150\text{rad/s}$ et un coefficient d'amortissement $m = 1$.

La figure 3.8 montre l'amplitude instantanée fournie par l'algorithme. La reconstruction est correcte mais on note que c'est la partie négative de la forme d'onde qui a été reconstruite. Cette particularité avait été observée dans l'étude en simulation sans qu'une explication ait été trouvée. On a remarqué qu'on peut surmonter ce problème d'amplitude en limitant la bande passante de H_1 , autrement dit en diminuant le paramètre m_1 tout en conservant le fonctionnement de l'algorithme.

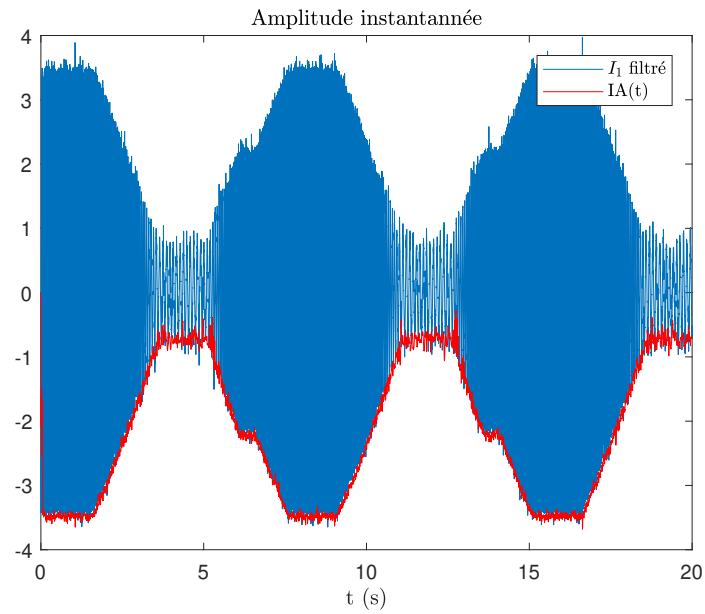


Figure. 3.8 – Amplitude instantannée. $m_1 = 200$, $m_2 = 1800$, $m_3 = 0.0133$.

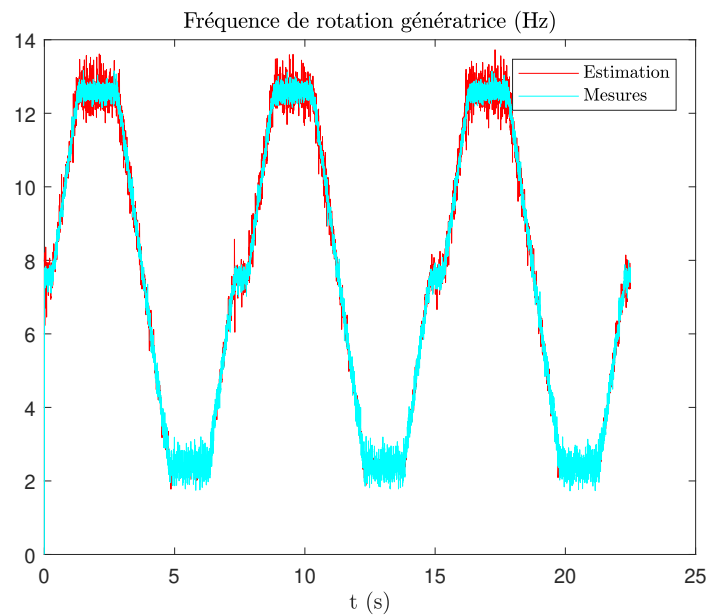


Figure. 3.9 – Fréquence instantannée. $m_1 = 200$, $m_2 = 1800$, $m_3 = 0.0133$.

La figure 3.9 montre la fréquence instantanée calculée par l'algorithme. L'estimation est correcte. On obtient un niveau de bruit qui est du même ordre de grandeur que le calcul issu de la mesure de position. Comparé à l'estimation par Concordia, le rapport signal sur bruit semble meilleur. La figure 3.10 donne les spectres obtenus après échantillonnage angulaire.

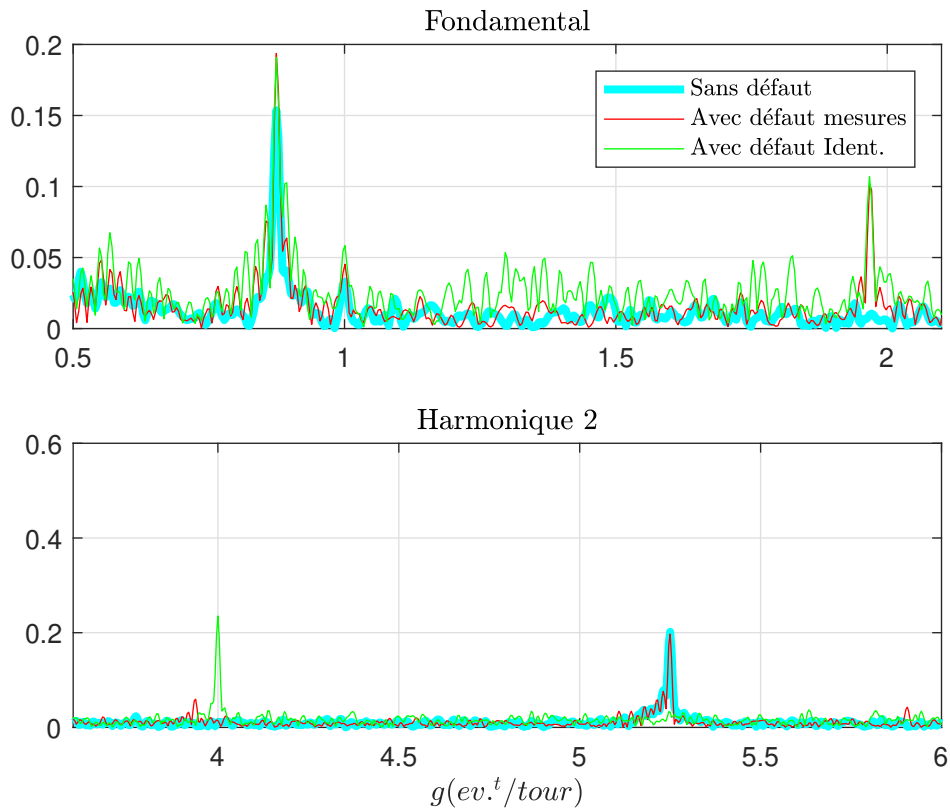


Figure. 3.10 – Spectres angulaires, $m_1 = 200$, $m_2 = 1800$, $m_3 = 0.0133$.

L'utilisation de l'algorithme d'identification permet d'isoler aisément le fondamental du défaut avec une précision égale à la mesure directe. On remarque une raie spectrale à $g = 4ev.t./tour$ qui ne correspond pas à l'harmonique 2 de $g = 1.97ev.t./tour$ comme le montre la figure 3.11.

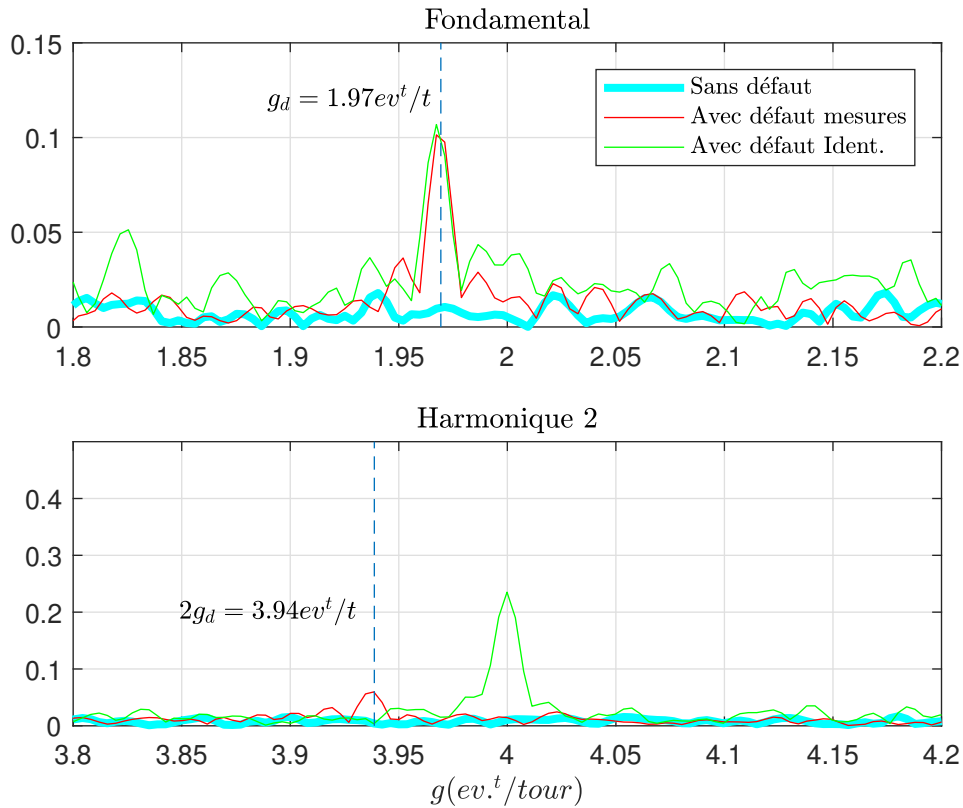


Figure. 3.11 – Spectres angulaires, $m_1 = 200$, $m_2 = 1800$, $m_3 = 0.0133$.

Bien que le fondamental ait été bien estimé, il semblerait que l'harmonique 2 ait subi un décalage par rapport à la composante estimée par les mesures de positions (en rouge).

3.2.4 Méthode 1C : approche par démodulation

La PLL va maintenant être utilisée dans le cadre de l'order tracking sur le banc d'essai. On utilise une seule mesure de courant. Le programme Simulink utilisé pour traiter les données est fourni sur la figure 3.12. Comme dans les paragraphes précédents, l'échantillonnage angulaire par PLL sera comparé aux estimations issues de la mesure directe de position.

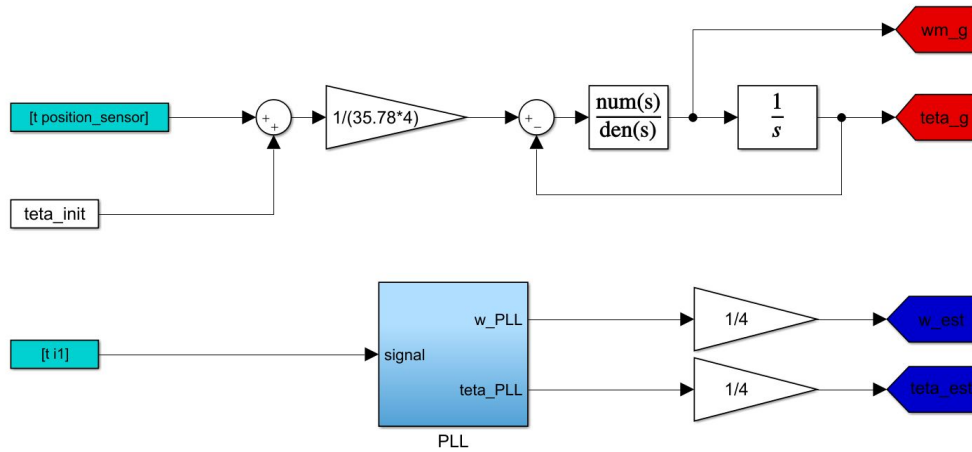


Figure. 3.12 – Simulateur PLL expérimental.

On rappelle par ailleurs la constitution du bloc PLL utilisé ici.

La figure 3.13 montre le courant normalisé à l'entrée de la PLL. La normalisation est correcte et l'amplitude du signal est fixée à 1.

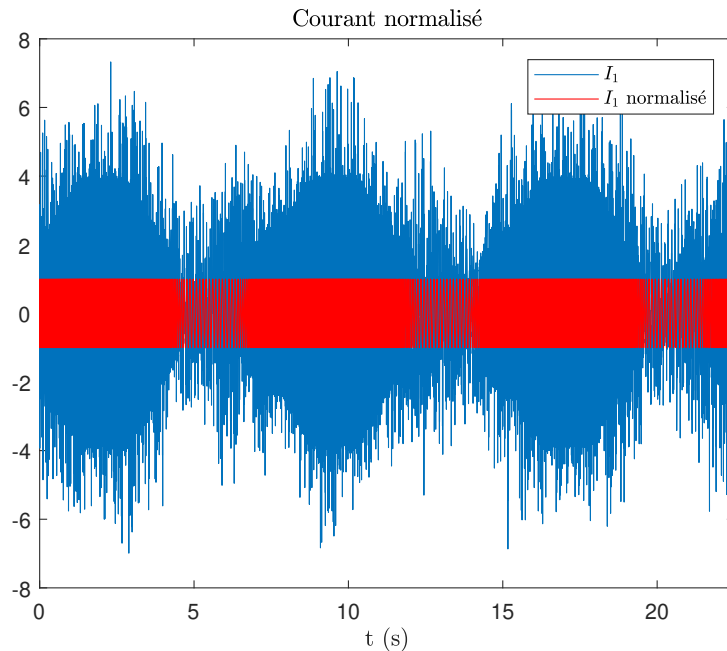


Figure. 3.13 – Courant normalisé.

On se place dans les conditions de l'essai en simulation. On fixe $\omega_n = 3\hat{\omega}_s$ soit $K_i = 12\hat{\omega}_s$ et $K_p = 24\xi$. La figure suivante montre la fréquence instantanée calculée par la PLL.

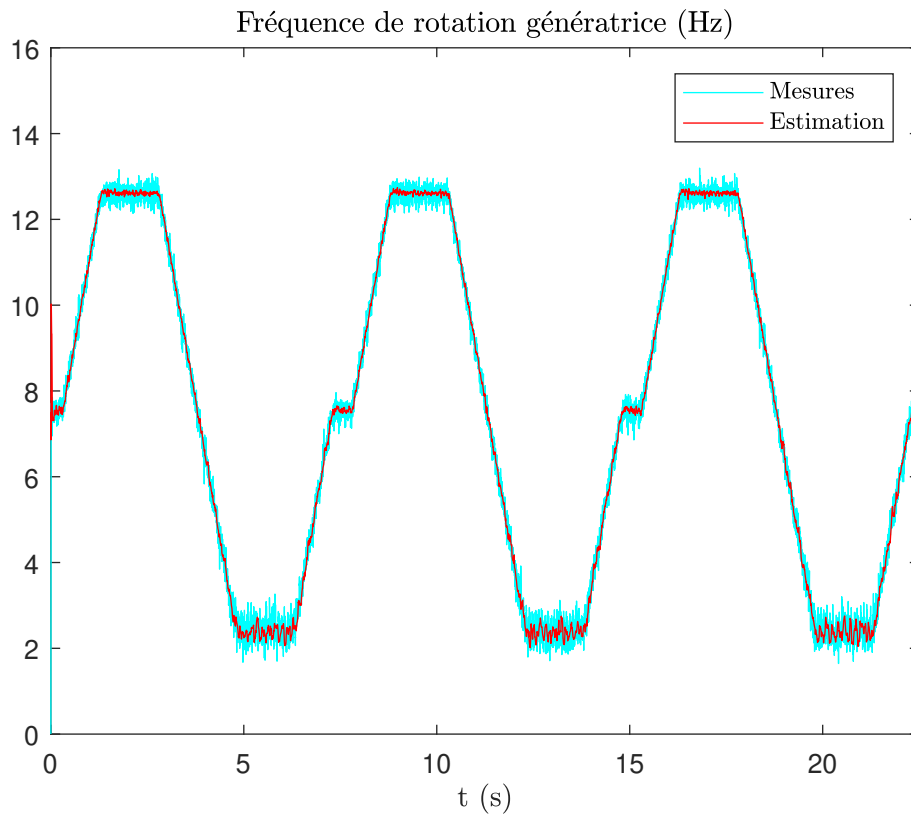


Figure. 3.14 – Fréquence instantanée. $k_p=61$ et $k_i=367$.

L'estimation est correcte. Le niveau de bruit est meilleur en comparant avec Concordia ou l'algorithme d'identification. La figure 3.15 donne les spectres obtenus après échantillonnage angulaire.

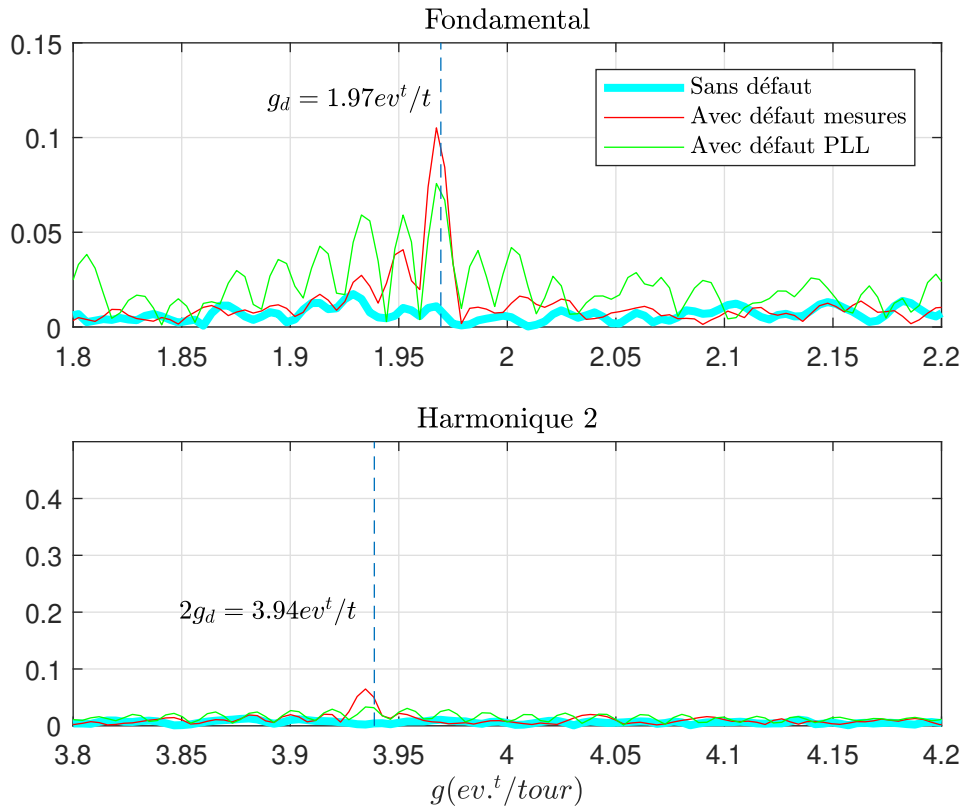


Figure. 3.15 – Spectres angulaires, $k_p=61$ et $k_i=367$.

Comme dans les méthodes précédentes, on peut espérer détecter que le fondamental du défaut ici situé à $g = 1.97 ev \cdot t / \text{tour}$. L'approche par PLL est intéressante dans la mesure où, dans sa version LPV, l'interprétation des gains K_p et K_i est relativement simplifiée. Cette méthode sera comparée aux autres dans la section 3.2.7.

3.2.5 Méthode 3C : transformée de Concordia

La transformée de Concordia est ici utilisée pour réaliser l'échantillonnage angulaire expérimentalement. Le programme Simulink utilisé est présenté sur la figure 3.16.

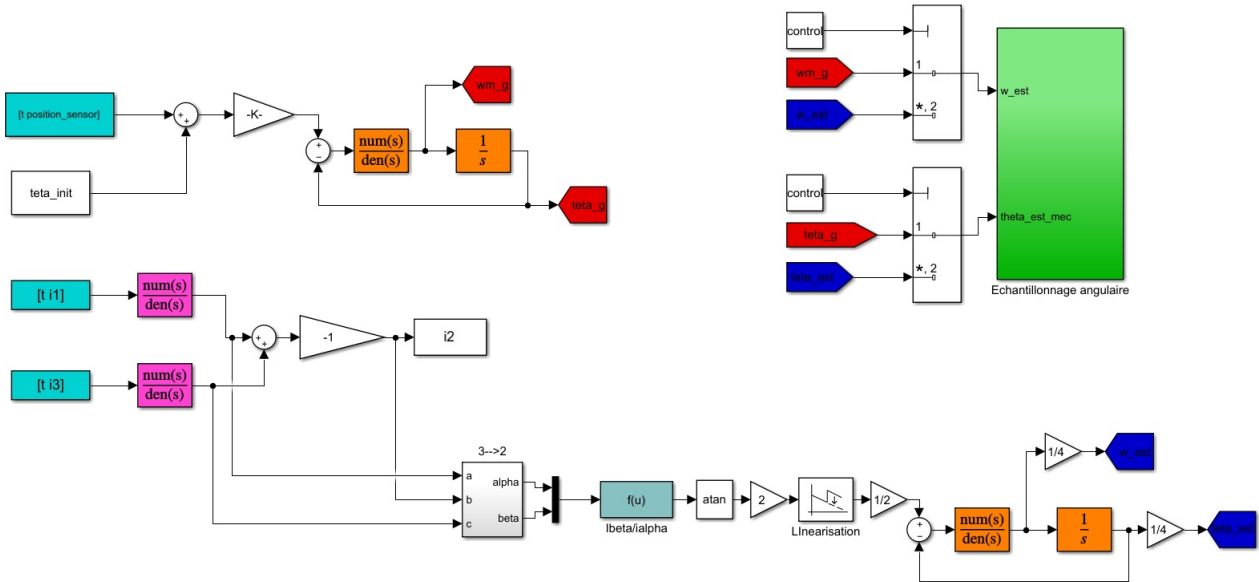


Figure. 3.16 – Simulink Concordia expérimental.

Les mesures sont les deux courants $i_1(t)$ et $i_3(t)$ et la position mécanique de la génératrice $\theta_{mg}(t)$ qui servira de référence. Le troisième courant $i_2(t)$ est recalculé. L'échantillonnage angulaire (bloc vert) peut être réalisé soit à partir des mesures, soit à partir des estimations. Deux asservissements de phase identiques (blocs oranges) seront utilisés pour estimer les vitesses (mesurée et estimée) et l'angle mécanique estimé par Concordia. Comme indiqué dans le chapitre précédent le filtre de boucle est du premier ordre :

$$F_a(s) = \frac{k}{1 + \tau s} \quad (3.1)$$

Avec ce filtre le transfert entre l'angle électrique en entrée d'asservissement θ_e et la pulsation estimée ω_{gest} est de type passe-bande :

$$H_{BF}(s) = \frac{\omega_{gest}}{\theta_e} = \frac{s}{1 + \frac{2m}{\omega_0}s + \frac{s^2}{\omega_0^2}}, \quad (3.2)$$

$$\text{avec } \omega_0 = \sqrt{\frac{k}{\tau}} \text{ et } m = \frac{1}{2k} \sqrt{\frac{k}{\tau}}.$$

Les mesures de courant sont relativement bruitées, on ajoute donc deux filtres passe-bas du premier ordre :

$$F_m(s) = \frac{1}{1 + \tau_m s} \quad (3.3)$$

L'essai réalisé est un essai à vitesse variable sur 400s soit 20 cycles de 20 secondes identiques à celui représenté sur la figure 3.5. La fréquence maximale de la génératrice, sur cet essai est $f_{mg} = 12.5Hz$ avec un nombre d'impacts par tour égal à $N = 1.98$ soit une fréquence de défaut maximale égale à $f_d = 24.75Hz$. On fixe la fréquence de coupure du filtre sur les mesures à $F_m = \frac{1}{2\pi\tau_m} = 100Hz$.

3.2.5.1 Réglage 1 : $k = 1000$, $\tau = 0$, $F_m = 100Hz$

On reprend le réglage choisi dans la section précédente qui a donné les résultats de la figure 3.6. La figure 3.17 montre les fréquences de rotation obtenues en sortie des deux asservissements.

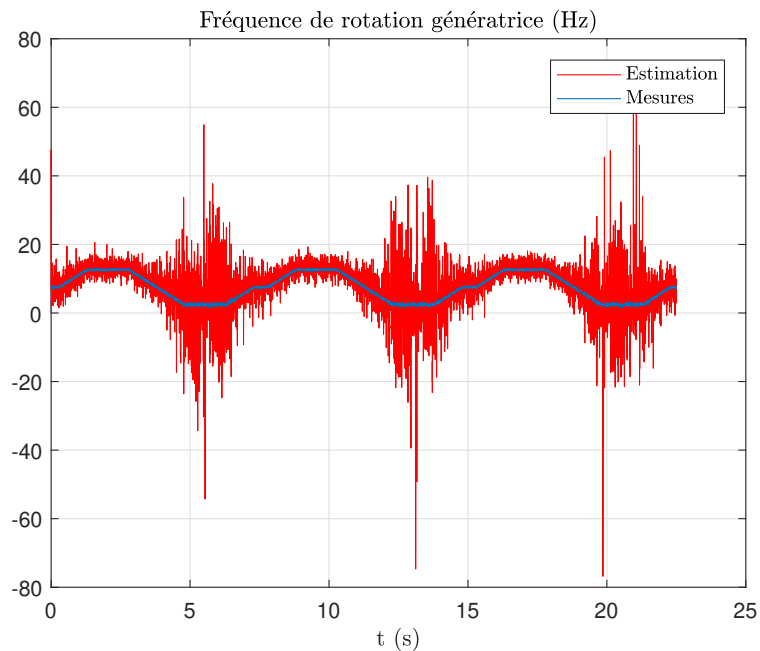


Figure. 3.17 – Fréquence de rotation génératrice.

La fréquence estimée par Concordia associé à l'asservissement de phase est très bruitée malgré le filtrage d'entrée. Le spectre correspondant est donné sur la figure 3.18.

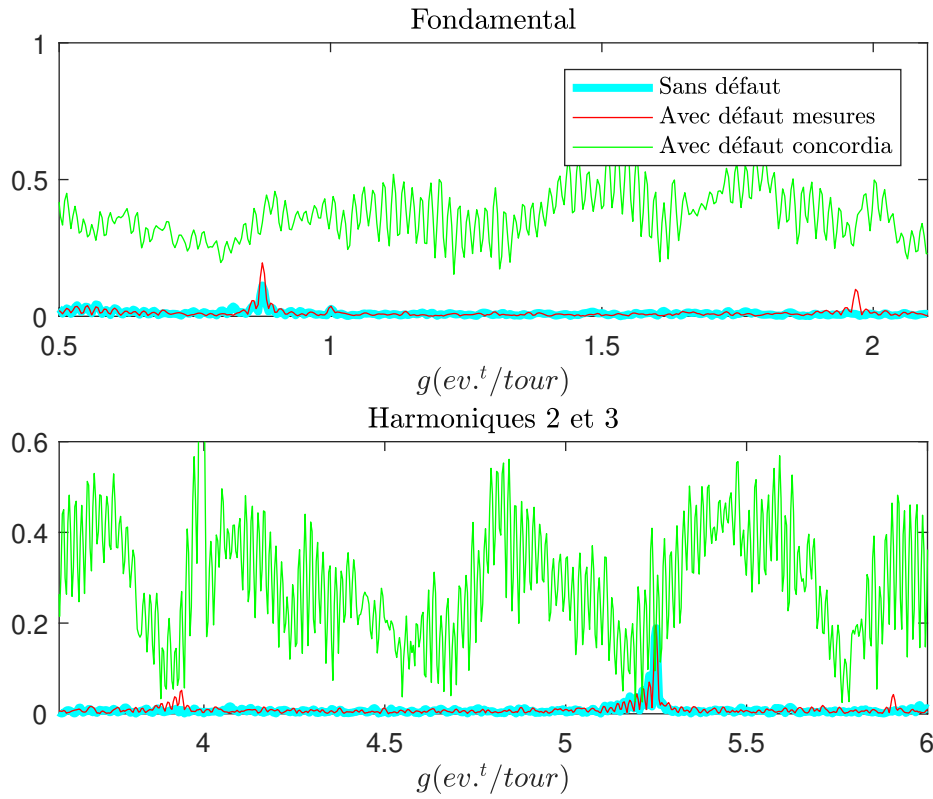


Figure. 3.18 – Spectres angulaires $k = 1000$, $\tau = 0$.

Avec ce réglage le défaut ne peut pas être isolé. La bande passante de l'asservissement est trop élevée et amplifie le bruit de mesure.

3.2.5.2 Réglage 1 : $k = 100$, $\tau = 0$, $F_m = 100Hz$

On cherche à limiter la bande passante de l'asservissement. On choisit $k = 100$ et $\tau = 3e^{-3}s$ soit une fréquence centrale du filtre passe-bande égale à $f_{PB} = 50Hz$. La figure 3.19 donne la fréquence estimée. Le niveau de bruit sur l'estimation a fortement diminué comme attendu. Le spectre angulaire correspondant est donné sur la figure 3.20.

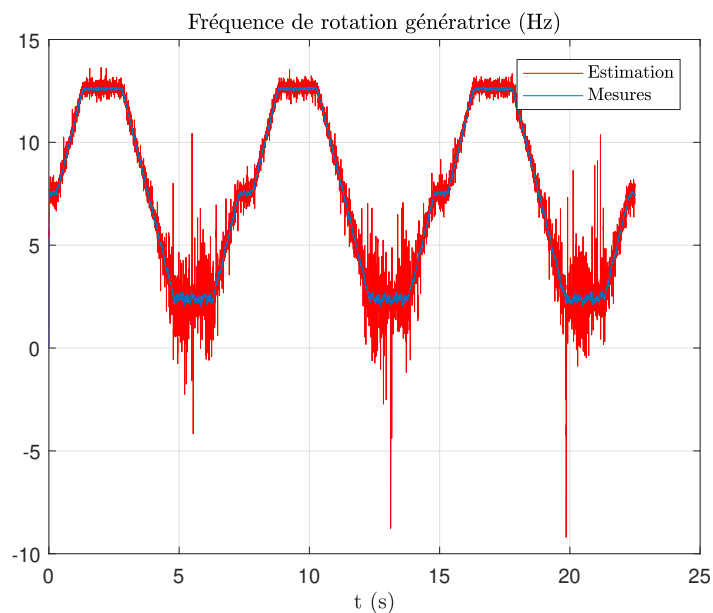


Figure. 3.19 – Fréquences de rotation génératrice. $k = 100$, $\tau = 3e^{-3}$.

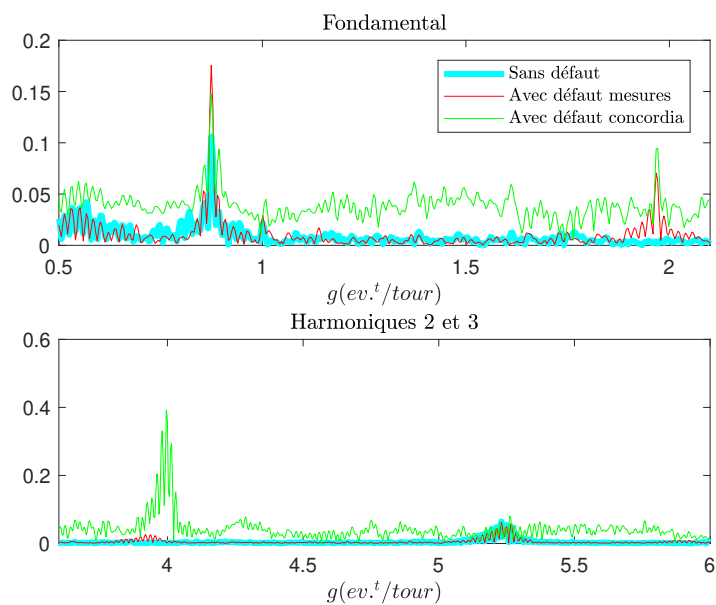


Figure. 3.20 – Spectres angulaires, $k = 100$, $\tau = 0.003s$.

On remarque des composantes autour de 0.88 et 5.2 $ev.t/tour$ qui sont présentes en l'absence de défaut. Ces composantes sont liées aux fréquences d'engrenages de la boîte de vitesse liant les deux machines. On note que les composantes de défaut autour de 2 et 4 $ev.t/tour$ semblent maintenant identifiables. Toutefois un examen plus approfondi illustré sur la figure 3.21 permet d'affiner l'analyse. La composante fondamentale de défaut ($g_d = 1.97ev.t/tour$) est correctement détectée. Par contre la composante visible autour de $g = 4$ ne correspond pas à $2g_d = 3.94ev.t/tour$ mais à $g = 4$. Elle est liée au nombre de paires de pôles de la génératrice. On peut dire ici que l'harmonique 2 du défaut a été perdu pendant l'estimation à cause du bruit de mesure. C'est aussi le cas pour l'harmonique 3.

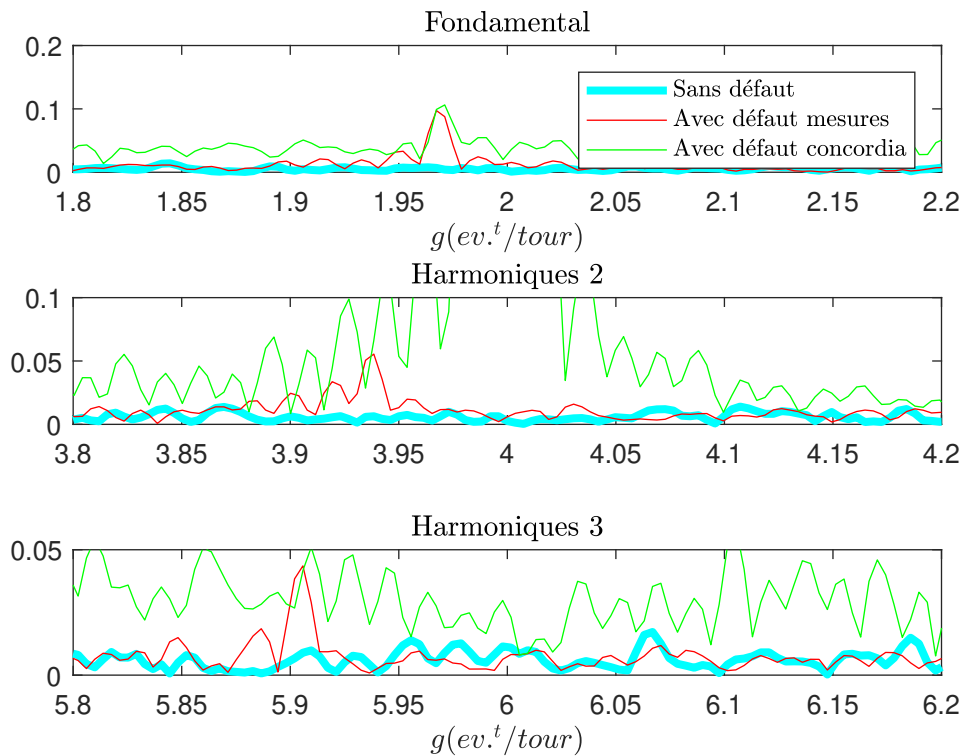


Figure. 3.21 – Spectres angulaires, $k = 100$, $\tau = 0.003s$.

La figure 3.2.5.2 montre les résultats obtenus pour plusieurs essais

successifs.

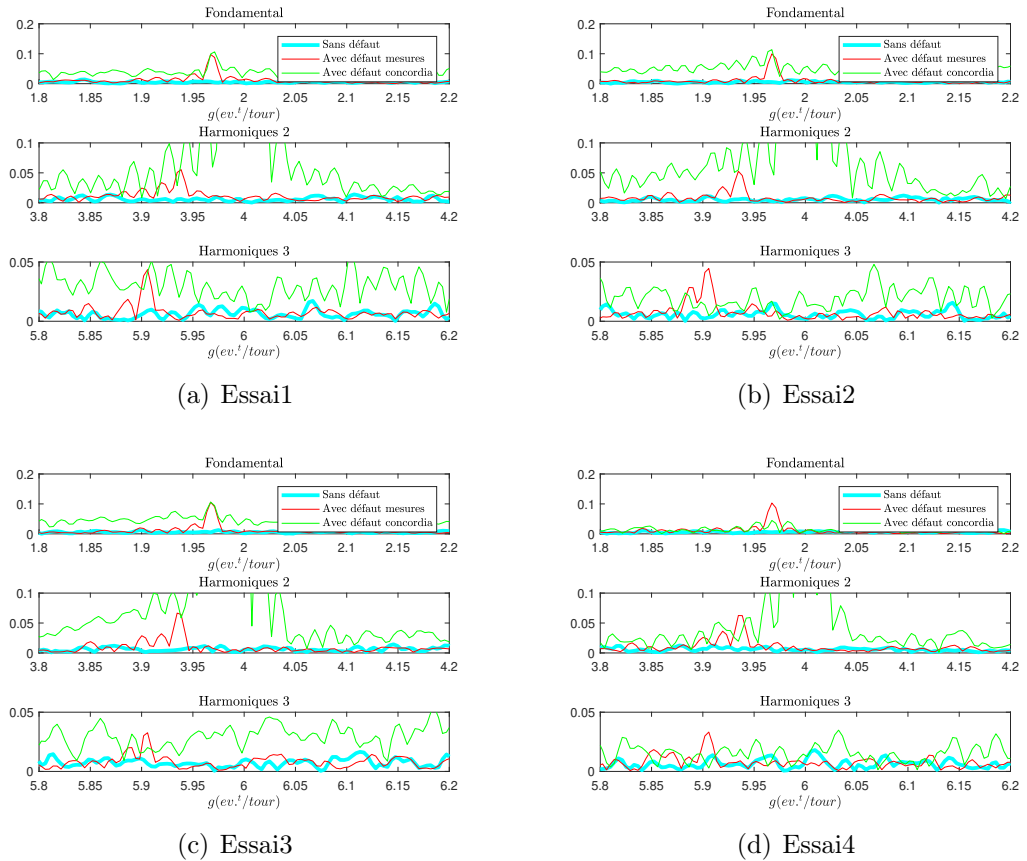


Figure. 3.22 – Spectres angulaires pour plusieurs essais

On constate la reproductibilité des essais. On en conclut que si l'on met une procédure de détection de défaut en place à partir de cette méthode, on devra se limiter à la surveillance du fondamental du défaut.

3.2.5.3 Conclusion

Dans ce paragraphe, l'échantillonnage angulaire a été mis en oeuvre à partir de la transformée de Concordia. Comme nous l'avons montré en simulation, cette solution est très sensible au bruit de mesure. Il est possible d'adjoindre des filtres de mesures et de régler les asservissements de phase afin de minimiser l'influence de ce bruit de mesure. Toutefois

leur efficacité est limitée. Un traitement statistique des signaux est indispensable et il peut être mis en oeuvre en amont, avant l'estimation de fréquence ou en aval, c'est à dire intégré dans la méthode de diagnostic comme nous le verrons dans le paragraphe 3.3.

3.2.6 Méthode 3C/3U : approche par observateur

L'observateur va maintenant être utilisé dans le cadre de l'ordre tracking sur le banc d'essai. On utilise 3 courants et 3 tensions pour calculer i_α , i_β , v_α et v_β . Le programme Simulink utilisé pour traiter les données est fourni en figure 3.23. Comme dans les paragraphes précédents, l'échantillonnage angulaire par l'observateur sera comparé aux estimations issues de la mesure directe de position.

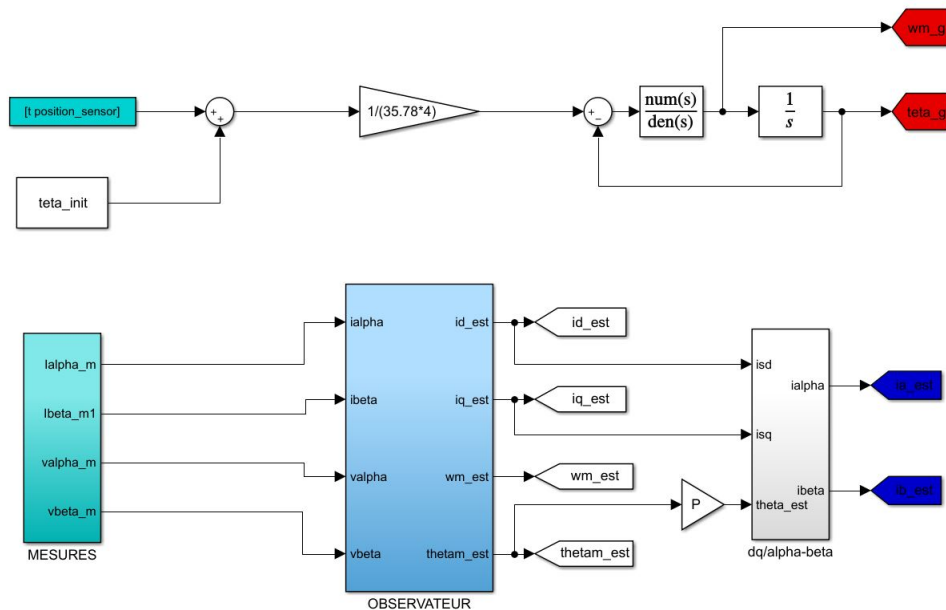


Figure. 3.23 – Simulateur observateur expérimental.

On rappelle que les paramètres à fixer sont λ_1 , λ_2 , k_p et k_i . Dans cet essai on a choisi $\lambda_1 = 300$, $\lambda_2 = 0$ et $k_p = 0$. Le choix du paramètre k_i est essentiel pour l'amplification du défaut. Nous avons fait plusieurs essais en changeant k_i afin de choisir la meilleure valeur. La figure suivante montre l'amplitude du défaut à $g_d = 1.97 \text{ ev} \cdot \text{t} / \text{tour}$.

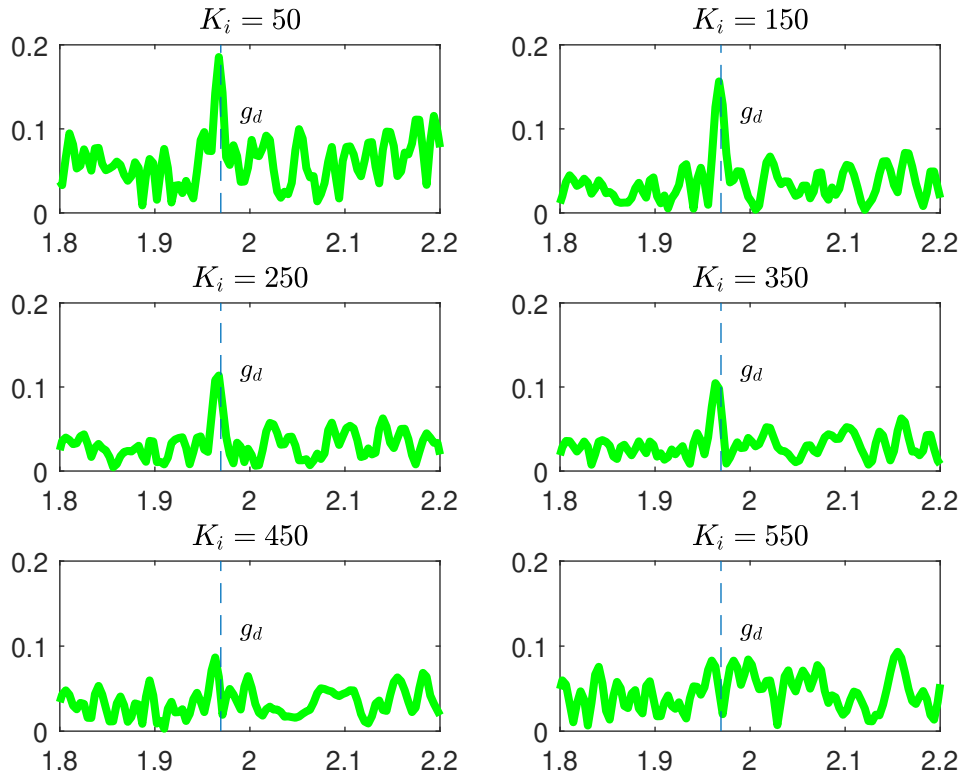


Figure. 3.24 – Spectres des vitesses estimées échantillonnées en angle pour différentes valeurs de k_i ($g_d = 1.97 \text{ ev.t./tour}$).

Les deux premières valeurs donnent une meilleure amplification de la raie du défaut. Pour $k_i = 150$, le spectre est moins bruité. Donc on fixe $k_i = 150$ pour cet essai.

La figure suivante montre la fréquence instantanée calculée par l'observateur.

L'estimation est correct. Le niveau de bruit est un peu élevé. Comparé à l'estimation par Concordia, le rapport signal sur bruit semble meilleur. La figure 3.26 donne les spectres obtenus après échantillonnage angulaire.

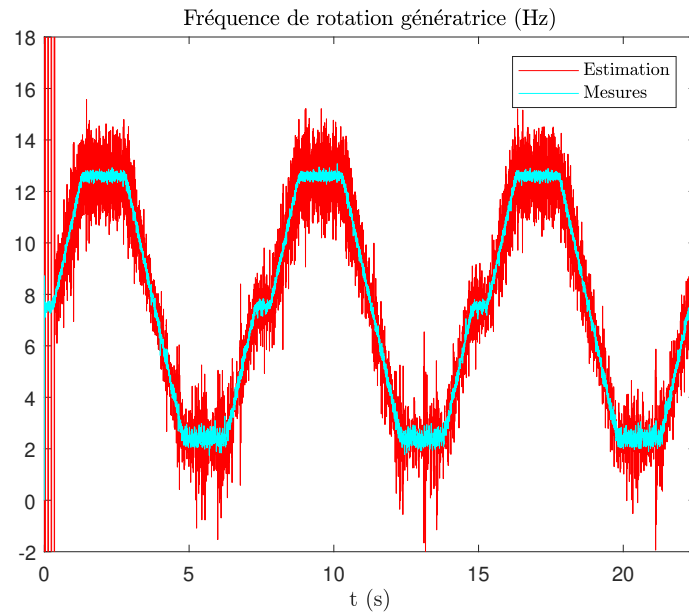


Figure. 3.25 – Fréquence instantanée.

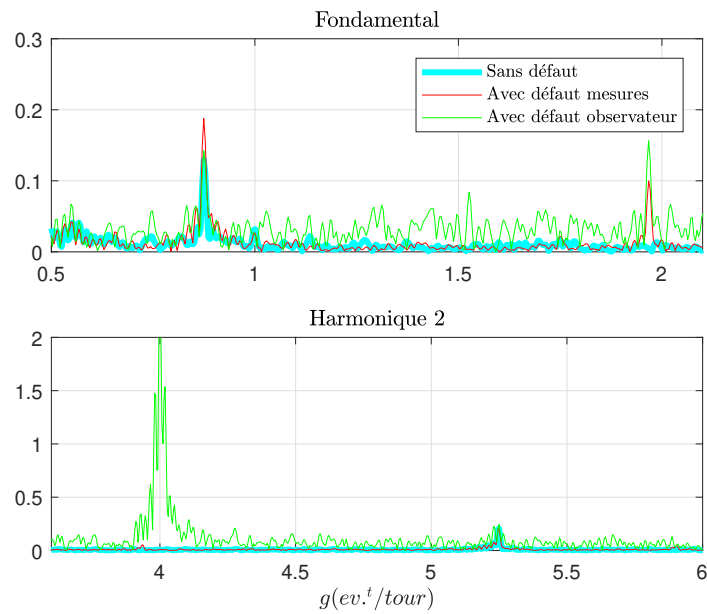


Figure. 3.26 – Spectres angulaires.

L'utilisation de l'observateur permet d'isoler aisément le fondamental du défaut, plutôt amplifié par rapport à la mesure directe. On remarque la raie spectrale à $g = 4ev.t/tour$ qui est causée par l'utilisation des mesures électriques à une amplitude très grande. D'où l'harmonique 2 de $g = 1.97ev.t/tour$ comme le montre la figure 3.27, qui est perdu.

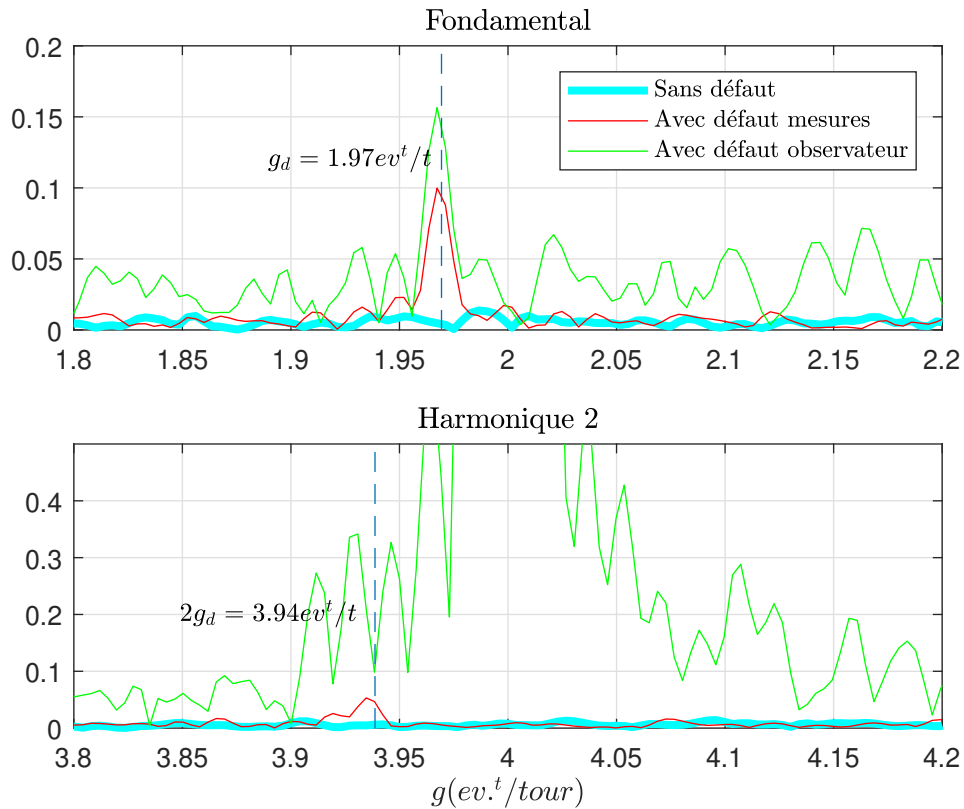


Figure. 3.27 – Spectres angulaires.

Bien que le fondamental soit bien estimé et amplifié, il semblerait que l'harmonique 2 soit masqué par la composante électrique à $g = 4ev.t/tour$.

3.2.7 Comparatif des méthodes d'estimation

3.2.7.1 Paramètres de réglage

Les différentes méthodes testées permettent d'isoler la composante fondamentale du défaut sur des données expérimentales mais il serait intéressant de pouvoir les comparer. Comme nous l'avons vu, pour chaque méthode il est possible de choisir des paramètres afin d'optimiser l'estimation. Le tableau suivant résume les paramètres pertinents.

Méthode	Paramètres
Identification	m_1, m_2, m_3
P.L.L	K_p, K_i
Concordia	Asservissement de phase : k, τ
Observateur	$\lambda_1, \lambda_2, k_p, k_i$

Table 3.3 – Paramètres de réglages des méthodes d'estimation

Un critère possible est de rechercher les méthodes permettant de réaliser un filtrage sélectif dans la zone de recherche du défaut. En particulier, on peut chercher à obtenir une résonance permettant d'amplifier les composantes surveillées.

Pour l'algorithme d'identification, les paramètres m_2 et m_3 définissent un filtre du second ordre dont on peut, en théorie, fixer le coefficient de surtension afin d'amplifier une zone choisie. Toutefois on rappelle que l'interprétation des paramètres m_1, m_2 et m_3 est issue d'un développement limité aux petites variations ce qui limite cette stratégie pour de grandes variations de la vitesse.

Pour la PLL, l'asservissement en boucle fermée donne aussi un système passe-bas du second ordre. Le gain K_p permet en théorie de fixer le coefficient de surtension du filtre. Toutefois nous avons vu que l'estimateur fonctionnait pour des valeurs du coefficient d'amortissement supérieures à l'unité. Il n'est donc pas possible de réaliser un filtre avec un coefficient de qualité élevé.

Pour Concordia, l'asservissement de phase, construit autour d'un intégrateur et d'un gain débouche sur un système du premier ordre. On

pourrait remplacer le gain par un filtre afin d'augmenter l'ordre du système et tenter de réaliser un filtrage sélectif à fort coefficient de qualité.

Par l'approche observateur, nous avons vu que cette amplification est possible par un choix judicieux des paramètres d'observation. Du point de vue du critère choisi, c'est la méthode la plus appropriée. Toutefois, les relations entre les paramètres et caractéristiques du filtre équivalent n'ont pas été démontrées et l'approche reste empirique.

3.2.7.2 Comparatif expérimental

Nous utilisons ici une approche empirique pour tenter de comparer les méthodes entre elles. Les quatre méthodes vont être appliquées sur différents jeux de données et réglées de manière optimale afin de déterminer laquelle permet de détecter au mieux la composante de défaut recherchée.

Nous allons faire quatre essais. Dans les deux premiers, nous étudions l'impact du filtrage des courants (passe-bas) sur le fonctionnement de chaque méthode. Puis nous allons diminuer le temps d'enregistrement pour étudier son effet. On rappelle qu'un seul cycle de vitesse correspond à 7.5 secondes enregistrées. On va montrer les résultats obtenus puis on procède à l'interprétation.

3.2.7.2.1 Essai 30 cycles sans filtre : Dans cet essai, les courants bruités sont directement transmis aux algorithmes. On teste leur capacité à naturellement filtrer le bruit de mesure. L'enregistrement de 30 cycles a une durée de 3min et 45s. On applique les algorithmes sur un jeu de données sans défaut, puis un jeu de données avec un défaut de 9 impacts/tour coté moteur. On définit un rapport des amplitudes trouvées en $g = 1,97ev.t/tour$ avec et sans défaut. Ce rapport est calculé en divisant l'amplitude du défaut du spectre (avec défaut) par l'amplitude moyenne autour du défaut du spectre (sans défaut). Pour l'essai considéré, l'amplitude moyenne sera calculée dans la bande de fréquence [1, 95; 2].

Les résultats sont donnés sur la figure 3.28 et le tableau 3.4

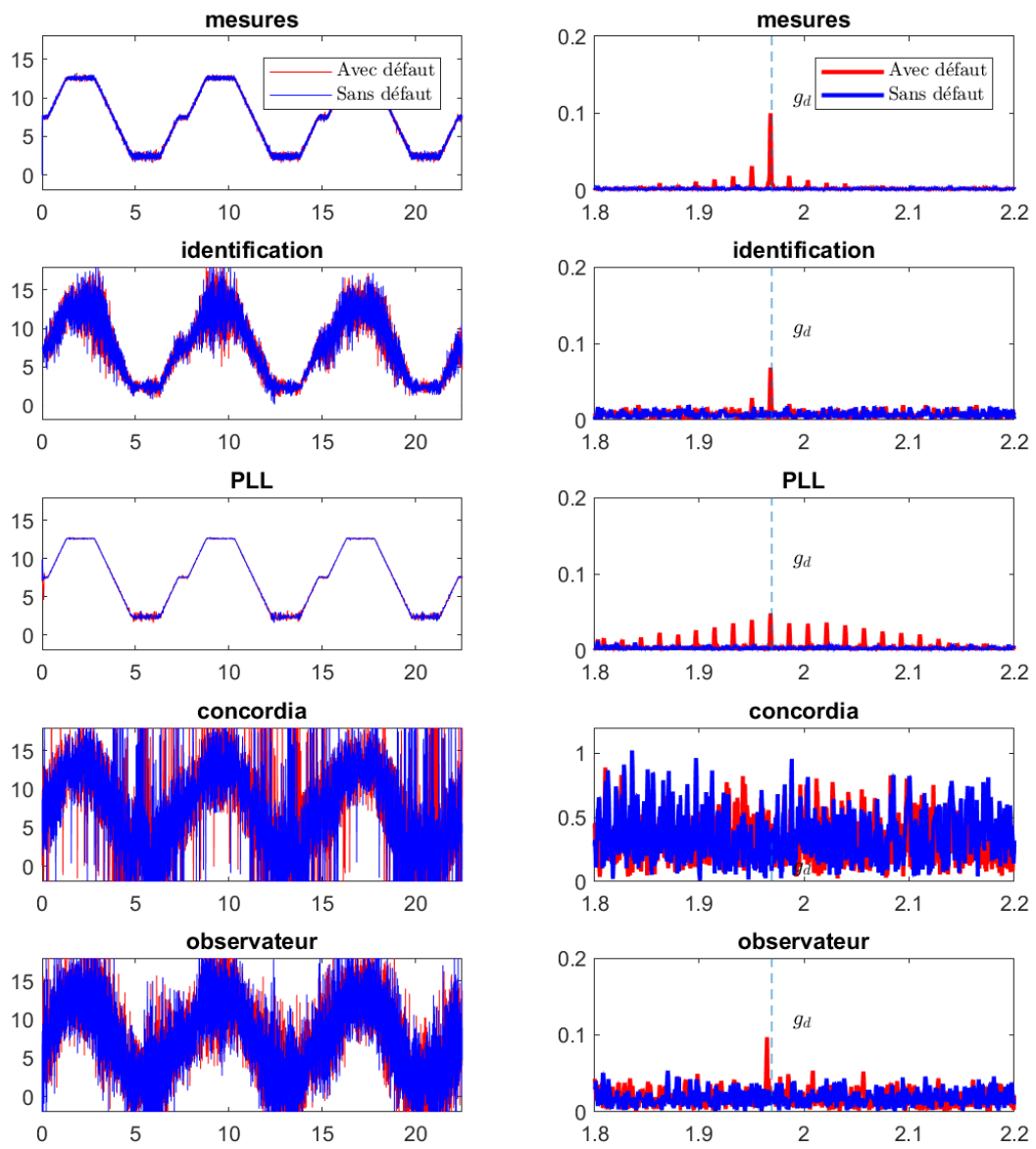


Figure. 3.28 – Comparaison des méthodes sur 30 cycles et sans filtre passe-bas.

Méthode	Fréquence du défaut	Amplitude avec défaut	Amplitude moyenne sans défaut	Rapport des amplitudes
Mesures	1.968	0.100	0.0019	52.68
Identification	1.968	0.069	0.0071	9.78
PLL	1.968	0.048	0.003	16.18
Concordia	1.997	0.757	0.3125	2.42
Observateur	1.965	0.097	0.0179	5.41

Table 3.4 – Tableau de comparaison des méthodes sur 30 cycles et sans filtre passe-bas.

On remarque que toutes les méthodes donnent des vitesses estimées bruitées, sauf la PLL. Les filtres utilisés pour normaliser le signal de courant à l'entrée de la PLL ont filtré les bruits. Malgré le bruit sur les vitesses estimées, l'algorithme d'identification et l'observateur permettent la localisation du défaut par leur filtrage naturel. On note que la méthode la moins efficace sans filtrage semble être la transformée de Concordia. Le tableau 3.4 montre que le rapport calculé pour la PLL est le meilleur, ce qui est logique car cette méthode est la seule qui propose un filtrage passe-bande du signal par ses filtres OSG.

3.2.7.2.2 Essai 30 cycles avec filtre : Dans cet essai, les courants sont filtrés par un filtre passe-bas avant estimation. La fréquence de rotation mécanique varie entre 2.5 et 12.5 Hz, d'un point de vue électrique, on obtient :

$$f_{e_{max}} = p \times f_{m_{max}} = 4 \times 12.5 = 50Hz \quad (3.4)$$

$$f_{d_{max}} = 1.97 \times f_{e_{max}} = 1.97 \times 50 = 98.5Hz \quad (3.5)$$

On filtre les courants par un filtre passe-bas du premier ordre de fréquence de coupure égale à 100hz. Les résultats sont donnés sur la figure 3.29 et tableau 3.5.

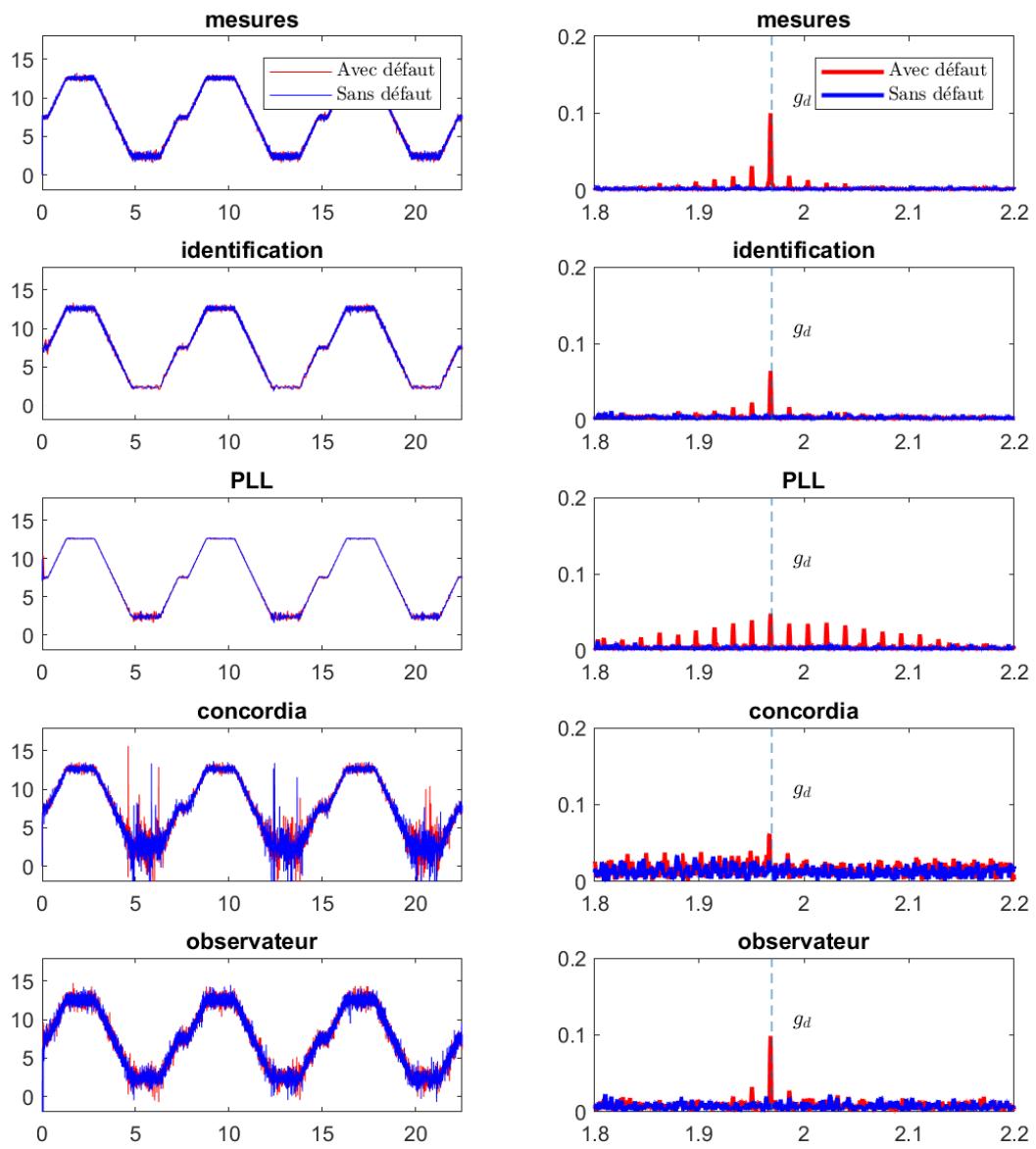


Figure. 3.29 – Comparaison des méthodes sur 30 cycles et avec filtres passe-bas.

Méthode	Fréquence du défaut	Amplitude avec défaut	Amplitude moyenne sans défaut	Rapport des amplitudes
Mesures	1.968	0.100	0.0019	52.68
Identification	1.968	0.065	0.0036	18.25
PLL	1.968	0.048	0.0030	16.08
Concordia	1.968	0.062	0.0145	4.28
Observateur	1.968	0.098	0.0074	13.33

Table 3.5 – Tableau de comparaison des méthodes sur 30 cycles et avec filtres passe-bas.

Dans cet essai on voit bien que les vitesses estimées sont moins bruitées pour toutes les méthodes. La vitesse estimée par Concordia est toujours bruitée surtout en basse fréquence. En effet, dans cette méthode, on estime en premier la position par la fonction ATAN puis on dérive pour obtenir la pulsation instantanée. Même si l'asservissement de position permet de réaliser un dérivateur filtré en hautes fréquences, l'amplification du bruit subsiste. L'estimation de vitesse s'est améliorée pour l'algorithme d'identification et dans une moindre mesure pour l'observateur.

A partir du tableau 3.5, en comparant les rapports des amplitudes, on peut voir que Concordia semble le plus faible à détecter le défaut par rapport aux autres algorithmes. L'identification et la PLL ont un petit avantage sur l'observateur. On peut remarquer que l'amplitude du défaut estimée par l'observateur est la plus grande mais les bruits sont aussi amplifiés.

3.2.7.2.3 Essai 15 cycles avec filtre : Dans cet essai, on a diminué le nombre de cycles pour étudier son effet sur l'estimation des algorithmes. Le test est réalisé sur 15 cycles soit une durée d'enregistrement de 1min et 52s. Les résultats sont donnés sur la figure 3.30 et tableau 3.6.

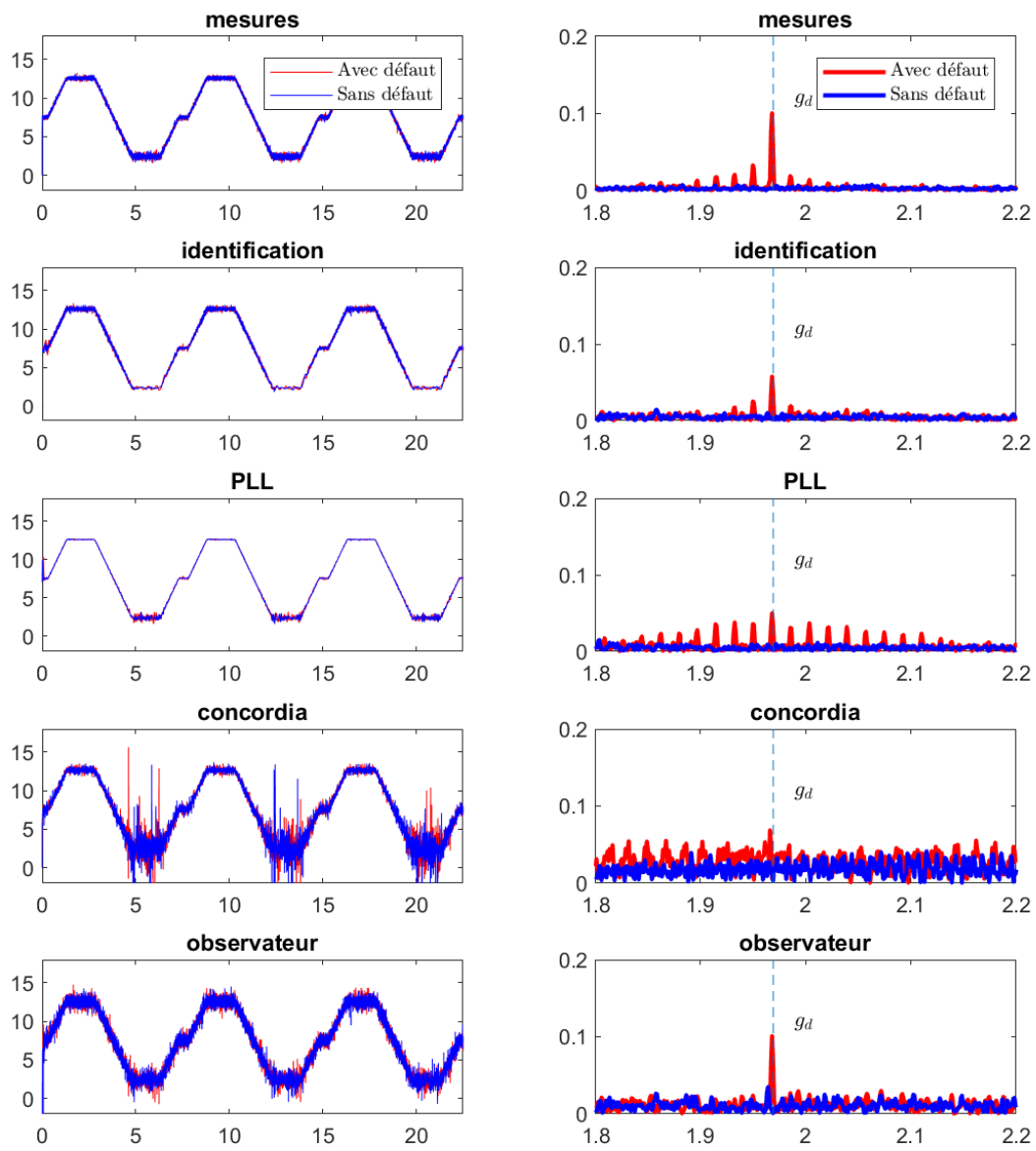


Figure. 3.30 – Comparaison des méthodes sur 15 cycles et avec filtres passe-bas.

Méthode	Fréquence du défaut	Amplitude avec défaut	Amplitude moyenne sans défaut	Rapport des amplitudes
Mesures	1.969	0.100	0.0031	32.36
Identification	1.969	0.058	0.0046	12.62
PLL	1.969	0.050	0.0049	10.21
Concordia	1.967	0.068	0.0184	3.72
Observateur	1.969	0.101	0.0100	10.06

Table 3.6 – Tableau de comparaison des méthodes sur 15 cycles et avec filtres passe-bas.

Dans cet essai, les spectres ré-échantillonnés paraissent plus sensibles aux bruits. Les rapports des amplitudes sont diminués. La méthode basée sur Concordia est encore celle donnant les moins bons résultats. On remarque, cette fois ci un petit avantage de l’algorithme d’identification par rapport à la PLL et l’observateur.

3.2.7.2.4 Essai 3 cycles avec filtre : Dans cet essai, on a diminuer le nombre de cycles pour étudier son effet sur l’estimation des algorithmes. Le test est réalise sur 3 cycles soit une durée d’enregistrement de 22,5s. Les résultats sont donnés sur la figure 3.31 et tableau 3.7

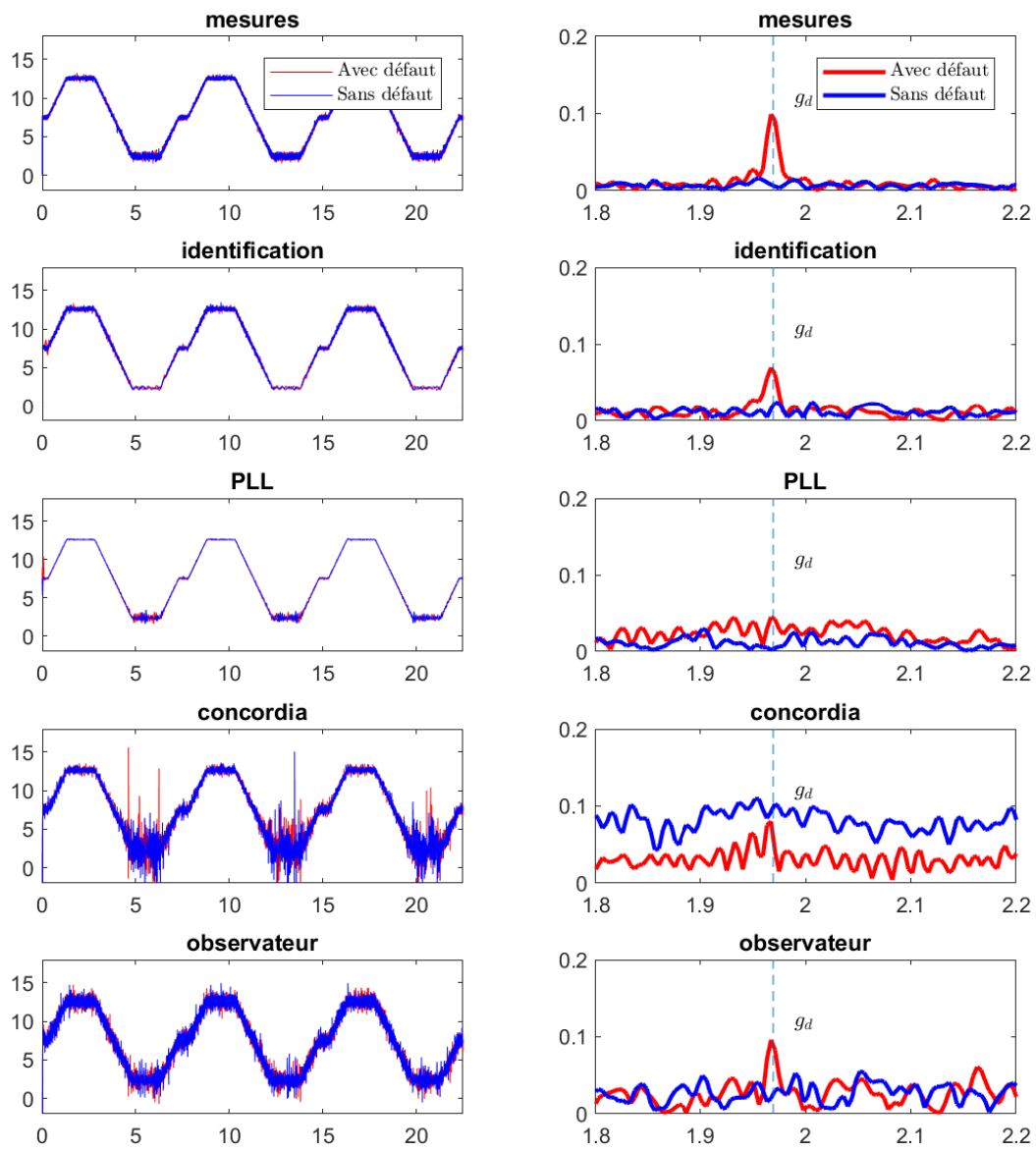


Figure. 3.31 – Comparaison des méthodes sur 3 cycles et avec filtres passe-bas.

Méthode	Fréquence du défaut	Amplitude avec défaut	Amplitude moyenne sans défaut	Rapport des amplitudes
Mesures	1.971	0.099	0.0103	9.60
Identification	1.971	0.070	0.0120	5.81
PLL	1.971	0.044	0.0093	4.83
Concordia	1.971	0.080	0.0936	0.85
Observateur	1.971	0.096	0.0317	3.02

Table 3.7 – Tableau de comparaison des méthodes sur 3 cycles et avec filtres passe-bas.

Dans cet essai, on vérifie la diminution de la durée d'analyse avec le rapport signal sur bruit. Les rapports des amplitudes sont diminués. La méthode basée sur Concordia est encore celle donnant les moins bons résultats. On remarque, cette fois ci encore un petit avantage de l'algorithme d'identification par rapport à la PLL et l'observateur.

Le tableau 3.8 récapitule les résultats obtenus.

Méthode	30 cycles	15 cycles	3 cycles	1 cycle
Mesures	52.68	32.36	9.60	7.48
Identification	18.25	12.62	5.81	4.56
PLL	16.08	10.21	4.83	3.82
Concordia	4.28	3.72	0.85	1.01
Observateur	13.33	10.06	3.02	2.37

Table 3.8 – Rapports des amplitudes en fonction du nombre de cycles.

On note que l'essai avec un seul cycle donne des résultats différents si on utilise un autre cycle de données. Ce qui va être montré en détail dans la section 3.4.

3.2.8 Conclusions

Dans les paragraphes précédents, nous avons testé plusieurs méthodes permettant d'estimer simultanément la fréquence de rotation et la position mécanique de la génératrice afin de réaliser un échantillonnage angulaire. Les tests comparatifs montrent de bons résultats pour la PLL et l'identification suivis par l'observateur et Concordia qui donne les moins bons résultats. C'est un résultat intéressant car il est contre intuitif. En effet, on montre ici qu'un seul courant peut suffire pour réaliser l'isolation de la composante recherchée. L'utilisation de 3 courants ne paraît pas être un critère pertinent ici. L'observateur donne aussi de bons résultats, mais il nécessite de posséder les mesures de tensions et surtout le modèle de la machine ce qui complique son utilisation en milieu industriel. Pour les deux méthodes restantes, PLL et identification, il semblerait que la seconde reste la plus robuste si on considère l'interprétation des paramètres m_1 , m_2 et m_3 comme valable. En effet, pour la PLL, nous avons modifié l'algorithme de départ de plusieurs manières afin de le rendre compatible avec notre étude. En particulier l'utilisation de filtres OSG adaptatifs et d'un correcteur LPV sont autant de rétroactions qui peuvent déstabiliser l'ensemble. Une étude de stabilité globale serait nécessaire pour réellement statuer sur la robustesse (en stabilité et en performance) de l'ensemble.

Dans le paragraphe suivant nous proposons une approche statistique exploitant les informations fournies par l'analyse spectrale réalisée sur les données échantillonnées angulairement.

3.3 Détection de défauts : approche statistique

3.3.1 Principe à vitesse constante

L'approche fréquentielle est privilégiée lorsque le défaut recherché génère des composantes spectrales spécifiques et parfaitement connues. La présence d'une raie spectrale à une fréquence déterminée n'est pas suffisante pour statuer sur l'état de la machine et il est nécessaire de surveiller son amplitude. Par ailleurs, une mesure ponctuelle ne fournit pas suffisamment d'informations et la pratique veut que l'on privilégie un suivi

dans le temps. On effectue des enregistrements successifs pour lesquels on calcule l'amplitude de la composante surveillée. On détermine alors, par suivi de l'évolution de cette amplitude, un seuil d'alarme au delà duquel le fonctionnement est considéré comme anormal (figure 3.32).

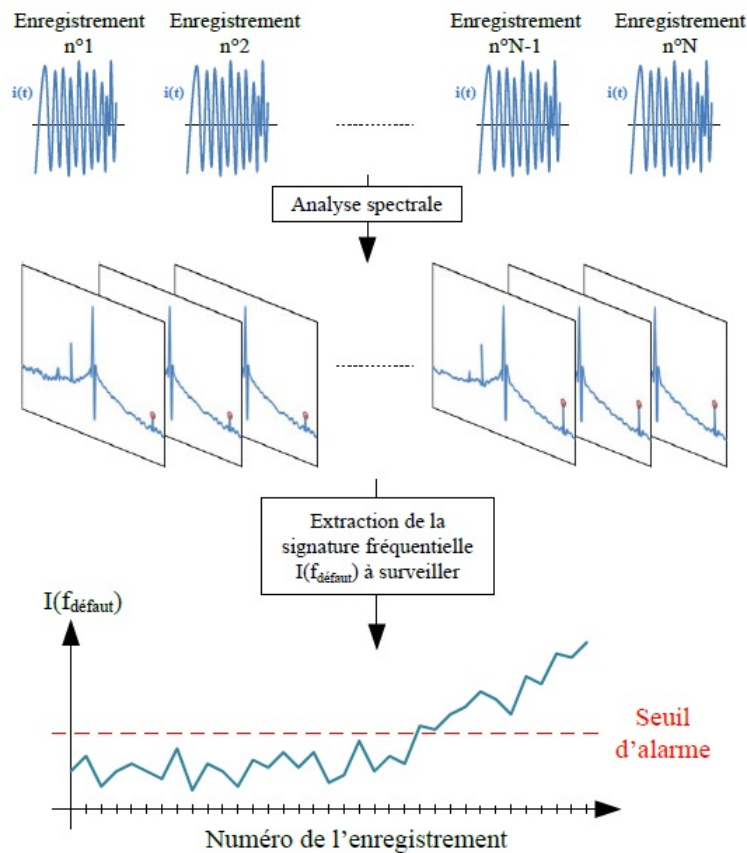


Figure. 3.32 – Surveillance d'une fréquence de défaut,[5].

Toutefois, une analyse directe de l'amplitude d'une raie spectrale spécifique est fragile dans la mesure où le signal est contaminé par le bruit. De plus, la détermination du seuil optimal peut s'avérer compliquée. Une méthode plus robuste consiste à utiliser une approche statistique nécessitant une phase d'apprentissage et permettant de construire une référence de comportement sain. La figure 3.33 illustre le principe de cette approche.

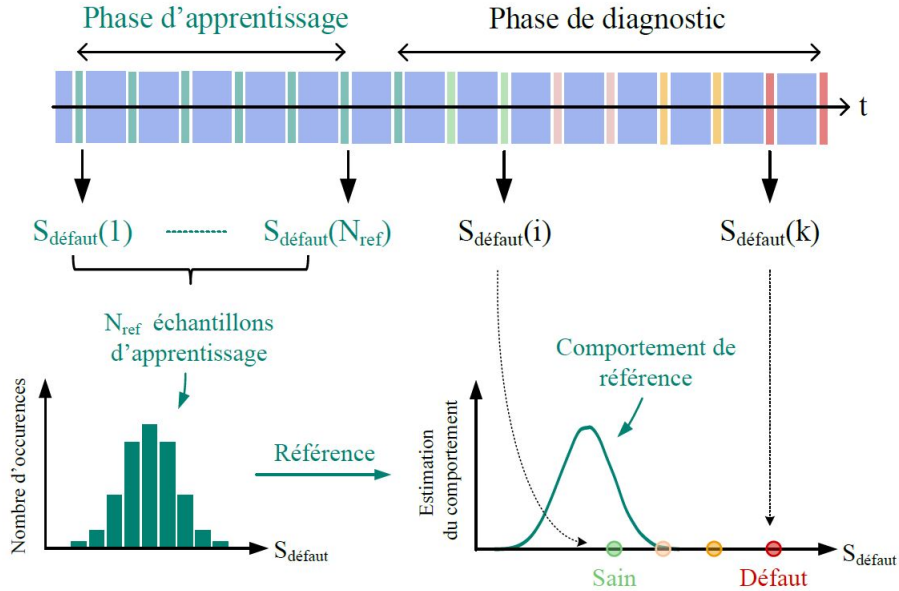


Figure. 3.33 – Création de la référence,[5].

La procédure peut être décrite en trois étapes.

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

La signature $S_{défaut}$ 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 mécanique estimée (\hat{f}_m).

$$S_{défaut} = | \hat{f}_m(f_d) | \quad (3.6)$$

3.3.1.2 Etape 2 : référence statistique

Cette phase correspond à une phase d'apprentissage. Dans celle-ci, la machine est considérée comme saine et N_{ref} signatures sont calculées pour construire une référence statistique. Une fois les N_{ref} échantillons calculés, on peut alors faire l'approximation de la distribution statistique qui caractérise ce comportement. Comme indiqué dans [5], le choix d'une distribution gaussienne est cohérent par rapport à l'application visée et il suffit alors d'estimer la moyenne et l'écart-type par les formules suivantes :

$$\hat{\mu}_{ref} = \frac{1}{N_{ref}} \sum_{k=1}^{N_{ref}} S_{défaut}(k) \quad (3.7)$$

$$\hat{\sigma}_{ref} = \sqrt{\frac{1}{N_{ref} - 1} \sum_{k=1}^{N_{ref}} (S_{défaut}(k) - \hat{\mu}_{ref})^2} \quad (3.8)$$

Une fois la référence mise en place, les nouvelles signatures peuvent être comparées à cette référence. Toutefois, la moyenne et l'écart-type obtenus en fonctionnement sain ne sont pas des grandeurs exploitables directement car la signature de défaut considérée peut varier en fonction :

- du type de machine,
- de son point de fonctionnement.

Pour résoudre le problème lié au type de machine (le cas de la variation du point de fonctionnement sera traité en 3.3.3), il est possible de normaliser une signature de défaut brute afin d'obtenir un indicateur de défaut indépendant vis-à-vis du type de machine considérée. Dans [5], l'auteur a choisi d'utiliser une grandeur Centrée Réduite $S_{défaut,CR}$ appelée test statistique T_k , calculée à l'aide de l'équation suivante :

$$S_{défaut,CR}(k) = \frac{S_{défaut}(k) - \hat{\mu}_{ref}}{\hat{\sigma}_{ref}} \quad (3.9)$$

Sur la figure 3.34 issue de [5], l'auteur montre un exemple à partir de l'analyse de deux machines différentes utilisant la même signature.

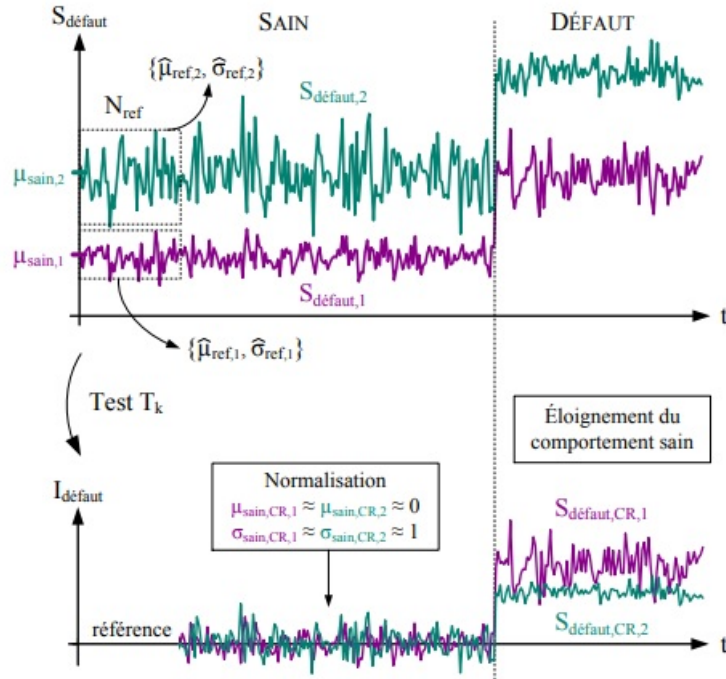


Figure. 3.34 – Signature normalisée,[5].

Le comportement sain de la machine n°1 (en mauve) est caractérisé par le couple $\{\hat{\mu}_{ref,1}, \hat{\sigma}_{ref,1}\}$ et respectivement $\{\hat{\mu}_{ref,2}, \hat{\sigma}_{ref,2}\}$ pour la machine n°2 (en vert). Comme on peut le voir en haut de la figure, si on utilise un seul couple $\{\hat{\mu}_{ref}, \hat{\sigma}_{ref}\}$ pour surveiller des machines différentes la possibilité d'erreur est élevée. En effet, dans cet exemple un comportement sain de la machine 2 pourrait être interprété comme défaillant si le couple $\{\hat{\mu}_{ref,1}, \hat{\sigma}_{ref,1}\}$ était retenu comme références. Inversement, un comportement défaillant de la machine 1 pourrait être interprété comme sain si le couple $\{\hat{\mu}_{ref,2}, \hat{\sigma}_{ref,2}\}$ était retenu comme références.

Le résultat obtenu avec les grandeurs normalisées (3.9) est donné en bas de la figure 3.34. On note que pour les deux machines, en fonctionnement sain, l'indicateur normalisé suivra 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 $I_{défaut}$.

3.3.1.3 Etape 3 : seuil d'alarme automatique

A partir de l'indicateur $S_{défaut}$, on peut déterminer un seuil d'alarme automatisé dans le cas particulier d'une loi de distribution gaussienne. Le seuil d'alarme est défini par la relation 3.10 pour le cas particulier $t_{0.1\%}$. Cette définition signifie donc que si, pour l'enregistrement $n^{\circ}k$, 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.

$$P(S_{défaut,CR}(k) > t_{0.1\%}) = 0,001 \quad (3.10)$$

Pour déterminer le seuil $t_{0.1\%}$, on utilise la relation 3.11 :

$$P(S_{défaut,CR}(k) > t) = 1 - \Phi(t), \quad (3.11)$$

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

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{1}{2}t^2} dt \quad (3.12)$$

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 $t_{0.1\%}$.

3.3.2 Application au cas de la vitesse fixe

Dans ce paragraphe, nous testons en simulation la procédure décrite dans le paragraphe précédent. Pour cela le simulateur du banc d'essai du LIAS déjà détaillé dans le paragraphe 3.2.1 est utilisé. Le moteur tourne à 50 % de sa vitesse nominale soit 375 tr/mn entraînant la génératrice à 1714 tr/mn ($R_{vitesses} = 4.57$). soit 28.56 Hz. Le défaut génère des impacts à $f_d = f_{rgene} \times nb\ impacts = 28.56 \times 9 = 257Hz$. Un bruit de mesure est ajouté aux lignes des phases i_1, i_2 et i_3 . La vitesse est estimée en utilisant la transformée de Concordia.

La figure 3.35-(a) montre le courant $i_1(t)$ de la génératrice et l'amplitude instantanée $IA_{conc}(t)$ estimée par Concordia. En (b), on remarque un petit écart statique entre la fréquence instantanée simulée $IF(t)$ et celle estimée $IF_{conc}(t)$, cet écart est généré par la boucle qui est utilisée pour remplacer la dérivation directe (figure 2.52). En (c), la fréquence de

défaut est présente à 257 Hz dans le spectre de la fréquence instantanée.

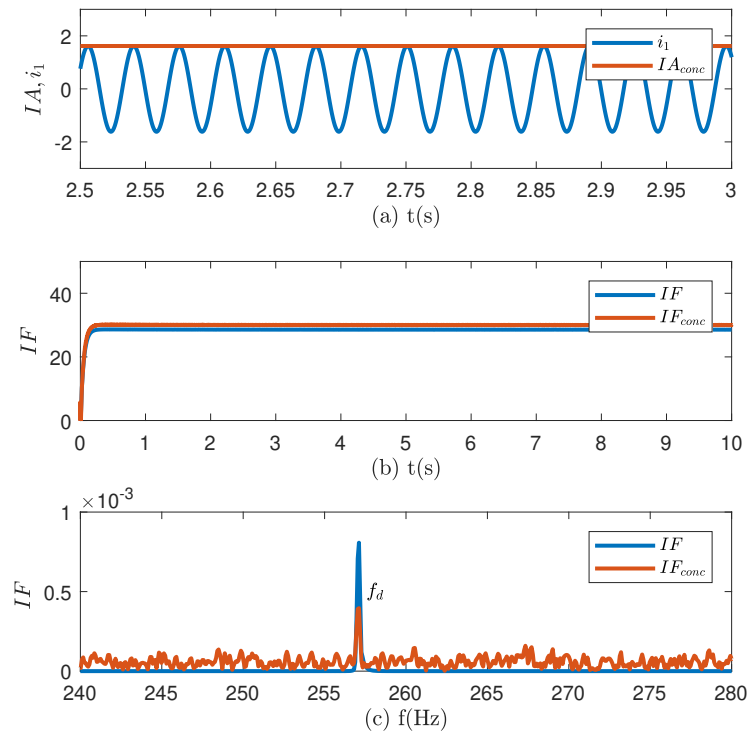


Figure. 3.35 – Signaux simulés et estimés par Concordia avec bruit.

On applique maintenant la procédure statistique présentée plus haut. Des tranches de 7.5 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 (3.6). On réalise 80 enregistrements sans défaut pour la phase d'apprentissage puis 80 autres enregistrements avec défaut.

Dans un premier temps, on utilise une signature brute basée sur l'amplitude de la composante de défaut à $f_d = 257\text{ Hz}$ (c'est à dire sans normalisation et centrage). A partir de ces enregistrements les moyennes et écarts-types sont calculés en fonctionnement sain et avec défaut. Le

tableau 3.9 donne les valeurs obtenues.

	Sans défaut	Avec défaut
Moyenne μ	9.4235	44.461
Écart type σ	3.0879	5.0785

Table 3.9 – Moyennes et écart-types obtenus, ($\times 10^{-5}$).

La figure 3.36 montre l'évolution de ces signatures en fonction du numéro d'enregistrement.

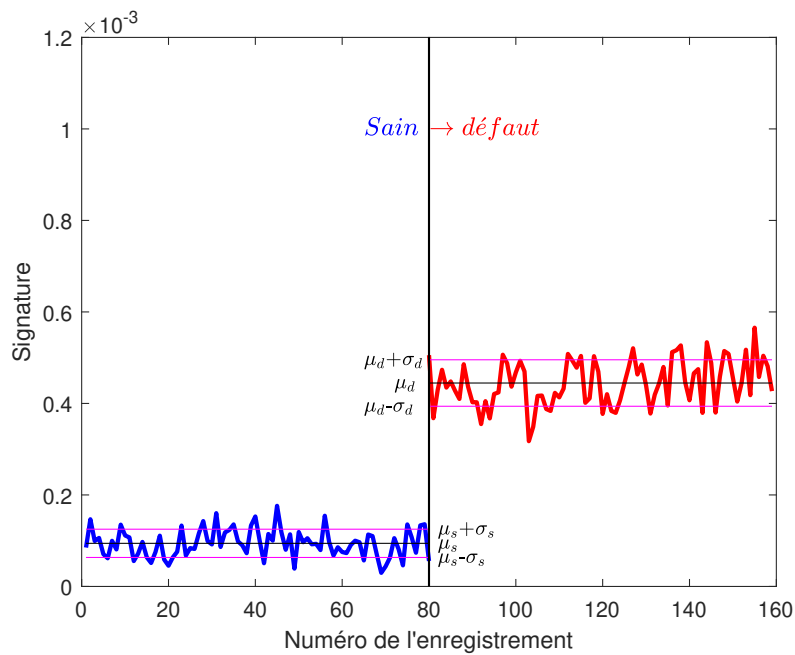


Figure. 3.36 – Signatures de défaut pour une vitesse fixe sans et avec défaut.

On vérifie bien qu'en présence de défaut les moyennes et écarts-types de la signature ont bien évolué et permettent une détection.

On illustre maintenant l'utilisation de la signature normalisée et centrée en appliquant la relation (3.9). On obtient les moyennes et écarts-

types suivants :

	Sans défaut	Avec défaut
Moyenne μ	0	11.3467
Écart type σ	1	1.6446

Table 3.10 – Moyennes et écart-types normalisés obtenus.

La figure 3.37 montre l'évolution de cette signature en fonction du numéro d'enregistrement.

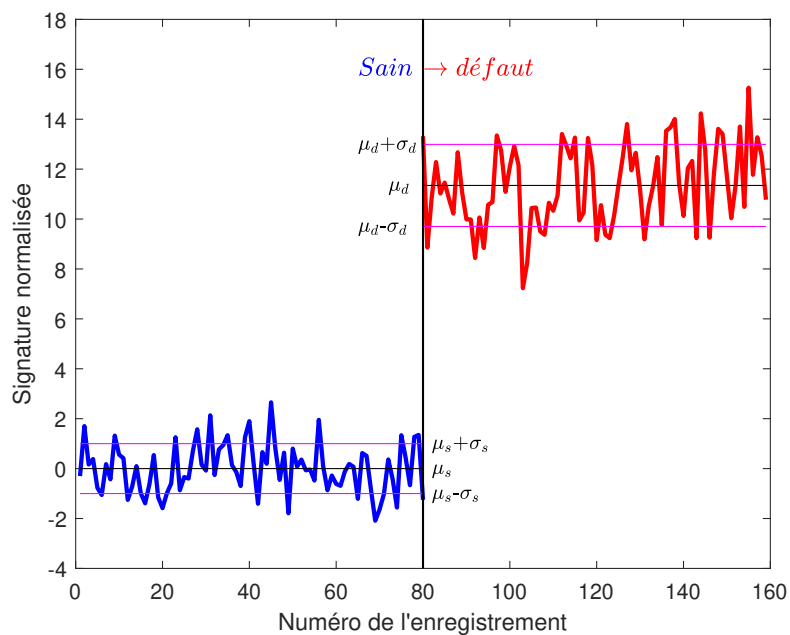


Figure. 3.37 – Signatures de défaut normalisées pour une vitesse fixe sans et avec défaut.

Pour conclure, on détermine un seuil $t_{0.1\%}$ à partir de l'équation (3.11) et on obtient :

$$t_{0.1\%} = 3.09 \quad (\text{voir table } \mathcal{N}(0, 1))$$

Les histogrammes des signatures normalisées sont montrés sur la figure 3.38. On vérifie que l'histogramme d'un état sain peut être approximé par une loi gaussienne. Le seuil de défaut à 0.1% est représenté en vert. La distribution des signatures avec défaut est représentée en rouge à droite de la figure.

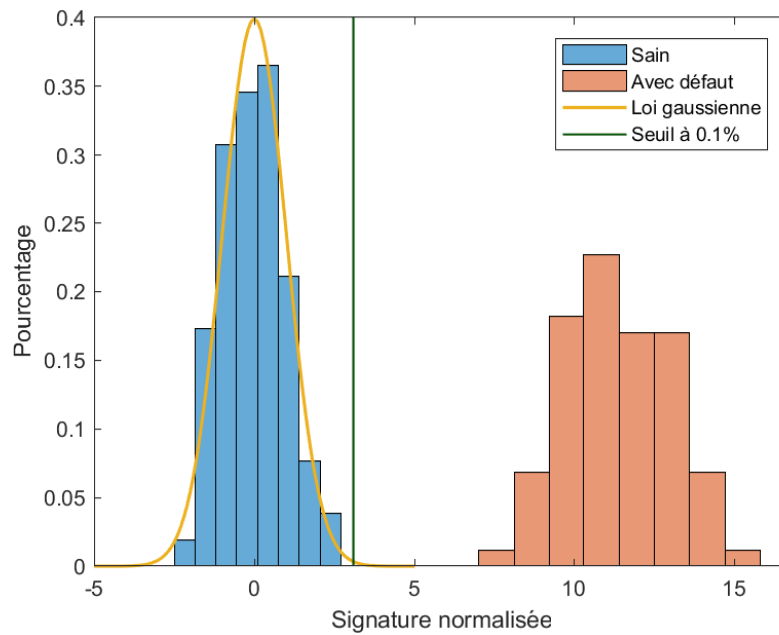


Figure. 3.38 – Histogramme représentant la répartition des signatures de défaut normalisées.

Les signatures normalisée et le seuil à 0.1% sont donnés dans la figure 3.39.

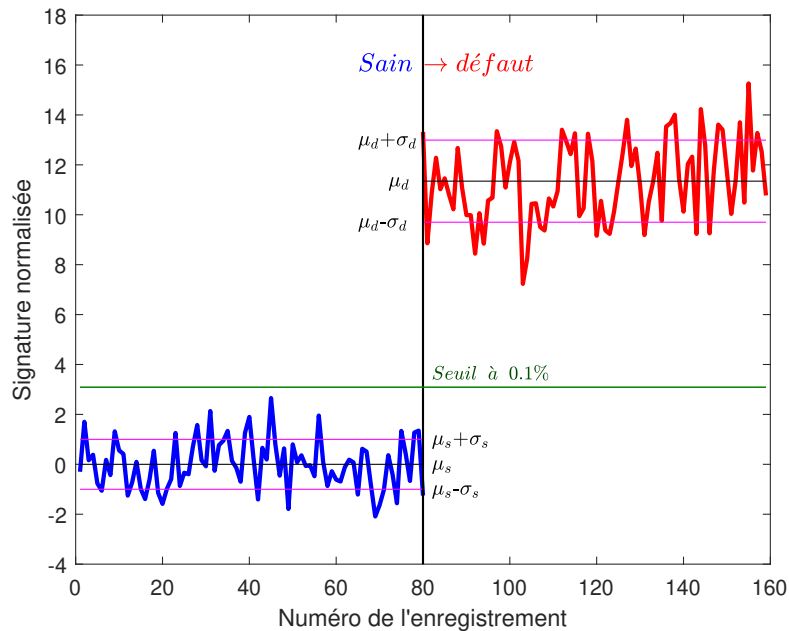


Figure. 3.39 – Signatures de défaut normalisées pour une vitesse fixe sans et avec défaut.

Dans ce paragraphe, nous avons testé la procédure en simulation dans le cas d'un fonctionnement à vitesse fixe. Dans le paragraphe suivant, nous présentons la solution proposée par [5] pour traiter le cas de la vitesse variable.

3.3.3 Sectorisation du plan couple/vitesse

Dans le paragraphe précédent, nous avons rappelé que les grandeurs statistiques brutes, moyenne et écart-type ne sont pas exploitables à cause des différents types de machines et des variations du point de fonctionnement. Pour résoudre le premier problème E. Fournier a proposé d'utiliser une signature centrée et réduite. Pour le second, l'auteur considère que le point de fonctionnement du système n'est plus unique. Il se déplace en fonction de niveau de charge et de la vitesse de rotation du moteur et les signatures de défauts sont influencées par ces changements [5]. Une seule référence statistique n'est pas suffisante pour un système dont le point de fonctionnement change et la création de la référence doit prendre en

compte tout changement de charge ou de vitesse de rotation.

La solution proposée dans [5] consiste à sectoriser le plan couple-vitesse et à créer de multiples références statistiques (figure 3.40).

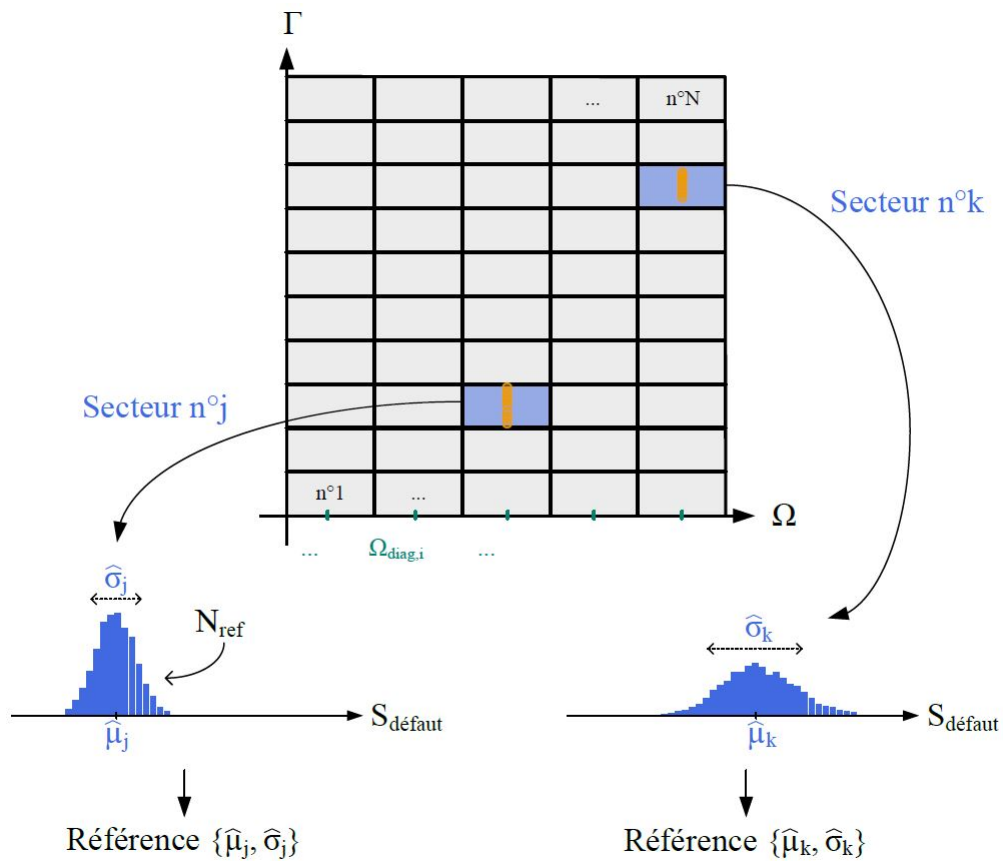


Figure. 3.40 – Sectorisation du plan couple-vitesse, [5].

Un nombre L de vitesses de diagnostic est choisi sur l'axe Ω et sont notées $\Omega_{diag,i}$. L'axe de Γ est segmenté en M zones de charges. Ce qui donne un nombre $N = L.M$ de secteurs créés.

Chaque application industrielle fonctionne dans une zone spécifique de son plan couple-vitesse, on ne s'intéressera donc qu'aux secteurs où un point de fonctionnement de système peut se trouver. Les autres secteurs du plan sont ignorés. La stratégie est alors de créer des références sta-

tistiques pour chaque secteur. Cette sectorisation permet d'augmenter la précision et la fiabilité de ces références statistiques.

Les applications ciblées par ce protocole sont les moteurs commandés par des variateurs de vitesse. Ce degré de liberté est utilisé pour faire varier légèrement la vitesse de fonctionnement du moteur afin de faire le diagnostic. Le nombre L de vitesses fixes $\Omega_{diag,i}$ est choisi de façon à ce que la variation $\Delta\Omega$ entre deux vitesses consécutives n'affecte pas le fonctionnement du système. La valeur maximale de variation de vitesse est égale à $\frac{\Delta\Omega}{2}$. Donc l'augmentation de L ne rend pas le protocole plus précis et n'affecte pas les références statistiques créées, il sert juste à minimiser la variation de la vitesse du moteur vers la plus proche vitesse $\Omega_{diag,i}$.

Par ailleurs, le nombre M des segments de couple joue un rôle dans la précision du protocole. Car pour une même vitesse à différentes charges, la signature du défaut peut changer de valeur. Si M est plus grand, alors la largeur de $\Delta\Gamma$ est plus petite et la référence statistique créée pour ce secteur est plus sûre.

Le diagramme du protocole pour les deux phases (apprentissage et diagnostic) est donné sur la figure 3.41. Une fois le protocole initialisé, on estime la vitesse de rotation du moteur et on la modifie (en respectant la courbe de fonctionnement de l'application) pour atteindre la vitesse $\Omega_{diag,i}$ la plus proche et pour faire les mesures. Une fois l'enregistrement terminé, la vitesse est remise à sa valeur initiale et la signature de défaut est calculée. Si la référence est complète (activée), alors l'indicateur normalisé est calculé pour déclencher ou non l'alarme de défaut.

Durant la phase d'apprentissage, le système est considéré en état sain afin de créer les références. Il faut créer autant de références que de secteurs couverts par le système dans le plan couple-vitesse. Pour chaque référence, il faut N_{ref} enregistrements. Une fois les références de tous les secteurs créés, le protocole peut démarrer pour la phase de diagnostic.

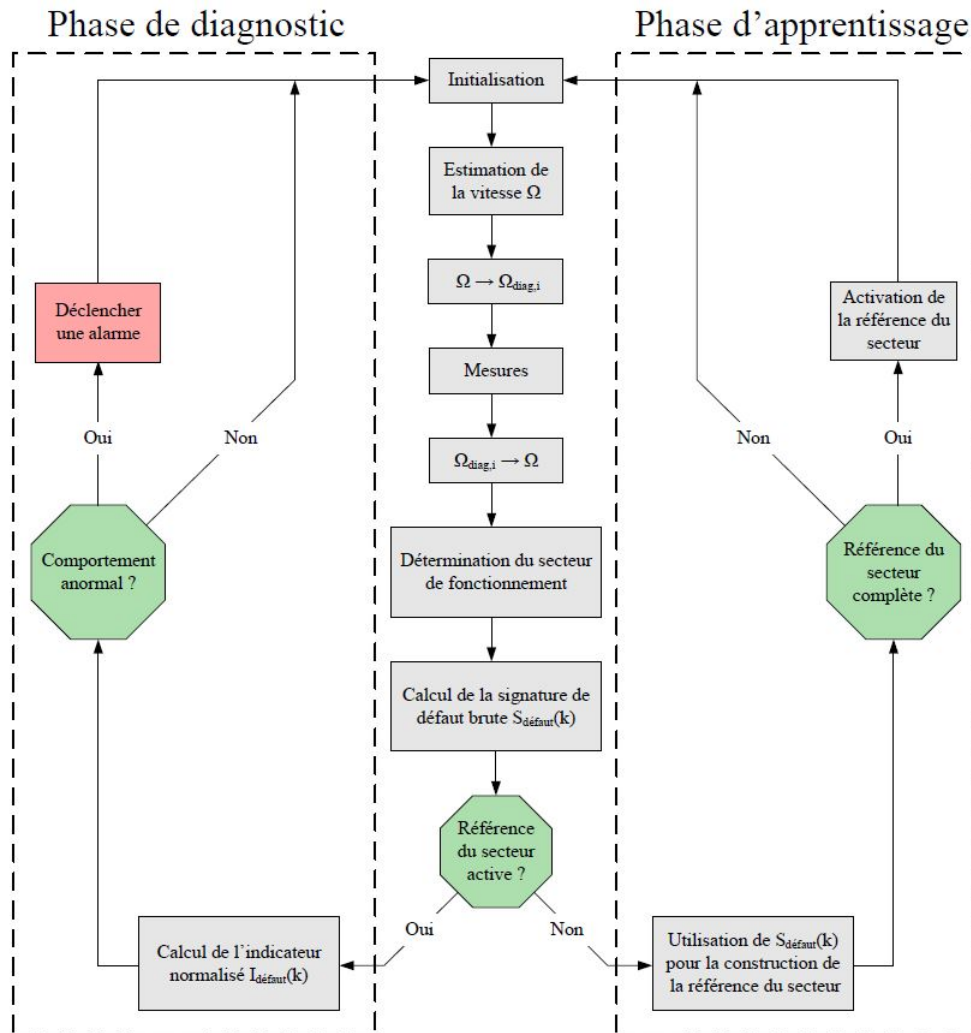


Figure. 3.41 – Diagramme du protocole proposé, [5].

Dans le paragraphe suivant nous proposons une alternative à la solution proposée dans [5] et basée sur l'order tracking des signaux d'analyse. Dans un fonctionnement à vitesse variable, les composantes spectrales liées au défaut éventuel dépendent de la vitesse de rotation. Des variations apparaissent à la fois :

- En amplitude : la mesure utilisée pour le diagnostic correspond à la sortie de la fonction de transfert du système excité par le défaut mécanique recherché. Ce défaut peut être considéré en première

approximation comme une excitation périodique dont le fondamental dépend de la vitesse de rotation. La sortie, au travers de la fonction de transfert du système, voit donc son amplitude varier avec la vitesse.

- En fréquence : dans l’hypothèse où la fonction de transfert est linéaire, la fréquence du signal de sortie est directement liée à la fréquence fondamentale du signal d’excitation.

Toutes ces considérations sont liées au fait que les enregistrements sont effectués en fonction du temps. Dans la suite, nous proposons une alternative à la solution proposée dans [5] en exploitant le ré-échantillonnage des signaux d’analyse en fonction de l’angle de rotation. En effet dans ce cas, les spectres ne sont plus dépendants de la fréquence mais du nombre d’évènements par tour, grandeur indépendante de la vitesse.

On notera que les signaux rendus indépendants de la vitesse, verront toujours leur amplitude varier en fonction du point de fonctionnement. De ce fait, la stratégie que nous proposons s’applique plus particulièrement aux applications à vitesse variable effectuant des cycles répétitifs (robotique par exemple).

3.4 Approche statistique basée sur un échantillonnage angulaire

Dans ce paragraphe, nous considérons que le signal d’analyse est exprimé en fonction de la position angulaire. La sectorisation du plan couple/vitesse n’est plus nécessaire pour les raisons évoquées plus haut. On applique alors la procédure décrite en 3.3.1 basée sur la définition d’un indicateur de défaut normalisé associé à un seuil d’alarme automatique.

La signature de défaut est toujours l’amplitude de la composante spectrale à la fréquence du défaut présente dans la fréquence mécanique estimée (\hat{f}_m). Mais cette fois ci, ce signal est échantillonné en fonction de l’angle mécanique, on utilisera donc :

$$S_{défaut} = | \hat{f}_m(g_d) | \quad (3.13)$$

Nous testons l’approche statistique directement sur les données ex-

périmentales du banc d'essai du LIAS. On rappelle que la fréquence de rotation mécanique varie entre 2.5 et 12.5 Hz . Cette fréquence va être estimée par l'algorithme d'identification en utilisant seulement le seul courant $i_1(t)$. Le défaut est toujours de 9 impacts/tour coté moteur, ce qui est équivalent à $g_d = 1,97ev.t/tour$ dans le spectre ré-échantillonné.

Pour chaque cycle de 7.5 secondes, la signature de défaut est calculée. 50 enregistrements sans défaut sont faits pour la phase d'apprentissage et 50 autres avec défaut pour la détection. Les signatures des enregistrements sont montrées sur la figure 3.42.

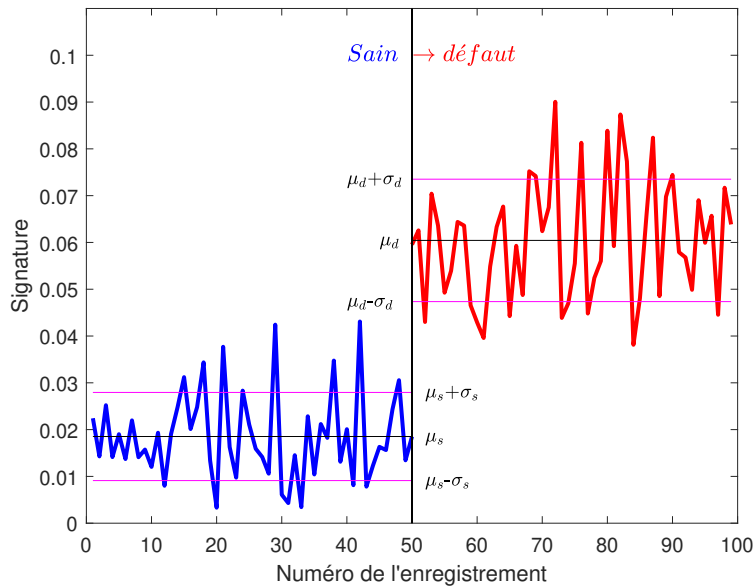


Figure. 3.42 – Signatures de défaut pour une vitesse variable sans et avec défaut.

La référence normalisée est alors construite en utilisant les 50 enregistrements d'un état sain et σ_s et μ_s sont calculés. Les signatures normalisées sont obtenues en appliquant l'équation (3.9). Le seuil est déterminé à 1% selon l'équation (3.10) :

$$\text{Seuil à 1\%} = 2.33 \quad (\text{voir table } \mathcal{N}(0, 1))$$

Les histogrammes des signatures normalisées sont montrés sur la figure 3.43. Les signatures normalisées ainsi que le seuil calculé sont montrés dans la figure 3.44.

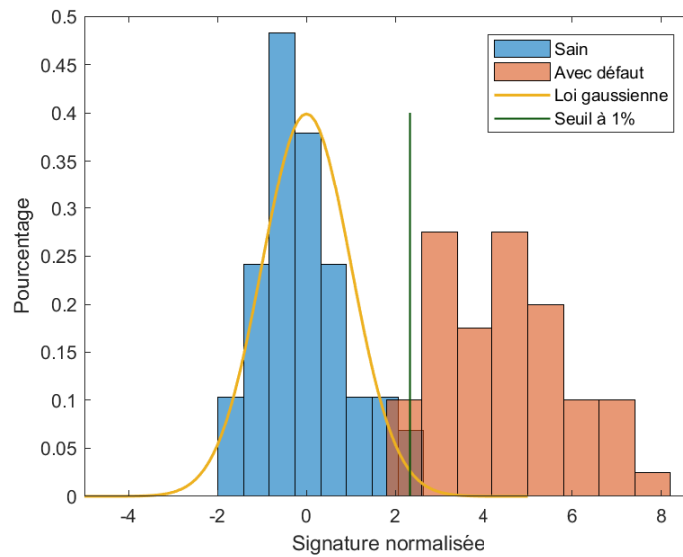


Figure. 3.43 – Histogramme représentant la répartition des signatures de défaut normalisées.

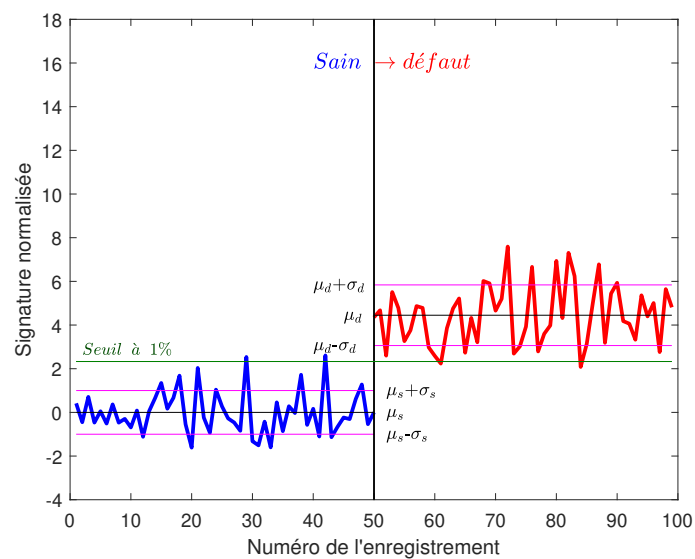


Figure. 3.44 – Signatures de défaut normalisées pour une vitesse variable sans et avec défaut.

On remarque qu'on risque d'avoir des problèmes de chevauchement lorsqu'un seul cycle est utilisé pour créer les signatures de défaut et que les indicateurs sont calculés sur 50 réalisations. En effet, la FFT calculée sur un seul cycle conserve un niveau de bruit relativement élevé ce qui peut rendre la détection difficile. On choisit de diminuer le nombre de réalisations et d'augmenter le nombre de cycles pris en compte pour calculer la signature 3.13.

On teste la procédure avec 2 cycles et 25 réalisations puis 3 cycles pour 16 réalisations. Les résultats sont montrés sur les figures 3.45 et 3.46 respectivement.

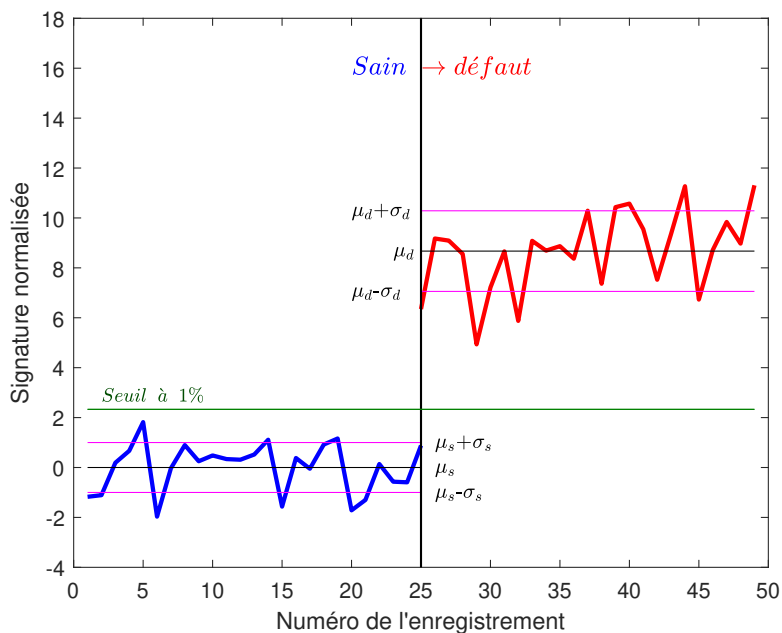


Figure. 3.45 – Signatures de défaut normalisées pour une vitesse variable sans et avec défaut, 2 cycles et 25 réalisations.

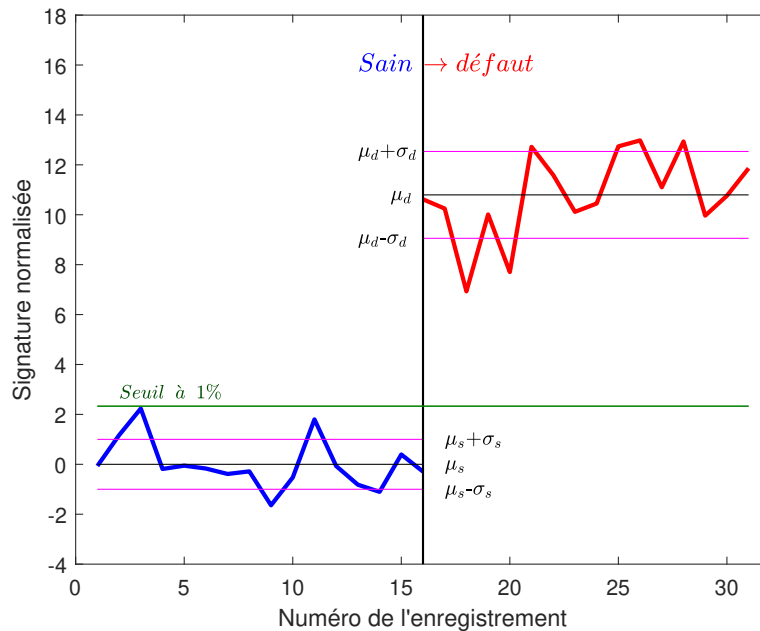


Figure. 3.46 – Signatures de défaut normalisées pour une vitesse variable sans et avec défaut, 3 cycles et 16 réalisations.

Nous remarquons que lorsque le nombre de cycles est augmenté, l'écart entre les deux moyennes est meilleur, et il y a plus de chevauchement. Dans ce cas, on peut facilement prendre un seuil à 1 %. Le seuil à 0.1 % peut-être encore choisi pour que le protocole soit plus fiable.

L'application d'une approche statistique à partir de données échantillonnées par rapport à l'angle mécanique est une réelle alternative à la sectorisation du plan couple/vitesse. La détection du défaut à vitesse variable est considérablement simplifiée. Toutefois, elle se limite aux machines décrivant un cycle répétitif comme en robotique par exemple.

Conclusion générale

Ce travail de thèse s'inscrit dans les activités du LIAS liées au développement de capteurs logiciels et à la maintenance prédictive par analyse des courants électriques. Ces domaines de recherche sont très dynamiques et donnent lieu à de nombreuses possibilités de collaborations industrielles dans un contexte plus général de développement de l'usine du futur. Le LIAS a d'ailleurs accueilli en 2018 un Laboratoire Commun (LabCom IONESCO) financé par l'ANR avec la société Chauvin Arnoux et qui développe de nouveaux produits sur la base de ces recherches.

Dans la partie de ce travail dédiée à l'analyse de signatures dans les courants électriques, nous nous sommes attachés à développer des algorithmes avec un souci de simplicité de réglage et de facilité d'interprétation des paramètres. Cette démarche est très importante dans le cadre collaboratif rappelé plus haut. En effet, la compréhension des méthodes de réglage des algorithmes est une contrainte qui conditionne l'acceptabilité des solutions proposées à nos partenaires industriels. Par ailleurs, nous avons souhaité structurer notre étude comparative en fonction du nombre de mesures disponibles. En effet, les conclusions obtenues conditionnent le type de produit qui pourrait potentiellement être développé. Par exemple, une méthode 3C/3U se verrait plutôt intégrée dans un analyseur de réseau alors qu'une méthode 1C pourrait être envisagée dans une simple pince de courant. Au passage, nous avons obtenu des résultats contre intuitifs. En effet, nous nous attendions à ce que la méthode 3C testée (Concordia) donne les meilleurs résultats et a fortiori la méthode basée sur l'observateur, ce qui n'est pas le cas a priori. Ces conclusions mériteraient d'être confirmées mais c'est un résultat intéressant d'autant plus que les algorithmes 1C testés sont relativement simples, en parti-

culier l'algorithme d'identification dont l'implantation est relativement aisée.

La seconde partie de la thèse concernait le cas particulier de la vitesse variable. Parmi les méthodes existantes, nous avons de nouveau choisi la méthode dont l'interprétation est la plus simple. L'order tracking est bien connu dans les domaines de la mécanique et beaucoup d'industriels l'utilisent sans la nommer, sur des applications à vitesse fixe, en normalisant l'axe des fréquences par rapport à la vitesse de rotation en analyse spectrale. L'originalité de notre travail réside dans la mise en oeuvre de l'order-tracking à vitesse variable à partir des mesures électriques, c'est à dire sans capteur de position. Cette approche revient à considérer les mesures électriques à la fois comme signal d'analyse (signal contenant la signature de défaut) et comme signal d'estimation de l'angle mécanique. Nous avons montré que, dans le cas particulier de la machine synchrone, cette approche était viable et donnait des résultats satisfaisants. On peut, à juste titre, considérer la machine synchrone comme un cas simple dans la mesure où la fréquence mécanique et la fréquence électriques sont proportionnelles. Il serait intéressant d'effectuer un travail similaire sur les machines asynchrones où cette approche est moins évidente du fait du glissement.

Enfin, nous nous sommes attachés à mettre en oeuvre une méthode de détection de défaut basée sur une approche statistique. En effet, bien qu'isoler une composante spectrale stationnaire et liée à un défaut mécanique à vitesse variable à partir de mesures électriques est intéressant en soi, cela ne suffit pas à prendre une décision fiable sur l'occurrence dudit défaut. L'approche statistique classique, dans le cas de la vitesse variable, est relativement complexe et nécessite, comme nous l'avons vu, de sectoriser le plan couple-vitesse. L'approche par order-tracking proposée dans ce document a permis de simplifier la mise en oeuvre de la procédure même si son utilisation semble à priori réduite aux cycles répétitifs. Une piste d'étude serait de déterminer dans quelle mesure cette approche pourrait être appliquée dans un cadre plus général.

Bibliographie

- [1] KARIM AROUCHE ARMAND KABOU, TILL ISAMBERT. Quelle est l'information contenue dans la seule phase de la TF d'une image. <http://www.tsi.telecom-paristech.fr/pages/enseignement/ressources/beti/phase/index.html>.
- [2] JACK SALAMEH. *Approche par contrôle actif dans le cadre de l'optimisation de la durée de vie des éoliennes*. Thèse de Doctorat, UNIVERSITE DE LA ROCHELLE (2019).
- [3] FRÉDÉRIC BONNARDOT. *Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes : étude du concept de cyclostationnarité floue*. Thèse de Doctorat, Grenoble INPG. (2004).
- [4] A. G. SIRAKI, C. GAJJAR, M. A. KHAN, P. BARENDSE, AND P. PILLAY. *An algorithm for nonintrusive in situ efficiency estimation of induction machines operating with unbalanced supply conditions*. IEEE Transactions on Industry Applications (2012).
- [5] ETIENNE FOURNIER. *Protocole de diagnostic des entraînements asynchrones par références : application à la détection des déséquilibres mécaniques et des défauts de courroie*. Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse (2015).
- [6] 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 Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT (2006).
- [7] MOHAMED LAMINE MASMOUDI. *Détection d'un défaut localisé dans un multiplicateur d'éolienne : approche par analyse des gran-*

- deurs électromécaniques*. Thèse de Doctorat, UNIVERSITE DE LA ROCHELLE (2015).
- [8] L MASMOUDI, E ETIEN, S MOREAU, AND A SAKOUT. *Amplification of single mechanical fault signatures using full adaptive pmsm observer*. IEEE Transactions on Industrial Electronics **64** (2017).
- [9] D. REMOND AND J. ANTONI R.B RANDALL. *Editorial for the special issue on instantaneous angular speed (ias) processing and angular applications*. Mechanical Systems and Signal Processing **44**(1-4), 1445 – 1451 (2014).
- [10] ROBERT B RANDALL AND JEROME ANTONI. *Rolling element bearing diagnostics—a tutorial*. Mechanical systems and signal processing **25**(2), 485–520 (2011).
- [11] AMIYA RANJAN MOHANTY. *Machinery condition monitoring : Principles and practices*. CRC Press (2014).
- [12] JOEL IGBA, KAZEM ALEMZADEH, KELD HENNINGSEN, AND CHRISTOPHER DURUGBO. *Effect of preventive maintenance intervals on reliability and maintenance costs of wind turbine gearboxes*. Wind Energy **18**(11), 2013–2024 (2015).
- [13] ROLF ISERMANN. *Fault-diagnosis systems : an introduction from fault detection to fault tolerance*. Springer Science & Business Media (2006).
- [14] D CORONADO AND C KUPFERSCHMIDT. *Assessment and validation of oil sensor systems for on-line oil condition monitoring of wind turbine gearboxes*. Procedia Technology **15**, 747–754 (2014).
- [15] SHUANGWEN SHENG. *Monitoring of wind turbine gearbox condition through oil and wear debris analysis : A full-scale testing perspective*. Tribology Transactions **59**(1), 149–162 (2016).
- [16] P SANCHEZ, D MENDIZABAL, K GONZALEZ, CR ZAMARREÑO, M HERNAEZ, IR MATIAS, AND FJ ARREGUI. *Wind turbines lubricant gearbox degradation detection by means of a lossy mode resonance based optical fiber refractometer*. Microsystem Technologies **22**(7), 1619–1625 (2016).
- [17] JUNDA ZHU, JAE M YOON, DAVID HE, AND ERIC BECHHOEFER. *Online particle-contaminated lubrication oil condition monitoring and remaining useful life prediction for wind turbines*. Wind Energy **18**(6), 1131–1149 (2015).

- [18] JUNDA ZHU, JAE M YOON, DAVID HE, YONGZHI QU, AND ERIC BECHHOEFER. *Lubrication oil condition monitoring and remaining useful life prediction with particle filtering*. International Journal of Prognostics and Health Management **4**, 124–138 (2013).
- [19] RICHARD DUPUIS. Application of oil debris monitoring for wind turbine gearbox prognostics and health management. In *Annual Conference of the prognostics and health management society*, pages 10–16 (2010).
- [20] JUNDA ZHU, DAVID HE, AND ERIC BECHHOEFER. *Survey of lubrication oil condition monitoring, diagnostics, and prognostics techniques and systems*. Journal of chemical science and technology **2**(3), 100–115 (2013).
- [21] XIE BEN WEI, WEN ZHENG, AND RONG LIN. Design of labview-based system of noise measurement on gear box. In *Advanced Materials Research*, pages 2167–2171 (2011).
- [22] YONGZHI QU, ERIC BECHHOEFER, DAVID HE, AND JUNDA ZHU. *A new acoustic emission sensor based gear fault detection approach*. International Journal of Prognostics and Health Management **4**, 32–45 (2013).
- [23] CHUAN LI, RENÉ-VINICIO SANCHEZ, GROVER ZURITA, MARIELA CERRADA, DIEGO CABRERA, AND RAFAEL E VÁSQUEZ. *Gearbox fault diagnosis based on deep random forest fusion of acoustic and vibratory signals*. Mechanical Systems and Signal Processing **76**, 283–293 (2016).
- [24] YONGZHI QU, DAVID HE, JAE YOON, BRANDON VAN HECKE, ERIC BECHHOEFER, AND JUNDA ZHU. *Gearbox tooth cut fault diagnostics using acoustic emission and vibration sensors—a comparative study*. Sensors **14**(1), 1372–1393 (2014).
- [25] FARIS ELASHA, MATTHEW GREAVES, DAVID MBA, AND DUAN FANG. *A comparative study of the effectiveness of vibration and acoustic emission in diagnosing a defective bearing in a planetary gearbox*. Applied Acoustics **115**, 181–195 (2017).
- [26] YU ZHANG, WENXIU LU, AND FULEI CHU. *Planet gear fault localization for wind turbine gearbox using acoustic emission signals*. Renewable Energy **109**, 449–460 (2017).
- [27] PD MCFADDEN AND JD SMITH. *A signal processing technique for detecting local defects in a gear from the signal average of the*

- vibration*. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C : Journal of Mechanical Engineering Science **199**(4), 287–292 (1985).
- [28] WENLIANG ZHOU AND DAVID CHELIDZE. *Blind source separation based vibration mode identification*. Mechanical systems and signal processing **21**(8), 3072–3087 (2007).
- [29] RAÚL RUIZ DE LA HERMOSA GONZÁLEZ ET AL. *Sound and vibration-based pattern recognition for wind turbines driving mechanisms*. Renewable Energy **109**, 262–274 (2017).
- [30] ZHIXIONG LI, XINPING YAN, XUPING WANG, AND ZHONGXIAO PENG. *Detection of gear cracks in a complex gearbox of wind turbines using supervised bounded component analysis of vibration signals collected from multi-channel sensors*. Journal of Sound and Vibration **371**, 406–433 (2016).
- [31] ZHIPENG FENG, SIFENG QIN, AND MING LIANG. *Time–frequency analysis based on vold-kalman filter and higher order energy separation for fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under nonstationary conditions*. Renewable Energy **85**, 45–56 (2016).
- [32] LIU HONG, YONGZHI QU, JASPREET SINGH DHUPIA, SHUANGWEN SHENG, YUEGANG TAN, AND ZUDE ZHOU. *A novel vibration-based fault diagnostic algorithm for gearboxes under speed fluctuations without rotational speed measurement*. Mechanical Systems and Signal Processing **94**, 14–32 (2017).
- [33] PHONG B DAO, WIESLAW J STASZEWSKI, TOMASZ BARSZCZ, AND TADEUSZ UHL. *Condition monitoring and fault detection in wind turbines based on cointegration analysis of scada data*. Renewable Energy **116**, 107–122 (2018).
- [34] EDWARD J DIEHL AND J TANG. *Predictive modeling of a two-stage gearbox towards fault detection*. Shock and Vibration **2016** (2016).
- [35] I ANTONIADOU, G MANSON, WJ STASZEWSKI, T BARSZCZ, AND K WORDEN. *A time–frequency analysis approach for condition monitoring of a wind turbine gearbox under varying load conditions*. Mechanical Systems and Signal Processing **64**, 188–216 (2015).
- [36] ZHIPENG FENG, XIAOWANG CHEN, AND MING LIANG. *Iterative generalized synchrosqueezing transform for fault diagnosis of wind*

- turbine planetary gearbox under nonstationary conditions*. Mechanical Systems and Signal Processing **52**, 360–375 (2015).
- [37] MOHAMED LAMINE MASMOUDI, ERIK ETIEN, SANDRINE MOREAU, AND ANAS SAKOUT. *Amplification of single mechanical fault signatures using full adaptive pmsm observer*. IEEE Transactions on industrial electronics **64**(1), 615–623 (2016).
- [38] DINGGUO LU, WEI QIAO, AND XIANG GONG. *Current-based gear fault detection for wind turbine gearboxes*. IEEE Transactions on Sustainable Energy **8**(4), 1453–1462 (2017).
- [39] INAKI BRAVO-IMAZ, HOSSEIN DAVARI ARDAKANI, ZONGCHANG LIU, ALFREDO GARCÍA-ARRIBAS, AITOR ARNAIZ, AND JAY LEE. *Motor current signature analysis for gearbox condition monitoring under transient speeds using wavelet analysis and dual-level time synchronous averaging*. Mechanical Systems and Signal Processing **94**, 73–84 (2017).
- [40] PURUSHOTTAM GANGSAR AND RAJIV TIWARI. *Comparative investigation of vibration and current monitoring for prediction of mechanical and electrical faults in induction motor based on multiclass-support vector machine algorithms*. Mechanical Systems and Signal Processing **94**, 464–481 (2017).
- [41] RANDY R SCHOEN, THOMAS G HABETLER, FARRUKH KAMRAN, AND RG BARTFIELD. *Motor bearing damage detection using stator current monitoring*. IEEE transactions on industry applications **31**(6), 1274–1279 (1995).
- [42] MOHAMMAD HOSEINTABAR MARZEBALI, SHAHIN HEDAYATI KIA, HUMBERTO HENAO, GÉRARD-ANDRÉ CAPOLINO, AND JAWAD FAIZ. *Planetary gearbox torsional vibration effects on wound-rotor induction generator electrical signatures*. IEEE Transactions on Industry Applications **52**(6), 4770–4780 (2016).
- [43] A RAND MOHANTY AND CHINMAYA KAR. *Fault detection in a multistage gearbox by demodulation of motor current waveform*. IEEE transactions on Industrial Electronics **53**(4), 1285–1297 (2006).
- [44] V FERNÃO PIRES, MANUEL KADIVONGA, JF MARTINS, AND AJ PIRES. *Motor square current signature analysis for induction motor rotor diagnosis*. Measurement **46**(2), 942–948 (2013).

- [45] NORDIN SAAD, MUHAMMAD IRFAN, AND ROSDIAZLI IBRAHIM. *Condition Monitoring and Faults Diagnosis of Induction Motors : Electrical Signature Analysis*. CRC Press (2018).
- [46] ALAIN BOULENGER ET CHRISTIAN PACHAUD. *Analyse vibratoire en maintenance. Surveillance et diagnostic des machines*. Dunod (2007).
- [47] PHILLIPE ARQUES. *Diagnostic prédictif et défaillances des machines*. Technip (2009).
- [48] C. SCHEFFER AND P. GIRDHAR. *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*. Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance. Elsevier Science (2004).
- [49] A. GLOWACZS. *Acoustic based fault diagnosis of three-phase induction motor*. Applied Acoustics **137** (2018).
- [50] A. GLOWACZS. *Fault diagnosis of single-phase induction motor based on acoustic signals*. Mechanical Systems and Signal Processing **117**, 65–80 (2019).
- [51] J A R NUNEZ, L M VELAZQUEZ, L A M HERNANDEZ, R J R TRONCOSO, AND R A OSORNIO-RIOS. *Low-cost thermographic analysis for bearing fault detection on induction motors*. Journal of Scientific and Industrial Research **75**, 412–415 (2016).
- [52] ADAM GLOWACZ AND ZYGFRYD GLOWACZ. *Diagnosis of the three-phase induction motor using thermal imaging*. Infrared Physics & Technology **81**, 7 – 16 (2017).
- [53] GURMEET SINGH, T.CH ANIL KUMAR, AND V.N.A.NAIKAN. *Induction motor inter turn fault detection using infrared thermographic analysis*. Infrared Physics & Technology **77**, 277–282 (2016).
- [54] M. D. NEGREA. *Electromagnetic flux monitoring for detecting faults in electrical machines*. Thèse de Doctorat, Dept. Elect. Commun. Eng.,Helsinki Univ. Technol., Espoo, Finland (2006).
- [55] L. FROSINI, C. HARLISCA, AND L. SZABÓ. *Induction machine bearing fault detection by means of statistical processing of the stray flux measurement*. IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS **62**(3) (2015).
- [56] BING LI AND XINING ZHANG. *A new strategy of instantaneous angular speed extraction and its application to multistage gearbox fault diagnosis*. Journal of Sound and Vibration **396**, 340 – 355 (2017).

- [57] M.M STOPA AND B.J. CARDOSO FILHO. *Load torque signature analysis : An alternative to mcsa to detect faults in motor driven loads*. 2012 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE) (2012).
- [58] RANDY R SCHOEN AND THOMAS G HABETLER. Effects of time-varying loads on rotor fault detection in induction machines. In *Conference Record of the 1993 IEEE Industry Applications Conference Twenty-Eighth IAS Annual Meeting*, pages 324–330. IEEE (1993).
- [59] WEI ZHOU, THOMAS G HABETLER, AND RONALD G HARLEY. Stator current-based bearing fault detection techniques : A general review. In *2007 IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*, pages 7–10. IEEE (2007).
- [60] MD RIFAT SHAHRIAR, PIETRO BORGHESANI, GERARD LEDWICH, AND ANDY CC TAN. *Performance analysis of electrical signature analysis-based diagnostics using an electromechanical model of wind turbine*. *Renewable Energy* **116**, 15–41 (2018).
- [61] MARTIN RIERA-GUASP, JOSE A ANTONINO-DAVIU, AND GÉRARD-ANDRÉ CAPOLINO. *Advances in electrical machine, power electronic, and drive condition monitoring and fault detection : state of the art*. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* **62**(3), 1746–1759 (2014).
- [62] DUBRAVKO MILJKOVIĆ. *Brief review of motor current signature analysis*. *HDKBR Info magazin* **5**(1), 14–26 (2015).
- [63] MYKHAYLO ZAGIRNYAK, DMYTRO MAMCHUR, AND ANDRII KALINOV. *Comparison of induction motor diagnostic methods based on spectra analysis of current and instantaneous power signals*. *Przeglad Elektrotechniczny* **88**(12b), 221–224 (2012).
- [64] E.L BONALDI, L.E.L DE OLIVEIRA, J.G.B. DA SILVA, G.L TORRESM, AND L.E BORGES DA SILVA. *Predictive Maintenance by Electrical Signature Analysis to Induction Motors*. *Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance*. IntechOpen Limited (2012).
- [65] BAPTISTE. TRAJIN. *Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les*

- entraînements asynchrones. Application à la surveillance des roulements à billes.* Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse (2009).
- [66] M. EL HACHEMI BENBOUZID. *A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection.* IEEE Transactions on Industrial Electronics **47**(5), 984–993 (2000).
- [67] S. NANDI, H. A. TOLIYAT, AND X. LI. *Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—a review.* IEEE Transactions on Energy Conversion **20**(4), 719–729 (2005).
- [68] J. ROSERO, J. L. ROMERAL, J. CUSIDO, J. A. ORTEGA, AND A. GARCIA. Fault detection of eccentricity and bearing damage in a pmsm by means of wavelet transforms decomposition of the stator current. In *2008 Twenty-Third Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition*, pages 111–116 (2008).
- [69] K. VIJAYAN AND K.S.R. MURTY. *Analysis of phase spectrum of speech signals using allpass modeling.* IEEE ACM transactions on audio, speech, and language processing **23**(12) (2015).
- [70] A. OPPENHEIM, J. LIM, G. KOPEC, AND S. POHLIG. *Phase in speech and pictures.* ICASSP 79. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing **23**(12) (1979).
- [71] M. FREJEDO S.GOLESTAN, M.MONFARED AND F.D GUERRERO. *Dynamics assessment of advanced single-phase pll structures.* IEEE Transactions on Industrial Electronics **30** (2013).
- [72] Q. GUAN, Y. ZHANG, Y. KANG, AND J. M. GUERRERO. *Single-phase phase-locked loop based on derivative elements.* IEEE Transactions on Power Electronics **32**(6), 4411–4420 (2017).
- [73] AUROBINDA ROURAY, ASHOK KUMAR PRADHAN, AND K PRAHALLAD RAO. *A novel kalman filter for frequency estimation of distorted signals in power systems.* IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement **51**(3), 469–479 (2002).
- [74] LAVINIUS I GLIGA, HOUCINE CHAFOUK, DUMITRU POPESCU, AND CIPRIAN LUPU. Diagnosis of a permanent magnet synchronous generator using the extended kalman filter and the fast fourier transform. In *2018 7th International Conference on Systems and Control (ICSC)*, pages 65–70. IEEE (2018).
- [75] A.K ZIARANI AND A KONRAD. *A method of extraction of non-stationary sinusoids.* Signal Processing **84**(8), 1323 – 1346 (2004).

- [76] SHAHIN HEDAYATI KIA, HUMBERTO HENAO, AND GÉRARD-ANDRÉ CAPOLINO. Gear tooth surface damage fault profile identification using stator current space vector instantaneous frequency. In *IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pages 5482–5488. IEEE (2013).
- [77] CLAUDIO BRUZZESE. *Diagnosis of eccentric rotor in synchronous machines by analysis of split-phase currents—part ii : Experimental analysis*. IEEE Transactions on Industrial Electronics **61**(8), 4206–4216 (2013).
- [78] CLAUDE. CHAIGNE. *Contribution à la commande sans capteur des moteurs asynchrones*. Thèse de Doctorat, Laboratoire d’Automatique et d’Informatique Industrielle Université de Poitiers (2008).
- [79] S. F. LEGOWSKI, A.H.M. SADRUL ULA, AND A.M. TRZYNADLOWSKI. Instantaneous stator power as a medium for the signature analysis of induction motors. In *Conference Record of the 1995 IEEE Industry Applications Conference Thirtieth IAS Annual Meeting*, pages 111–116 (1995).
- [80] M. ZAGIRNYAK, D. MAMCHUR, AND A. KALINOV. Induction motor diagnostic system based on spectra analysis of current and instantaneous power signals. In *IEEE SOUTHEASTCON 2014* (2014).
- [81] J. KIM, S. SHIN, S. B. LEE, K. N. GYFTAKIS, M. DRIF, AND A. J. M. CARDOSO. *Power spectrum-based detection of induction motor rotor faults for immunity to false alarms*. IEEE Transactions on Energy Conversion **30**(3) (2015).
- [82] MUHAMMAD IRFAN, NORDIN SAAD, ROSDIAZLI IBRAHIM, VIJANTH SAGAYAN ASIRVADAM, AND MUAWIA MAGZOUB. *An on-line fault diagnosis system for induction motors via instantaneous power analysis*. Tribology Transactions **60**(4) (2017).
- [83] KAWTHAR ALAMEH. *Contribution au diagnostic et à l’analyse de défauts d’une machine synchrone à aimants permanents*. Thèse de Doctorat, Normandie Université (2017).
- [84] MARCO COCCONCELLI, GIUSEPPE CURCURI, AND RICCARDO RUBINI. *Statistical evidence of central moments as fault indicators in ball bearing diagnostics*. International Conference Surveillance 9 (2017).

- [85] ROBERT B. RANDALL. *A history of cepstrum analysis and its application to mechanical problems*. Mechanical Systems and Signal Processing **97**, 3 – 19 (2017).
- [86] L. JUNYING, Q. YANJIE, K. HAIYING, AND Z. HAIQI. Application of order cepstrum in gear wearing. In *2007 8th International Conference on Electronic Measurement and Instruments*, pages 643–646 (2007).
- [87] JAE YOON. *Planetary gearbox fault diagnosis using a single piezoelectric strain sensor*. Annual conference of the prognostics and health management society 2014 (2014).
- [88] ERIC BECHHOEFER AND MICHAEL KINGSLEY. A review of time synchronous average algorithms. In *Annual conference of the prognostics and health management society*, pages 1–10 (2009).
- [89] CHEN CHANGZHENG, SUN CHANGCHENG, ZHANG YU, AND WANG NAN. Fault diagnosis for large-scale wind turbine rolling bearing using stress wave and wavelet analysis. In *2005 International Conference on Electrical Machines and Systems*, pages 2239–2244 (2005).
- [90] HOCINE BENDJAMA, SALAH BOUHOUCHE, AND MOHAMED SEGHIR BOUCHERIT. *Application of wavelet transform for fault diagnosis in rotating machinery*. International Journal of Machine Learning and Computing **2**(1), 82–87 (2012).
- [91] PG KULKARNI AND AD SAHASRABUDHE. *Application of wavelet transform for fault diagnosis of rolling element bearings*. International journal of scientific & technology research **2**(4), 138–148 (2013).
- [92] SHAFI MD KAWSAR ZAMAN, HLA U MAY MARMA, AND XIAODONG LIANG. Broken rotor bar fault diagnosis for induction motors using power spectral density and complex continuous wavelet transform methods. In *2019 IEEE Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, pages 1–4. IEEE (2019).
- [93] JUN GUO, XIAOXIAN WANG, CHAO ZHAI, JIAHAO NIU, AND SILIANG LU. Fault diagnosis of wind turbine bearing using synchrosqueezing wavelet transform and order analysis. In *2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, pages 2384–2387. IEEE (2019).
- [94] K ATHULYA. Inter turn fault diagnosis in wound rotor induction machine using wavelet transform. In *2018 International CET*

- Conference on Control, Communication, and Computing (IC4)*, pages 22–27. IEEE (2018).
- [95] W DEHINA, M BOUMEHRAZ, AND F KRATZ. Diagnosis of rotor and stator faults by fast fourier transform and discrete wavelet in induction machine. In *2018 International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM)*, pages 1–6. IEEE (2018).
- [96] NEELAM MEHALA AND RATNA DAHIYA. A comparative study of fft, stft and wavelet techniques for induction machine fault diagnostic analysis. In *Proceedings of the 7th WSEAS international conference on computational intelligence, man-machine systems and cybernetics, Cairo, Egypt* (2008).
- [97] H. ANDRÉ, F. GIRARDIN, A. BOURDON, J. ANTONI, AND D. RÉMOND. *Precision of the ias monitoring system based on the elapsed time method in the spectral domain*. Mechanical Systems and Signal Processing (2014). Special Issue on Instantaneous Angular Speed (IAS) Processing and Angular Applications.
- [98] S. LU, R. YAN, Y. LIU, AND Q. WANG. *Tacholless speed estimation in order tracking : A review with application to rotating machine fault diagnosis*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement **68**(7), 2315–2332 (2019).
- [99] LIU HONG, YONGZHI QU, JASPREET SINGH DHUPIA, AND YUEGANG TAN. A novel fault diagnostic technique for gearboxes under speed fluctuations without angular speed measurement. In *2016 International Symposium on Flexible Automation (ISFA)*. IEEE (2016).
- [100] XIAOXUAN QI, ZHONGHU YUAN, AND XIAOWEI HAN. *Diagnosis of misalignment faults by tacholless order tracking analysis and rbf networks*. Neurocomputing **169**, 439–448 (2015).
- [101] YI WANG, GUANGHUA XU, AILING LUO, LIN LIANG, AND KUOSHENG JIANG. *An online tacholless order tracking technique based on generalized demodulation for rolling bearing fault detection*. Journal of sound and vibration **367**, 233–249 (2016).
- [102] JM BOSSIO, GR BOSSIO, AND CH DE ANGELO. Fault detection for variable-speed wind turbines using vibrations and electrical measurements. In *2013 Brazilian Power Electronics Conference*. IEEE (2013).

- [103] ERIK ETIEN, LAURENT RAMBAULT, SÉBASTIEN CAUET, AND ANAS SAKOUT. *Soft sensor design for mechanical fault detection in pmsm at variable speed*. Measurement **94**(Supplement C), 326 – 332 (2016).
- [104] CARLOS M PEZZANI, JOSÉ M BOSSIO, ARIEL M CASTELLINO, GUILLERMO R BOSSIO, AND CRISTIAN H DE ANGELO. *A pll-based resampling technique for vibration analysis in variable-speed wind turbines with pmsg : A bearing fault case*. Mechanical Systems and Signal Processing **85**, 354–366 (2017).
- [105] SILIANG LU, YI QIN, JUN HANG, BAOHUA ZHANG, AND QUNJING WANG. *Adaptively estimating rotation speed from dc motor current ripple for order tracking and fault diagnosis*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement **68**(3), 741–753 (2018).
- [106] JIAHAO NIU, SILIANG LU, YONGBIN LIU, JIWEN ZHAO, AND QUNJING WANG. *Intelligent bearing fault diagnosis based on tacholless order tracking for a variable-speed ac electric machine*. IEEE Sensors Journal **19**(5), 1850–1861 (2018).
- [107] XIANG GONG AND 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).
- [108] XIANG GONG AND WEI QIAO. *Bearing fault diagnosis for direct-drive wind turbines via current-demodulated signals*. IEEE Transactions on Industrial Electronics **60**(8) (2013).
- [109] XIANG GONG AND WEI QIAO. *Imbalance fault detection of direct-drive wind turbines using generator current signals*. IEEE Transactions on energy conversion **27**(2) (2012).
- [110] DINGGUO LU, XIANG GONG, AND WEI QIAO. Current-based diagnosis for gear tooth breaks in wind turbine gearboxes. In *2012 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*. IEEE (2012).
- [111] XIANG GONG AND WEI QIAO. *Current-based mechanical fault detection for direct-drive wind turbines via synchronous sampling and impulse detection*. IEEE Transactions on Industrial Electronics **62**(3) (2014).
- [112] ABDALLAH ALLOUCHE, ERIK ETIEN, THIERRY DOGET, LAURENT RAMBAULT, ANAS SAKOUT, SÉBASTIEN CAUET, AND

- PASCAL MARTIN. *A pll based mechanical faults detection in pmsm at variable speed*. IFAC-PapersOnLine **51**(24), 1445 – 1451 (2018). 10th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes SAFEPROCESS 2018.
- [113] ABDALLAH ALLOUCHE, LAURENT RAMBAULT, ERIK ETIEN, THIERRY DOGET, ANAS SAKOUT, SÉBASTIEN CAUET, AND PASCAL MARTIN. *Mechanical faults detection in pmsm at variable speed with a nonlinear algorithm of estimation*. 6th Int.Conf. on Mathematics and Computers in Sciences and Industry (2018).
- [114] F. BONNARDOT. *Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes. Etude du concept de cyclostationnarité floue*. Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble (2004).
- [115] M. UNSER. *Splines : a perfect fit for signal and image processing*. IEEE Signal Processing Magazine **16**(6), 22 – 38 (1999).
- [116] R. NAIDOO, P. PILLAY, J. VISSER, R.C. BANSAL, AND N.T. MBUNGU. *An adaptive method of symmetrical component estimation*. Electric Power Systems Research (2018).
- [117] D McNAMARA, A ZIARANI, AND T ORTMAYER. *A new technique of measurement of nonstationary harmonics*. IEEE Transactions on Power Delivery (2007).
- [118] S. GOLESTAN, M. RAMEZANI, J. M. GUERRERO, AND M. MONFARED. *dq-frame cascaded delayed signal cancellation- based pll : Analysis, design, and comparison with moving average filter-based pll*. IEEE Transactions on Power Electronics **30**(3), 1618–1632 (2015).
- [119] Y. HAN, M. LUO, X. ZHAO, J. M. GUERRERO, AND L. XU. *Comparative performance evaluation of orthogonal-signal-generators-based single-phase pll algorithms ;a survey*. IEEE Transactions on Power Electronics **31**(5), 3932–3944 (2016).
- [120] T. THACKER, D. BOROYEVICH, R. BURGOS, AND F. WANG. *Phase-locked loop noise reduction via phase detector implementation for single-phase systems*. IEEE Transactions on Industrial Electronics **58**(6), 2482–2490 (2011).
- [121] INES OMRANE. *Développement de capteurs logiciels de position pour la commande de la machine synchrone à aimants permanents*

- électromécaniques*. Thèse de Doctorat, UNIVERSITE DE LA ROCHELLE (2014).
- [122] INES OMRANE, ERIK ETIEN, WISSAM DIB, AND OLIVIER BACHELIER. *Modeling and simulation of soft sensor design for real-time speed and position estimation of pmsm*. ISA Transactions **57**, 329 – 339 (2015).

Développement de capteurs logiciels pour la détection de défauts mécaniques dans les entraînements électriques à vitesse variable. Application à la maintenance prédictive des éoliennes

Résumé :

Cette thèse est consacrée à la détection de défauts mécaniques dans les machines synchrones à partir des mesures électriques à vitesse variable. L'application visée est l'éolien. L'approche proposée est basée sur les méthodes d'order tracking 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. L'order tracking est généralement mis en oeuvre à partir d'une mesure de position. Dans ce travail nous étudions des méthodes permettant d'estimer cette position à partir des mesures électriques (courants et tensions). Plusieurs méthodes sont proposées et classées en fonction du nombre de mesures disponibles. Elles sont ensuite comparées par rapport à leur aptitude à isoler la composante de défaut recherchée par order tracking. Ces méthodes sont testées en simulation et sur un banc d'essai éolien du LIAS. Dans un second temps, une méthode statistique est mise en oeuvre pour finaliser le diagnostic. A vitesse variable, ce type de méthode est difficile à mettre en oeuvre et nous montrons que l'order tracking permet de simplifier l'analyse.

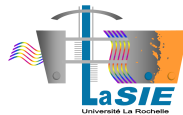
Mots clés : Diagnostic mécanique, signatures électriques, vitesse variable, order tracking, Machines synchrones, éolien.

Development of software sensors for the detection of mechanical faults in variable speed electrical drives. Application to predictive maintenance of wind turbines

Summary :

This thesis is devoted to the detection of mechanical faults in synchronous machines from electrical measurements at variable speed. The intended application is wind turbines. The proposed approach is based on order tracking methods in which the analysis signals are sampled as a function of the mechanical angle. In this case, the spectral components become independent of the speed and the frequency analysis can be exploited. Order tracking is generally implemented from a position measurement. In this work we study methods allowing to estimate this position from electrical measurements (currents and voltages). Several methods are proposed and classified according to the number of measurements available. They are then compared in relation to their ability to isolate the default component sought by order tracking. These methods are tested in simulation and on a LIAS wind turbine test bench. Secondly, a statistical method is used to finalize the diagnosis. At variable speed, this type of method is difficult to implement and we show that order tracking makes it possible to simplify the analysis.

Keywords : Mechanical diagnosis, electrical signatures, variable speed, order tracking, synchronous machines, wind power.



**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