

Apports des techniques de traitement du signal paramétriques pour l'analyse des signaux électriques et les communications optiques cohérentes

Vincent Choqueuse

▶ **To cite this version:**

Vincent Choqueuse. Apports des techniques de traitement du signal paramétriques pour l'analyse des signaux électriques et les communications optiques cohérentes. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bretagne Occidentale, 2020. tel-02980963

HAL Id: tel-02980963
https://theses.hal.science/tel-02980963

Submitted on 27 Oct 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITE BRETAGNE LOIRE / MATHSTIC

ÉCOLE NATIONALE D'INGÉNIEURS DE BREST

HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES DE

L'ECOLE NATIONALE
D'INGÉNIEURS DE BREST

ÉCOLE DOCTORALE N° 601
Mathématiques et Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication
Spécialité : *Communications Numériques*

Par

Vincent CHOQUEUSE

Apports des techniques de traitement du signal paramétriques pour l'analyse des signaux électriques et les communications optiques cohérentes

Habilitation présentée et soutenue à ENIB, le 2 Octobre 2020
Unité de recherche : Lab-STICC UMR CNRS 6285
Thèse N° : 00000

Rapporteurs avant soutenance :

Karim ABED-MERAIM	Professeur des Universités, Polytech Orleans
Pascal LARZABAL	Professeur des Universités, IUT de Cachan
Cédric RICHARD	Professeur des Universités, Université Côte d'Azur

Composition du Jury :

Examinateurs :	Stéphane AZOU	Professeur des Universités, ENIB
	Emanuel RADOI	Professeur des Universités, Université de Bretagne Occidentale
Dir. de Recherche :	François AUGER	Professeur des Universités, Université de Nantes

Invité :

Erwan PINCEMIN	Ingénieur R&D, Orange Labs

Acronymes

AIC Akaike Information Criterion. 43

BIC Bayesian Information Criterion. 43

CSA Current Signature Analysis. 33, 34, 36, 46, 51, 57, 58

DTFT Discrete-Time Fourier Transform. 55, 71, 72, 74, 76, 79

EDFA Erbium-Doped Fiber Amplifier. 90
ENIB École Nationale d'Ingénieurs de Brest. 13, 15, 16, 27, 28
ENSTA École Nationale Supérieure des Techniques Avancées. 27
ESE Energie & Systèmes Electromécaniques. 17

FC Formation Continue. 29
FI Formation Initiale. 29

GEII Génie Electrique et Informatique Industrielle. 16, 27, 28
GLRT Generalized Likelihood Ratio Test. 52–55, 57, 76, 77, 85–87

IRDL Institut de Recherche Dupuy de Lôme. 16, 17, 19, 36, 57

Lab-STICC Laboratoire des Sciences et Techniques de l'Information, de la Communication et de la Connaissance. 15, 16, 18–20, 90
LBMS Laboratoire Brestois de Mécanique et des Systèmes. 16, 17, 19, 36
LIMATB Laboratoire d'Ingénierie des Matériaux de Bretagne. 17
LP Licence Professionnelle. 16, 27–30

MIMO Multiple-Input Multiple-Output. 89
MRT Master Réseaux et Télécommunications. 27
MV Maximum de Vraisemblance. 42–46, 49, 52, 57, 68, 71, 73–76, 84, 87
MZM Mach-Zehnder Modulator. 89, 90

PBC Polarization Beam Combiner. 90
PBS Polarization Beam Splitter. 90
PDM Polarization Division Multiplexing. 89
PMU Phasor Measurement Unit. 60, 61, 68, 69, 76, 87

SARII Systèmes Automatisés, Réseaux et Informatique Industrielle. 16, 27–29
SOA Semiconductor Optical Amplifier. 90
SVM Support Vector Machine. 36

UBO Université de Bretagne Occidentale. 27

Table des matières

Avant Propos **3**

Partie I Volet Administratif **5**

1 Curriculum Vitæ **7**
1.1 État Civil . . . 7
1.2 Parcours Académique . . . 7
1.3 Activités Professionnelles . . . 8
1.4 Responsabilités Collectives . . . 8
1.5 Centres d'intérêt . . . 8

2 Activités de Recherche **9**
2.1 Résumé des travaux de recherche . . . 9
2.1.1 Maître de conférences à l'Institut de Recherche Dupuy de Lôme (IRDL) . . . 9
2.1.2 Thèse de Doctorat . . . 10
2.1.3 Stages de Master à Orange Labs, Lannion . . . 11
2.2 Activité d'encadrement de jeunes chercheurs . . . 12
2.2.1 Encadrement de thèses . . . 12
2.2.2 Encadrement d'étudiants en Master . . . 13
2.2.3 Participation à des jurys de thèses . . . 13
2.3 Responsabilités administratives et collectives . . . 14
2.4 Production Scientifique . . . 14
2.4.1 Revues internationales avec comité de lecture . . . 15
2.4.2 Conférences Internationales avec comité de lecture et actes . . . 16
2.4.3 Conférences Nationales avec comité de lecture et actes . . . 18
2.4.4 Rapports Techniques . . . 18

3 Activités et Responsabilités Pédagogiques **19**
3.1 Activités Pédagogiques . . . 19
3.1.1 Service d'enseignement entre 2009-2018 . . . 20
3.1.2 Service d'enseignement depuis 2018 . . . 20
3.2 Responsabilité de la Licence Professionnelle SARII . . . 20

Partie II Volet Recherche **23**

1 Surveillance des machines électriques par Analyse du Courant Statorique **25**
1.1 Introduction . . . 25
1.1.1 Contexte . . . 25
1.1.2 Problématique . . . 26

1.1.3 Positionnement Scientifique . . . 28
1.2 Modèle de Signaux . . . 29
1.2.1 Modèle du courant statorique . . . 29
1.2.2 Modèle des fréquences . . . 30
1.3 Estimation spectrale Paramétrique . . . 32
1.3.1 Bornes de Cramér-Rao . . . 33
1.3.2 Approche par Maximum de Vraisemblance . . . 35
1.3.3 Approche basée sur les périodogrammes cumulés . . . 37
1.3.4 Approche basée sur l'algorithme 2D-MUSIC . . . 38
1.3.5 Approche par renforcement de contraintes fréquentielles . . . 39
1.3.6 Approche basée sur les Périodogrammes cumulés du signal résiduel . . . 40
1.3.7 Comparaison des techniques . . . 42
1.4 Détection des interharmoniques . . . 43
1.4.1 Approche empirique . . . 45
1.4.2 Approche par détecteur Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT) . . . 45
1.4.3 Approche hybride . . . 47
1.4.4 Comparaison des techniques . . . 49
1.5 Conclusions et Perspectives . . . 50

2 Surveillance des Réseaux Electriques 53
2.1 Introduction . . . 53
2.1.1 Contexte . . . 53
2.1.2 Problématique . . . 54
2.1.3 Positionnement scientifique . . . 55
2.2 Modèle de signaux . . . 56
2.2.1 Interprétations Géométriques du signal triphasé . . . 57
2.2.2 Lien avec les transformations de Clarke et de Fortescue . . . 60
2.3 Analyse des signaux sinusoïdaux triphasés . . . 61
2.3.1 Estimation des paramètres . . . 63
2.3.2 Détection des déséquilibres . . . 69
2.4 Analyse des signaux modulés . . . 75
2.4.1 Expression analytique de la SVD . . . 76
2.4.2 Estimation des paramètres : contraintes sur les phaseurs . . . 77
2.4.3 Estimation des paramètres : contraintes sur le signal analytique . . . 78
2.4.4 Détection des déséquilibres . . . 80
2.5 Conclusions et Perspectives . . . 82

3 Projet de Recherche 85
3.1 Introduction . . . 85
3.1.1 Contexte . . . 85
3.1.2 Problématiques . . . 85
3.1.3 Positionnement scientifique . . . 86
3.2 Modèle de Signaux . . . 87
3.3 Compensation du signal en présence d'effets linéaires (au sens large) via des approches paramétriques . . . 89
3.3.1 Estimation basée sur des séquences d'apprentissage . . . 90
3.3.2 Estimation Aveugle . . . 91
3.4 Compensations des non-linéarités via des techniques de Machine Learning . . . 92
3.4.1 Compensation des non-linéarités de la fibre . . . 93
3.4.2 Conception d'architectures de communication *end-to-end* . . . 95

Conclusion Générale **97**

Bibliographie **99**

Remerciements

[spoiler]Les premières phrases de ce manuscrit ont pour objectif de remercier l'ensemble des personnes ayant contribué, sous une forme ou une autre, à la bonne réalisation de mon habilitation. Pour ne pas biaiser l'évaluation de cette habilitation, il m'a paru judicieux d'écrire ces quelques lignes une fois l'habilitation obtenue c-à-d lorsque l'aventure HDR s'est bien terminée.[/spoiler]

Dans un premier temps, je souhaite remercier toutes les personnes qui m'ont donné goût à la science, au traitement du signal et à la recherche scientifique. Je pense tout d'abord à mes enseignants de math et de physique de collège et de lycée (Mr Henry, Mr Leroux, Mme Quemeneur et Mr Le Lann). Sans ces humbles et vaillants représentants de l'éducation nationale, la science s'essoufflerait rapidement. Je souhaite également remercier mes premiers enseignants en traitement du signal à l'UTT, Régis Lengellé et Cédric Richard, pour m'avoir fait découvrir puis initié avec enthousiasme à une discipline passionnante. Je serai également toujours éternellement reconnaissant à mes tuteurs de stage à Orange Labs, Vincent Lemaire, Fabrice Clérot et Grégory Pallone, pour m'avoir formé avec passion et rigueur à la recherche scientifique.

Dans un second temps, je souhaite remercier l'ensemble de mes collègues en commençant par mes encadrants de Thèse, Gilles Burel, Koffi Yao et Ludovic Collin, avec lesquels j'ai adoré travailler. En énorme merci à l'IUT de Brest de m'avoir proposé un contrat d'ATER à la suite de ma thèse puis un poste de Maître de Conférences en 2009. Merci à tous mes collègues enseignants, enseignant-chercheurs, personnels techniques et administratifs. Merci à Mohamed Benbouzid pour avoir cru en mon projet de recherche dès le début et pour m'avoir soutenu lors de mes 9 années passées à l'IRDL. Merci à mes collègues de bureau qui ont réussi à me supporter moi et mes goûts musicaux : Pascal Médéric, Gaëlle Bossard et Sylvaine Thiberge. Merci à mes anciens doctorants et stagiaires d'avoir essayé de me suivre dans mes délires sur les Bornes de Cramér Rao malgré leur background scientifique parfois un peu éloigné. Merci à Pierre-Marie Martin de m'avoir initié à la course à pieds et de m'avoir accompagné partiellement puis complètement sur le 37 km du trail du Bout du Monde. Je garde d'excellents souvenirs des années passées en votre compagnie ! Après 10 années passées à l'IUT, il me semblait toutefois important de m'attaquer à de nouveaux défis et d'accompagner mes étudiants jusqu'au bout de l'aventure. Merci à l'ENIB de m'avoir proposé un poste de Maître de Conférences en 2018 en me permettant par la même occasion de réduire mon bilan carbone de manière drastique. Merci à Stéphane Azou pour m'avoir épaulé depuis le début et à l'ensemble des collègues de l'équipe ASMP pour leur bonne humeur et leur sens de l'hospitalité. Merci également à Céline Ansquer et plus généralement à l'ensemble du département électronique pour leur soutien permanent et nos échanges passionnés sur la pédagogie. Enfin, je souhaite également remercier tous mes anciens (et futurs) étudiants avec lesquels j'ai adoré partager des moments en cours, en TD ou en TP.

Dans un troisième temps, je souhaite remercier mon jury d'habilitation et mes collaborateurs. Merci tout d'abord à mes rapporteurs Karim Abed-Meraim, Cédric Richard (remercié ici une seconde fois) et Pascal Larzabal. Sans ces trois rapporteurs, cette habilitation n'aurait aucun sens pour moi. Merci pour nos moments d'échanges lors de la soutenance et plus globalement merci pour leurs travaux scientifiques qui resteront pour moi une grande source d'inspiration. Je tiens également à remercier Stéphane Azou, Emanuel Radoi et Erwan Pincemin pour avoir accepté de participer à mon jury d'habilitation et pour nos échanges scientifiques réguliers et de qualité. Enfin, je souhaite remercier tout particulièrement deux collègues et amis avec lesquels j'ai eu le privilège de travailler. Un énorme merci à Francois Auger son enthousiasme permanent et son soutien indefectible. Sans lui, cette habilitation n'aurait jamais vu le jour. Un grand merci également à Adel Belouchrani pour m'avoir tout d'abord invité à Alger puis pour la qualité des échanges scientifiques et humains qui ont suivi. En regardant dans le rétroviseur, je pense que le plus grand privilège de notre métier, c'est de pouvoir se lier d'amitié avec nos modèles scientifiques. A bientôt 40 ans, j'ai l'impression de continuer à jouer au Lego dans ma chambre d'enfant mais aujourd'hui j'ai le privilège de jouer avec les personnes que j'estime les plus compétentes et créatives. Aucun métier ne peut procurer un sentiment comparable.

Pour finir cette section, je tiens à remercier tous mes proches, amis et famille, pour leur soutien et leur patience. Un remerciement tout particulier à mes parents Dominique et Nicole, à mes beaux-parents Yves et Martine, à ma soeur Gaëlle, à ma belle-soeur Elodie et à mon beau frère Thibau(l)t pour tous les moments passés en leur compagnie. Enfin, un éternel et immense merci à Julie, ma compagne, et à nos deux enfants Lily et Nathan, pour tous nos échanges quotidiens, pour nos moments de foux rires, nos aventures dans notre Bretagne adorée ou à l'étranger, les hauts, les bas, les moments d'incompréhensions, les danses endiablées sur du Aphex Twin, les prises de bec, les moments de tendresse, nos take-off ratés aux blancs sablons, nos productions musicales avortées Trap / Dubstep / Electronica / musique classique, etc, etc... en bref, pour tout ces moments à la fois insignifiants et indispensables qui donnent du sens à une vie.

Merci !

Avant Propos

Suite à l'obtention de mon doctorat dans le domaine des communications MIMO en 2008, je me suis orienté vers une carrière universitaire combinant à la fois des activités de recherches, pédagogiques et administratives. En 2009, j'ai commencé ma carrière d'enseignant-chercheur dans le département GEII de l'IUT de Brest en tant que Maître de Conférences. Concernant mes activités de recherches, ce premier poste était rattaché à l'équipe Energie & Systèmes Electromécaniques (ESE) du Laboratoire Brestois de Mécanique et des Systèmes (LBMS), laboratoire ensuite renommé IRDL en 2016. A l'époque, mes travaux se focalisaient essentiellement sur l'utilisation des techniques de traitement du signal paramétriques pour l'analyse des machines et des réseaux électriques (*smart-grid*). Ces activités ont débouché sur l'encadrement de plusieurs thèses, sur la publication de plusieurs revues IEEE et sur plusieurs collaborations nationales et internationales. A la fin de cette période, j'ai toutefois considéré que l'originalité de mes contributions sur ces thématiques commençait à s'essouffler. En 2018, j'ai été nommé Maitre de Conférences dans le département électronique de l'École Nationale d'Ingénieurs de Brest (ENIB). Mes activités de recherches sont aujourd'hui rattachées au Laboratoire des Sciences et Techniques de l'Information, de la Communication et de la Connaissance (Lab-STICC) et concernent la conception d'algorithmes pour la compensation des effets linéaires et non-linéaires dans les chaînes de communications optiques.

Un changement de poste marque un tournant important dans une carrière d'enseignant-chercheur. Dans cette configuration, j'ai initié l'écriture de ce manuscrit en 2019. L'objectif de ce manuscrit est de faire le point sur mes activités de recherches passées et de me projeter sur mes activités futures. Ce manuscrit, présenté dans le cadre de mon Habilitation à Diriger des Recherches, est organisé en deux parties.

— La première partie contient mon Curriculum Vitæ et une synthèse purement quantitative de mes activités professionnelles. Mes activités y sont organisées en deux chapitres. Le premier chapitre se focalise sur mes activités de recherches et contient un bref résumé de mes travaux, la liste de mes encadrements de stagiaires et doctoraux et le détail de ma production scientifique. Le second chapitre présente mes activités pédagogiques et administratives à l'IUT de Brest sur la période 2009-2018 puis à l'ENIB depuis 2018. La fin de ce chapitre est spécifiquement dédiée à la présentation de mon activité de responsable de la LP Systèmes Automatisés, Réseaux et Informatique Industrielle (SARII) sur la période 2013-2018.

— La seconde partie décrit plus en détail mes travaux de recherches sur la période 2009-2020. Cette présentation s'articule autour de 3 chapitres indépendants. Bien que les domaines d'application couverts par ces trois chapitres soient en apparence différents, mes travaux de recherches possèdent pour point commun l'utilisation de techniques de traitement du signal paramétriques. Le premier chapitre présente mes contributions dans le domaine du diagnostic des machines électriques (moteurs et générateurs). Le second chapitre décrit mes contributions en lien avec la thématique des *smart-grid*, une thématique

parfois érigée comme un des piliers de la transition énergétique. Le dernier chapitre détaille mon projet de recherche sur l'utilisation conjointe des techniques de traitement du signal paramétriques et de *machine learning* pour la compensation des imperfections linéaires et non-linéaires dans les systèmes de communications optiques.

Première partie

Volet Administratif

Chapitre 1

Curriculum Vitæ

1.1 État Civil

— **Nom, Prénom** : Choqueuse Vincent.
— **Date et Lieu de Naissance** : né le 18 mai 1981 (39 ans) à Brest.
— **Situation Familiale** : Pacsé, 2 enfants.
— **Situation Professionnelle** : Maître de conférences en section 61 à l'ENIB, Lab-STICC (UMR CNRS 6285).
— **Site web** : `https://www.enib.fr/~choqueuse/`.
— **Google Scholar** : `https://scholar.google.com/citations?user=nY4jZYQAAAAJ&hl=en` .
— **Researchgate** : `https://www.researchgate.net/profile/Vincent_Choqueuse` .

1.2 Parcours Académique

— **2005-2008 :** Thèse de doctorat en Traitement du Signal, UBO. Soutenue le 26 novembre 2008.
  — Sujet : Interception des signaux issus de communications MIMO.
  — Laboratoires : E^3I^2 (EA3876), ENSTA Bretagne, Labsticc (UMR 6285), Telecom Bretagne / UBO / UBS.
  — Composition du jury :
    — Christian Jutten, Professeur des Universités, INPG (Président),
    — Ghais El-Zein, Professeur des Universités, INSA Rennes (Rapporteur),
    — Pascal Larzabal, Professeur des Universités, IUT Cachan (Rapporteur),
    — Ali Khenchaf, Professeur des Universités, ENSTA Bretagne (Examinateur),
    — Regis Lengelle, Professeur des Universités, UTT (Examinateur),
    — Jacques Blanc-Talon, DGA (Invité),
    — Gilles Burel, Professeur des Universités, UBO (Directeur de thèse),
    — Ludovic Collin, Maître de conférences, UBO (Co-encadrant de thèse),
    — Koffi-Clément Yao, Maître de conférences, UBO (Co-encadrant de thèse).
— **2004-2005 :** Master Recherche en Optimisation et Sûreté des Systèmes, UTT.
— **1999-2004 :** Diplôme d'Ingénieur en Génie des Systèmes d'Information et de Décision, UTT.
— **1999 :** Baccalauréat Scientifique, Spécialité Math. Mention Assez Bien.

1.3 Activités Professionnelles

— **2018- :** Maître de conférences en section 61 à l'ENIB et au Lab-STICC (UMR CNRS 6285).

— **2009-2018 :** Maître de conférences en section 61 à l'IUT de Brest (UBO), département Génie Electrique et Informatique Industrielle (GEII) et à l'IRDL (UMR CNRS 6027) [1].

— **2008-2009 :** Attaché Temporaire d'Enseignement et de Recherche à l'IUT GEII de Brest.

— **2005 :** Stagiaire à Orange Labs, Lannion sur la synthèse spatialisée binaurale de sons environnementaux.

— **2004 :** Stagiaire à Orange Labs, Lannion sur l'Individualisation par réseaux de neurones des HRTFs pour la synthèse binaurale.

— **2003 :** Stagiaire à Thales Airbone System, Brest sur la Programmation d'une interface utilisateur pour un système de patrouille maritime.

1.4 Responsabilités Collectives

— **2013 - 2018** : Responsable pédagogique de la Licence Professionnelle (LP) SARII (voir partie 3.2).

— **2009 - 2013** : Représentant Enseignant-Chercheur au conseil du LBMS, EA 4325, Brest.

— **2006 - 2008** : Représentant Doctorant au conseil de laboratoire E3I2, EA 3876, Brest.

— **2006 - 2008** : Journaliste et modérateur pour le site français Audiofanzine (+400 000 adhérents) sous le pseudo Choc.

1.5 Centres d'intérêt

— **Musique** : Compositeur (musique électronique / contemporaine) et sound designer sous le pseudo Choc. Réalisation de plusieurs musiques pour la société Tydéo. Réalisation de la bande originale du long métrage *L'obsession de l'ours* (Gédéon, 2014).

— **Course à pied** : Semi-Marathon, Trail du Bout du monde (2018,2019) : 37km, Trail de Guerlédan (2019) : 26km, ...

1. Laboratoire créé en 2016 suite à la fusion du LIMATB (EA 4250) et du LBMS (EA 4325).

Chapitre 2

Activités de Recherche

2.1 Résumé des travaux de recherche

Mes travaux de recherche ont pour dénominateur commun l'utilisation de techniques de traitement du signal. Lors de mon parcours universitaire et professionnel, j'ai eu l'opportunité de travailler sur des applications très diverses allant de l'audionumérique aux communications numériques en passant par le diagnostic des systèmes. D'un point de vue scientifique, mes compétences en traitement du signal m'ont permis d'élaborer de nouveaux algorithmes d'estimation, de détection et de classification adaptés aux domaines d'applications concernés.

2.1.1 Maître de conférences à l'IRDL

En 2009, j'ai intégré l'équipe ESE du LBMS (EA 4325). Suite à la fusion du LBMS et du Laboratoire d'Ingénierie des Matériaux de Bretagne (LIMATB) en 2016, cette équipe a été intégrée au Pôle Thématique de Recherche 4 de l'IRDL, UMR CNRS 6027. Une partie des activités de ce pôle thématique concerne le diagnostic des systèmes électriques. Depuis mon arrivée, j'ai apporté plusieurs contributions originales sur cette thématique :

— **Diagnostic des moteurs et générateurs électriques.** Dans le milieu industriel, le diagnostic des machines électriques a toujours été une problématique majeure. En effet, la défaillance, voire l'arrêt d'une machine électrique, peut avoir des conséquences désastreuses sur la production et avoir des répercutions économiques importantes. Pour surveiller l'état de ces machines, une technique non-invasive et simple à mettre en œuvre repose sur l'analyse du courant statorique. En fonctionnement idéal, le courant statorique peut être modélisé par une sinusoïde de fréquence f_s potentiellement accompagnée de ses harmoniques. En présence de défauts mécaniques ou électriques, le courant statorique présente de nouvelles composantes localisées aux fréquences $f_s + kf_c$ ($k \in \mathbb{Z}^*$). Pour mettre en évidence ces inter-harmoniques, une approche couramment utilisée dans l'industrie repose sur l'utilisation de techniques de traitement du signal. Dans ce contexte, nos premiers travaux de recherche consistaient à évaluer l'apport des techniques d'analyses non-paramétriques telles que les techniques d'analyse spectrale, de démodulation ou les approches temps-fréquence. Ensuite, nos travaux se sont progressivement orientés vers l'utilisation de techniques dites paramétriques [J10] [J14] [C26]. Alors que les approches non-paramétriques restent relativement générales et peu performantes d'un point de vue statistique, nos approches paramétriques reposent quant à elles sur une modélisation décrivant plus finement le signal électrique. En adoptant cette approche, la problématique d'analyse du signal électrique peut être reformulée comme une problématique d'estimation/détection

qu'il est possible de traiter via des approches par Vraisemblance (MV, GLRT, etc). Ainsi, nous avons proposé de nouvelles techniques d'estimation spectrale spécialement dédiées à l'analyse de signaux possédant des composantes fréquentielles du type $f_s + kf_c$ ($k \in \mathbb{Z}$). Nous avons ensuite abordé concrètement la problématique de détection, un sujet qui est actuellement peu traité dans la littérature. Pour aborder cette problématique, nous avons reformulé la problématique comme un problème de détection d'interharmoniques. Pour détecter ces interharmoniques, nous avons proposé plusieurs approches originales basées essentiellement sur des tests de Vraisemblance généralisés [J15] [J16].

— **Surveillance des réseaux électriques.** Les sources d'énergie renouvelable prennent une place de plus en plus importante dans le mix énergétique mondial. Toutefois, l'intégration de ces sources d'énergies, naturellement distribuées et intermittentes, complexifie considérablement la gestion du réseau électrique. Pour rendre le réseau plus robuste à des fluctuations de la production et de la consommation électrique, les réseaux de nouvelle génération utilisent des outils issus des technologies de l'information et de la communication (smart-grid). Pour surveiller en permanence l'état du réseau, une solution prometteuse repose sur l'utilisation de capteurs synchronisés appelés Phasor Measurement Unit (PMU). Ces capteurs relèvent continuellement, à différents points du réseau, l'allure du signal électrique et transmettent certains paramètres du signal aux organes décisionnels du réseau. D'un point de vue statistique, un PMU doit être capable d'estimer rapidement et fidèlement plusieurs paramètres du signal triphasé comme la fréquence fondamentale et les trois phaseurs complexes. Dans ce contexte, nous avons proposé de nouvelles techniques d'estimation exploitant l'aspect triphasé du signal électrique pour améliorer les performances d'estimation [J6] [J9] [C19] [C20] [J19] [J20] [J21]. Nous avons également proposé des techniques basées sur des critères d'information pour détecter le nombre de composantes symétriques non-nulles et ainsi limiter la quantité d'information à transmettre sur le réseau de communication [J17].

Ces deux problématiques sont détaillées plus largement dans la deuxième partie de ce manuscrit.

2.1.2 Thèse de Doctorat

Entre octobre 2005 et août 2009, j'ai intégré conjointement l'équipe CACS/COM du laboratoire Lab-STICC, UMR CRNS 6285 (anciennement équipe TST du LEST) et le laboratoire E3I2, EA3876, de l'ENSTA Bretagne. L'équipe TST du LEST avait une expérience reconnue sur des sujets en lien avec les communications numériques : interception de codes, communications sans-fil multi-antennes (MIMO), etc. Les activités en communication numérique du laboratoire E3I2 étaient, quant à elles, principalement liées à des problématiques de reconnaissance de la modulation et de séparation de sources. Dans cet environnement, mon travail de doctorat consistait à mixer la problématique d'interception et les activités du Lab-STICC en MIMO. Ce travail a apporté plusieurs contributions originales :

— **Estimation aveugle du nombre d'antennes**. Lorsque le canal de propagation est inconnu, la problématique d'estimation aveugle du nombre d'antennes peut être reformulée comme une problématique d'estimation de l'ordre du modèle. La plupart des techniques d'estimation de l'ordre du modèle proposées dans la littérature suppose que le bruit est décorrelé temporellement et spatialement. Sous cette hypothèse, les techniques d'estimation classiques sont essentiellement basées sur l'exploitation des statistiques d'ordre 2 du signal. Toutefois les performances de ces techniques se dégradent considérablement en

présence de bruit correlé spatialement. Pour pallier cette contrainte, nous avons proposé une nouvelle technique basée sur l'exploitation des statistiques d'ordre 4 [C4].

— **Reconnaissance du codage spatio-temporel**. Pour tirer profit de la diversité spatiale du canal de propagation, les communications MIMO utilisent des techniques de codage spatio-temporel spécifiques telles que le multiplexage spatial, les codages orthogonaux, semi-orthogonaux, etc. Dans un contexte non-coopératif, le codage spatio-temporel est inconnu du récepteur et doit être estimé à partir des signaux reçus sur chaque antenne. Pour reconnaître le codage, nous avons proposé des techniques originales basées sur des tests de Vraisemblance et des approches moins lourdes en calcul basées sur des outils de reconnaissance de formes [CN1] [J1][C3][J3].

— **Reconnaissance de la modulation**. En contexte non-coopératif, la modulation est inconnue du récepteur et doit être estimée directement à partir des signaux reçus. Dans le cas des communications sans-fil mono-antennes, la reconnaissance de la modulation est une problématique relativement bien traitée. Dans le cas des communications multi-antennes, cette problématique commence juste à être abordée et se révèle nettement plus complexe. En effet, dans le cas MIMO, le signal reçu sur chaque antenne est composé d'un mélange bruité d'une même constellation. Pour reconnaître la modulation, nous avons alors proposé des techniques hybrides associant des outils de séparation de sources pour l'estimation aveugle du canal et des tests de Vraisemblance pour la classification [J2].

— **Estimation aveugle du canal de propagation**. D'un point de vue statistique, la problématique d'estimation aveugle du canal de propagation peut être reformulée comme une problématique de séparation de sources. Depuis les années 90, un très grand nombre de techniques de séparation de sources ont été proposées. Ces techniques exploitent certaines particularités des signaux sources comme l'indépendance statistique ou leur constellation. Ces techniques souffrent cependant de problèmes d'indétermination (ordre, facteur d'échelle et/ou de phase). Dans le cas des communications MIMO, plusieurs études ont montré l'intérêt d'exploiter le codage spatio-temporel pour l'estimation du canal de propagation. Pour certains codages spatio-temporels, les statistiques d'ordre 2 peuvent suffire pour estimer le canal. Dans le cas général, une technique d'estimation possible consiste à exploiter conjointement le codage et la modulation des signaux, au prix d'une complexité calculatoire plus importante notamment pour les modulations d'ordre élevé. Pour réduire cette complexité, nous avons proposé une technique d'estimation du canal originale basée sur l'indépendance statistique des signaux avant codage ne nécessitant pas la connaissance *a priori* de la modulation [J4].

2.1.3 Stages de Master à Orange Labs, Lannion

Entre 2004 et 2005, j'ai réalisé deux stages à Orange Labs, Lannion (anciennement France Télécom R&D) dans les unités Techniques Neuromimétiques pour les Télécommunications (TNT) et Intégration de la Parole et du Son (IPS). Lors de ces deux stages, mes travaux de recherche concernaient principalement la mise en œuvre d'une technique de spatialisation sonore au casque appelée synthèse binaurale. Pour spatialiser une source sonore dans un espace tridimensionnel, la technique de spatialisation binaurale consiste à modifier le signal sonore en appliquant en parallèle un filtre pour le canal de gauche et un filtre pour le canal de droite. L'objectif de ces filtres est de simuler les modifications du signal entre son émission à une position spatiale particulière et sa réception au niveau de nos deux canaux auditifs. Ces filtres, appelés Head Related Transfer Function (HRTF), dépendent de la position spatiale de la source sonore mais également de la morphologie de l'auditeur. Pour que le rendu sonore soit convaincant, les HRTFs doivent être impérativement adaptées à la morphologie de l'auditeur. En pratique,

l'acquisition des HRTFs d'un individu est un processus long nécessitant un dispositif de mesures spécifique et coûteux. Pour réduire le temps d'acquisition, nous avons proposé, lors de mon premier stage, une technique de synthèse d'HRTF basée sur des outils statistiques [C1]. Dans un premier temps, nous avons analysé les HRTFs de plusieurs individus, puis déterminé au moyen de Cartes auto-organisatrices de Kohonen les positions spatiales les plus représentatives d'un point de vue statistique. Dans un second temps, nous avons proposé une technique basée sur des Réseaux de Neurones Artificiels permettant de synthétiser l'ensemble des HRTFs d'un individu à partir de ses HRTFs représentatives. Lors de mon second stage, nous avons couplé cette technique de spatialisation avec des techniques de synthèse sonore pour simuler des environnements sonores immersifs [C2].

2.2 Activité d'encadrement de jeunes chercheurs

2.2.1 Encadrement de thèses

Dans le cadre de mes recherches au LBMS (EA 4325), devenu IRDL depuis 2016, j'ai eu l'occasion d'encadrer plusieurs doctorants issus de formations en génie électrique. Lors de leur thèse, mon rôle consistait à apporter mon expertise dans le domaine du traitement du signal. Concernant mon intégration récente au Lab-STICC, nous avons obtenu un financement en 2019 pour la thèse d'A. Frunza venant de l'ATM Bucharest.

- **Alexandru Frunza (2019-)** Thèse réalisée au Lab-STICC (UMR 6285). Bourse ATM Bucharest / gouvernement Français.
  - Sujet : Surveillance de performance et compensation agile d'imperfections dans les systèmes de communication optique cohérente multiporteuse à haut-débit.
  - Encadrement : Stéphane Azou (Co-Directeur de thèse), Alexandru Serbanescu (Co-Directeur de thèse), Vincent Choqueuse, Pascal Morel.
- **Zakarya Oubrahim (soutenue le 21 Novembre 2017)** Thèse réalisé au Laboratoire Brestois de Mécanique et des Systèmes (EA4325). Bourse ISEN (50%) et Brest Métropole Océane (50%).
  - Sujet : Analyse et surveillance d'un réseau électrique intelligent intégrant un fort taux d'énergies renouvelables : le contexte Smart Grids
  - Encadrement : Mohamed Benbouzid (Directeur de thèse), Vincent Choqueuse, Elhoussin Elbouchikhi.
  - Production Scientifique : [J17][J19][C24][C22]
- **Elhoussin Elbouchikhi (soutenue le 25 Novembre 2013)** Thèse réalisée au Laboratoire Brestois de Mécanique et des Systèmes (EA4325). Bourse Brest Métropole Océane (BMO).
  - Sujet : On parametric spectral estimation for induction machine faults detection in stationary and non-stationary environments.
  - Encadrement : Mohamed Benbouzid (Directeur de thèse), Vincent Choqueuse.
  - Production Scientifique : [J10][J7] [C15] [C14] [C13] [C11] [C10] [C9] [CN3]
- **Yassine Amirat (soutenue le 13 Décembre 2011)** Thèse réalisée au Laboratoire Brestois de Mécanique et des Systèmes (EA4325). Bourse du gouvernement algérien.
  - Sujet : Contribution à la détection de défauts de roulements dans la génératrice d'une éolienne par démodulation du courant statorique.
  - Encadrement : Mohamed Benbouzid (Directeur de thèse), Vincent Choqueuse.
  - Production Scientifique : [J5] [C8] [C7] [C6]

2.2.2 Encadrement d'étudiants en Master

— **Alexandru Frunza** (projet soutenu en Juillet 2019)

  — Intitulé : Compensation des déséquilibres IQ dans les communications CO-OFDM.

  — Formation : Master Communication de l'ATM Bucharest.

  — Encadrement : Stéphane Azou, Vincent Choqueuse et Pascal Morel.

— **Camille Di Ruzza** (projet soutenu en Juillet 2017)

  — Intitulé : Détection en temps réel des défauts dans les machines asynchrones par analyse des signaux électriques.

  — Formation : Master Systèmes Electroniques et Génie Electrique, Polytech'Nantes.

  — Encadrement : Vincent Choqueuse et Elhoussin Elbouchikhi.

— **Alexandre Gautriaud** et **David Dupont** (projet soutenu en Décembre 2011)

  — Intitulé : Réalisation d'un simulateur de défauts pour la machine asynchrone.

  — Formation : Ecole Navale.

  — Encadrement : Elhoussin Elbouchikhi, Vincent Choqueuse et Mohamed Benbouzid.

2.2.3 Participation à des jurys de thèses

— **Mahmoud Almasri (soutenue le 27 Avril 2020)** Thèse réalisée au Lab-STICC (UMR CNRS 6285).

  — Sujet : Game Theory for Tactical Networks.

  — Encadrement : Ali Mansour (Directeur de thèse), Ammar Assoum (Co-directeur de thèse).

— **Georgia Cablea (soutenue le 15 Décembre 2016)** Thèse réalisée au GIPSA-Lab (UMR CNRS 5216).

  — Sujet : Three-phase signals analysis for condition monitoring of electromechanical systems. Application to wind turbine condition monitoring.

  — Encadrement : Christophe Berenguer (Directeur de thèse) et Pierre Granjon.

— **Gailene Phua (soutenue le 7 Janvier 2016)** Thèse réalisée au GIPSA-Lab (UMR CNRS5216).

  — Sujet : Estimation of geometric properties of three-component signals for condition monitoring.

  — Encadrement : Pierre Granjon.

— **Zhihao Shi (soutenue le 6 Novembre 2014)** Thèse réalisée à l'Institut de Recherche en Énergie Électrique de Nantes Atlantique (IREENA - EA4642).

  — Sujet : Modeling and online aging monitoring of supercapacitors.

  — Encadrement : François Auger (Directeur de thèse), Philippe Guillemet, Emmanuel Schaeffer.

2.3 Responsabilités administratives et collectives

— Reviewer pour différentes revues scientifiques :

  — *IEEE Transactions on Smart Grid*, *IEEE Transactions on Industrial Electronic*, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, *IEEE Transactions on Signal Processing*, *Elsevier Signal Processing*.

— Co-organisateur de sessions spéciales dans des conférences scientifiques :

  — Session intitulée *Fault detection, diagnosis and prognosis : New trends for system monitoring* à l'European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Nice, France (2015).

  — Session *Smart Grid* au 24e IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), Buzios, Brazil (2015).

  — Session *diagnostic for electromechanical systems* à l'IEEE Industrial Electronics Society Conference (IECON), Montréal, Canada (2012).

— Co-organisateur de la journée du Club Optique Micro-Onde (JCOM 2019) à Brest.

  — Réalisation du site web de la journée (`https://www.enib.fr/jcom2019/`).

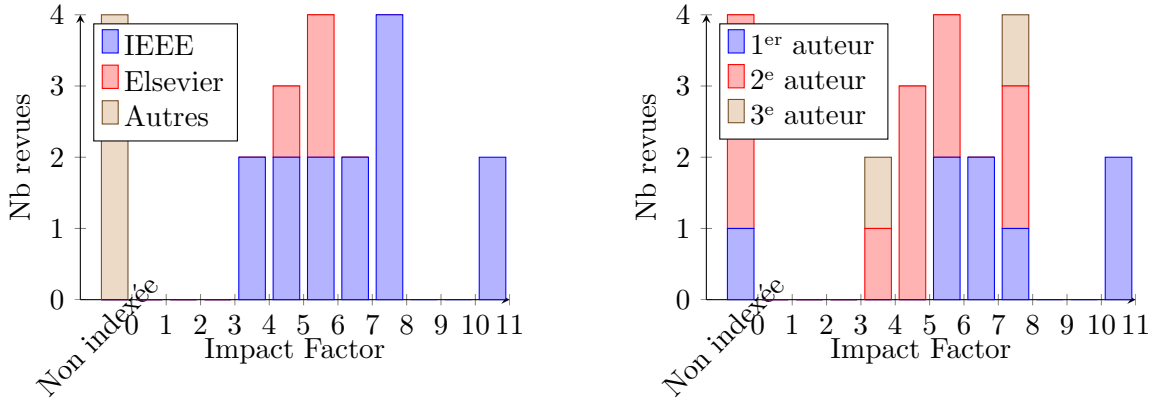
2.4 Production Scientifique

La figure 2.1 présente les Impact Factor des revues dans lesquelles nous avons publié. Même si la pertinence de certains indicateurs bibliométriques reste très discutable, ces indicateurs sont présentés ci-dessous à titre informatif.

— **Nombre de citations** : 1489 (Google Scholar), 1155 (Researchgate).

— **H-index** : 22 (Google Scholar), 20 (Researchgate), 17 (Scopus).

Les sous-sections suivantes détaillent ma production scientifique entre 2005 et 2019.



(a) Distribution des revues par éditeur.

(b) Positionnement en tant qu'auteur.

FIGURE 2.1 – Distribution des Impact Factor des revues publiées (IF 2019).

2.4.1 Revues internationales avec comité de lecture

[J21] Choqueuse, V., Granjon, P., Belouchrani, A., Auger, F., and Benbouzid, M. Monitoring of three-phase signals based on singular-value decomposition. *IEEE Transactions on Smart Grid 10*, 6 (2019), 6156 – 6166

[J20] Choqueuse, V., Belouchrani, A., Auger, F., and Benbouzid, M. Frequency and phasor estimations in three-phase systems: Maximum likelihood algorithms and theoretical performance. *IEEE Transactions on Smart Grid 10*, 3 (2018), 3248–3258

[J19] Oubrahim, Z., Choqueuse, V., Amirat, Y., and Benbouzid, M. Maximum likelihood frequency and phasor estimations for electric power grid monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Informatics 14*, 1 (2018), 167–177

[J18] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Auger, F., and Benbouzid, M. E. H. Motor current signal analysis based on a matched subspace detector. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 66*, 12 (2017), 3260–3270

[J17] Oubrahim, Z., Choqueuse, V., Amirat, Y., and Benbouzid, M. Disturbances classification based on a model order selection method for power quality monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 64*, 12 (2017), 9421–9432

[J16] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Amirat, Y., Benbouzid, M., and Turri, S. An efficient Hilbert-Huang transform-based bearing faults detection in induction machines. *IEEE Transactions on Energy Conversion 32*, 2 (2017), 401 – 413

[J15] Trachi, Y., Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Wang, T. A novel induction machine faults detector based on hypothesis testing. *IEEE Transactions on Industry Applications 53*, 4 (2016), 3039 – 3048

[J14] Trachi, Y., Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. E. H. Induction machines fault detection based on subspace spectral estimation. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 63*, 9 (2016), 5641–5651

[J13] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Induction machine bearing faults detection based on a multi-dimensional MUSIC algorithm and maximum likelihood estimation. *ISA transactions 63*, 413–424 (July 2016)

[J12] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Condition monitoring of induction motors based on stator currents demodulation. *International Review of Electrical Engineering 10*, 6 (2015), 704–715

[J11] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Induction machine diagnosis using stator current advanced signal processing. *International Journal on Energy Conversion 3*, 3 (2015), 76–87

[J10] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., et al. Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing 52* (2015), 447–464

[J9] Choqueuse, V., Belouchrani, A., Elbouchikhi, E., and Benbouzid, M. Estimation of amplitude, phase and unbalance parameters in three-phase systems: Analytical solutions, efficient implementation and performance analysis. *IEEE Transactions on Signal Processing 62*, 16 (Aug 2014), 4064–4076

[J8] Amirat, Y., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Eemd-based wind turbine bearing failure detection using the generator stator current homopolar component. *Mechanical Systems and Signal Processing 41*, 1 (2013), 667–678

[J7] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Current frequency spectral subtraction and its contribution to induction machines' bearings condition monitoring. *IEEE Transactions on Energy Conversion 28*, 1 (2013), 135–144

[J6] Choqueuse, V., Benbouzid, M., Amirat, Y., and Turri, S. Diagnosis of three-phase electrical machines using multidimensional demodulation techniques. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 59*, 4 (2012), 2014–2023

[J5] Amirat, Y., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Turri, S. Hilbert transform-based bearing failure detection in dfig-based wind turbines. *International Review of Electrical Engineering 6*, 3 (2011), 1249–1256

[J4] Choqueuse, V., Mansour, A., Burel, G., Collin, L., and Yao, K. Blind channel estimation for STBC systems using higher-order statistics. *IEEE Transactions on Wireless Communications 10*, 2 (2011), 495–505

[J3] Choqueuse, V., Marazin, M., Collin, L., Yao, K. C., and Burel, G. Blind recognition of linear space–time block codes: a likelihood-based approach. *IEEE Transactions on Signal Processing 58*, 3 (2010), 1290–1299

[J2] Choqueuse, V., Azou, S., Yao, K., Collin, L., and Burel, G. Blind modulation recognition for MIMO systems. *MTA Review 19*, 2 (2009), 183–196

[J1] Choqueuse, V., Yao, K., Collin, L., and Burel, G. Hierarchical space-time block code recognition using correlation matrices. *Wireless Communications, IEEE Transactions on 7*, 9 (2008), 3526–3534

2.4.2 Conférences Internationales avec comité de lecture et actes

[C26] Choqueuse, V., Elbouchikhi, E., Oubrahim, Z., and Benbouzid, M. On the use of phase diversity for spectral estimation in current signature analysis. In *41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2017* (Beijing, China, 2017), pp. 8093–8098

[C25] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Feld, G., Amirat, Y., and Benbouzid, M. A symmetrical components-based load oscillation detection method for closed-loop controlled induction motors. In *41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2017* (Beijing, China, 2017), pp. 8047–8052

[C24] Oubrahim, Z., Choqueuse, V., Amirat, Y., and Benbouzid, M. Classification of three-phase power disturbances based on model order selection in smart grid applications. In *42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2016* (2016), IEEE, pp. 5143–5148

[C23] Trachi, Y., Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Wang, T., and Benbouzid, M. Induction machine faults detection based on a constant false alarm rate detector. In *42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2016* (2016), IEEE, pp. 6359–6363

[C22] Oubrahim, Z., Choqueuse, V., Amirat, Y., and Benbouzid, M. An improved algorithm for power system fault type classification based on least square phasor estimation. In *41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2015* (Yokohama, Japan, 2015), IEEE, pp. 002735–002740

[C21] Trachi, Y., Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Stator current analysis by subspace methods for fault detection in induction machines. In *41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2015* (Nov 2015), pp. 003479–003484

[C20] Choqueuse, V., Belouchrani, A., and Benbouzid, M. Phasor estimation using conditional maximum likelihood: Strengths and limitations. In *Proceedings of the 2015 European Signal Processing Conference (EUSIPCO)* (Nice, France, Aug 2015), IEEE, pp. 2251–2255

[C19] Choqueuse, V., Elbouchikhi, E., and Benbouzid, M. Maximum likelihood frequency estimation in smart grid applications. In *24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE 2015)* (Buzios, Brazil, 2015), IEEE, pp. 1339 – 1344

[C18] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Trachi, Y., and Benbouzid, M. Induction machine bearing faults detection based on Hilbert-Huang transform. In *2015 IEEE 24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)* (June 2015), pp. 843–848

[C17] Choqueuse, V., Belouchrani, A., Bouleux, G., and Benbouzid, M. Voltage sags estimation in three phase systems using unconditional maximum likelihood estimation. In *Proceedings of the 2015 IEEE ICASSP* (Brisbane, Australia, April 2015), pp. 2869–2873

[C16] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Antonino-Daviu, J. Stator current demodulation for induction machine rotor faults diagnosis. In *2014 First International Conference on Green Energy ICGE 2014* (March 2014), pp. 176–181

[C15] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. A parametric spectral estimator for faults detection in induction machines. In *39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2013* (2013), IEEE, pp. 7358–7363

[C14] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Non-stationary spectral estimation for wind turbine induction generator faults detection. In *39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2013* (Nov 2013), pp. 7376–7381

[C13] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Charpentier, J. F. Induction machine fault detection enhancement using a stator current high resolution spectrum. In *38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society IECON 2012* (2012), IEEE, pp. 3913–3918

[C12] Amirat, Y., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Wind turbine bearing failure detection using generator stator current homopolar component ensemble empirical mode decomposition. In *38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society IECON 2012* (Oct 2012), pp. 3937–3942

[C11] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Charpentier, J. F. Induction machine bearing failures detection using stator current frequency spectral subtraction. In *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)* (2012), IEEE, pp. 1228–1233

[C10] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., Charpentier, J.-F., and Barakat, G. A comparative study of time-frequency representations for fault detection in wind turbine. In *37th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society IECON 2011* (Nov 2011), pp. 3584–3589

[C9] Bouchikhi, E. H., Choqueuse, V., Benbouzid, M., Charpentier, J.-F., and Barakat, G. A comparative study of time-frequency representations for fault detection in wind turbine. In *37th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society IECON 2011* (2011), IEEE, pp. 3584–3589

[C8] Amirat, Y., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Condition monitoring of wind turbines based on amplitude demodulation. In *2010 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition* (Sept 2010), pp. 2417–2421

[C7] Amirat, Y., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Wind turbines condition monitoring and fault diagnosis using generator current amplitude demodulation. In *IEEE International Energy Conference and Exhibition (EnergyCon), 2010* (Dec 2010), pp. 310–315

[C6] Amirat, Y., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Charpentier, J.-F. Bearing fault detection in DFIG-based wind turbines using the first intrinsic mode function. In *2010 XIX International Conference on Electrical Machines (ICEM)* (Sept 2010), pp. 1–6

[C5] Choqueuse, V., Azou, S., Yao, K. C., Collin, L., and Burel, G. Blind modulation recognition for MIMO communications. In *IEEE Communication Conference* (2008)

[C4] Choqueuse, V., Yao, K., Collin, L., and Burel, G. Blind detection of the number of communication signals under spatially correlated noise by ICA and KS tests. In *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008. ICASSP 2008. IEEE International Conference on* (2008), IEEE, pp. 2397–2400

[C3] Choqueuse, V., Yao, K., Collin, L., and Burel, G. Blind recognition of linear space time block codes. In *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008. ICASSP 2008. IEEE International Conference on* (2008), IEEE, pp. 2833–2836

[C2] Choqueuse, V., and Pallone, G. A spatialised sound environment synthesizer. In *Audio Engineering Society Conference: 28th International Conference: The Future of Audio Technology–Surround and Beyond* (2006), Audio Engineering Society

[C1] Lemaire, V., Clerot, F., Busson, S., Nicol, R., and Choqueuse, V. Individualized HRTFs from few measurements: a statistical learning approach. In *Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2005.* (July 2005), vol. 4, pp. 2041–2046 vol. 4

2.4.3 Conférences Nationales avec comité de lecture et actes

[CN3] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Jean, F. C. Etude comparative des techniques de traitement du signal non-stationnaires dédiées au diagnostic des génératrices asynchrones dans les eoliennes offshores et les hydroliennes. In *EF2011* (2011), pp. 1–10

[CN2] Choqueuse, V., Elbouchilhi, E., and Benbouzid, M. Analyse spectrale paramétrique dans un contexte smart-grid. In *GRETSI 2013* (Brest, France, 2013), pp. 1–4

[CN1] Choqueuse, V., Collin, L., Yao, K. C., and Burel, G. Reconnaissance aveugle de codages OSTBC basée sur les propriétés matricielles des statistiques d'ordre 2. In *21° Colloque GRETSI 2007* (2007), pp. 249–252

2.4.4 Rapports Techniques

[R2] Choqueuse, V., Elbouchikhi, E., Benbouzid, M., and Auger, F. A low complexity spectral estimator for current signature analysis of induction machines. Technical report, UBO, 2019

[R1] Choqueuse, V., Belouchrani, A., Auger, F., and Benbouzid, M. Maximum likelihood phasor estimation and unbalance detection in three-phase systems. Technical Report 1, UBO, October 2018

Chapitre 3

Activités et Responsabilités Pédagogiques

3.1 Activités Pédagogiques

J'ai débuté mes activités d'enseignement en école d'ingénieurs à l'École Nationale Supérieure des Techniques Avancées (ENSTA) Bretagne lors de ma thèse de doctorat en 2006. Suite à l'obtention de mon doctorat en 2008, j'ai obtenu un poste d'ATER à temps complet dans le département GEII de l'IUT de Brest. En 2009, j'ai obtenu un poste de Maître de conférences dans le même département. À partir de 2013, j'ai pris la responsabilité de la LP SARII. Après 10 années d'enseignement au sein de l'IUT auprès d'un public allant de BAC+1 à BAC+3, j'ai souhaité intégrer une formation plus proche de mon cursus académique (école d'ingénieurs post-bac). Ce choix était également motivé par l'envie d'accompagner mes étudiants jusqu'au bout de leur cursus académique. Dans ce contexte, j'ai obtenu un poste de Maître de conférences à l'ENIB en septembre 2018.

Le tableau 3.1 présente une évolution quantitative de mon service d'enseignement entre 2009 et 2019. Durant cette période, j'ai également participé ponctuellement aux enseignements d'autres formations :

— Module de filtrage numérique dans le parcours Signal et Télécommunications du Master Master Réseaux et Télécommunications (MRT) de l'Université de Bretagne Occidentale (UBO),

— Module optionnel de traitement des signaux audionumériques à l'ENSTA Bretagne.

Année	Etab.	H Stat.	H Comp.	Resp. LP	ENSTA	MRT	Total Eq. TD
2018-2019	ENIB	192	56.62	0	0	0	248 h
2017-2018	IUT	192	99	25	0	10	326 h
2016-2017	IUT	192	92	25	0	0	309 h
2015-2016	IUT	192	64	25	0	0	281 h
2014-2015	IUT	192	44	25	0	0	261 h
2013-2014	IUT	192	39	25	14	0	270 h
2012-2013	IUT	192	70	0	11	0	273 h
2011-2012	IUT	192	89	0	19	0	300 h
2010-2011	IUT	192	86	0	13	0	291 h
2009-2010	IUT	192	87	0	0	0	279 h

Table 3.1 – Evolution du service d'enseignement entre 2009 et 2019.

3.1.1 Service d'enseignement entre 2009-2018

Entre 2009 et 2018, j'ai réalisé principalement mes enseignements dans le département GEII de l'IUT de Brest. La formation GEII est une formation polyvalente durant 2 années et formant des techniciens supérieurs dans les domaines de l'électronique, l'électrotechnique et l'informatique industrielle. Le contenu de la formation est défini par le Programme Pédagogique National du DUT GEII. Même si cette formation permet d'intégrer rapidement le monde professionnel, une grande partie des étudiants poursuivent leurs études en école d'ingénieurs ou en LP. Le département GEII propose deux LPs : la licence MEE et la licence SARII. Le tableau 3.2 présente mon service d'enseignement pour l'année universitaire 2016-2017.

Discipline	**Public**	**Module**	**Type**	**Vol. Horaire**
Programmation C	BAC+1	INFO1	TP	26 h
Informatique Industrielle	BAC+1	INFO2	TP	24 h
Outils logiciels	BAC+1	OL1	Cours	1 h
Projet Personnel Professionnel	BAC+1	PPP	TP	29 h
Apprendre Autrement	BAC+1	AA	Projet	17 h
Automatique	BAC+2	AU3	CTD	40 h
Automatique	BAC+2	AU3	TP	48 h
Outils logiciels (Matlab)	BAC+2	OL3	TP	12 h
Traitement du signal	BAC+2	TS	TP	4 h
Programmation C	BAC+3	M105	CTD / TP	24 h
Instrumentation & Capteurs	BAC+3	M204	CTD / TP	24 h
Responsabilité pédagogique LP			Divers	25 h
Suivi de contrats pro/stages, ...			Divers	57 h
			Total Eq. TD	**309 h**

TABLE 3.2 – Exemple de Service d'enseignement réalisé à l'IUT de Brest (année 2016-2017).

3.1.2 Service d'enseignement depuis 2018

L'ENIB est une école d'ingénieurs post-bac créée en 1961 formant des ingénieurs généralistes. Cette école est composée de trois départements : électronique, ingénierie informatique et mécatronique. En 2018, j'ai intégré le département électronique de l'ENIB. Le tableau 3.3 présente la composition de mon service pour l'année universitaire 2018-2019. Mes supports de cours sont disponibles à l'adresse : `https://www.enib.fr/~choqueuse/`. Par rapport à mes enseignements antérieurs, mon service actuel s'inscrit dans une continuité logique. De plus pour une partie de mes enseignements, j'interviens auprès des étudiants intégrés via une admission parallèle BAC+2. Une part de ces étudiants est issu d'une formation GEII.

3.2 Responsabilité de la Licence Professionnelle SARII

De 2013 à 2018, j'ai exercé la responsabilité de la LP Systèmes Automatisés, Réseaux et Informatique Industrielle. Cette LP s'effectue en 1 an et est ouverte à un public venant de DUT (GEII, GIM, Info, Mesure Physique) et de BTS (CRSA, MI, MS, Electrotechnique). L'objectif de cette licence est de former des techniciens supérieurs capables d'appréhender les mutations en cours dans le domaine industriel notamment sur les aspects réseaux et informatique (usine du futur, Industrie 4.0). Compte tenu de l'importance de ces sujets dans le domaine industriel,

Discipline	Public	Semestre	Type	Vol. Horaire
Electronique Analogique	BAC+2	S4	CTD	78 h
Electronique Analogique	BAC+2	S4	TP	21 h
Microprocesseurs (STM32)	BAC+3	S5	CTD	39.38 h
Microprocesseurs (STM32)	BAC+3	S5	TP	21 h
Traitement du Signal Analogique	BAC+3	S5	TP	10.5 h
Probabilités et Statistiques	BAC+3	S6	TP	16.5 h
Asservissements Numériques	BAC+3	S6	CTD	26.25 h
Asservissements Numériques	BAC+3	S6	TP	21 h
Projet Personnel Encadré	BAC+3	S6	Projet	15 h
			Total Eq. TD	**248.63 h**

TABLE 3.3 – Service d'enseignement réalisé à l'ENIB (année 2018-2019).

cette licence affiche un bon taux d'insertion professionnelle (environ 80% en CDI ou CDD et 20% en Poursuite d'études).

Evolution des effectifs

Entre 2013 et 2017, les promotions SARII étaient composées de deux groupes : un groupe en Formation Initiale (FI) et un groupe en Formation Continue (FC) en contrat de professionnalisation. Suite à une recommandation de l'UBO, nous avons fermé le groupe de Formation Initiale en 2017. La figure 3.1 présente l'évolution du nombre de candidatures pour la FC entre 2013 et 2017. Entre 2008 et 2016, notre capacité d'accueil en FC était officiellement de 12 étudiants (officieusement 14 étudiants). En 2016, nous avons eu une augmentation significative du nombre de candidatures liée à la dématérialisation des dossiers. Dans ce contexte, nous avons décidé d'être plus sélectif. A titre d'illustration, le taux d'admissibilité est descendu à 59% pour l'année 2016, ce qui reste relativement faible pour des candidats à une LP en FC. Suite à une augmentation importante du nombre de contrats pro signés, nous avons ouvert un second groupe en FC en 2017. La promotion 2017 était composée de 21 étudiants en contrat de professionnalisation et d'un salarié en CIF.

Nos contrats de professionnalisation sont essentiellement signés dans des entreprises localisées dans la région Grand Ouest (voir figure 3.2). Les domaines d'activité les plus représentés sont les domaines de l'agroalimentaire, du traitement des eaux, des transports et le secteur de la défense.

Application Julina

Au niveau administratif, un contrat de professionnalisation est un contrat liant un alternant, un centre de formation et une entreprise. Pour réaliser efficacement ma mission de responsable pédagogique, je devais en permanence centraliser plusieurs informations et communiquer avec différents acteurs : alternants, enseignants, tuteurs entreprise, tuteurs pédagogiques, chef de département, personnel administratif, etc. Grâce à mes compétences acquises lors de ma formation d'ingénieur en Système d'Information, j'ai pu développer **une application web nommée Julina**[1] **permettant d'automatiser plusieurs tâches administratives** comme :

— L'archivage des données relatives aux entreprises ($>$ 80 entreprises), aux contrats, aux alternants, aux tuteurs, etc ;

1. `https://julina.herokuapp.com`

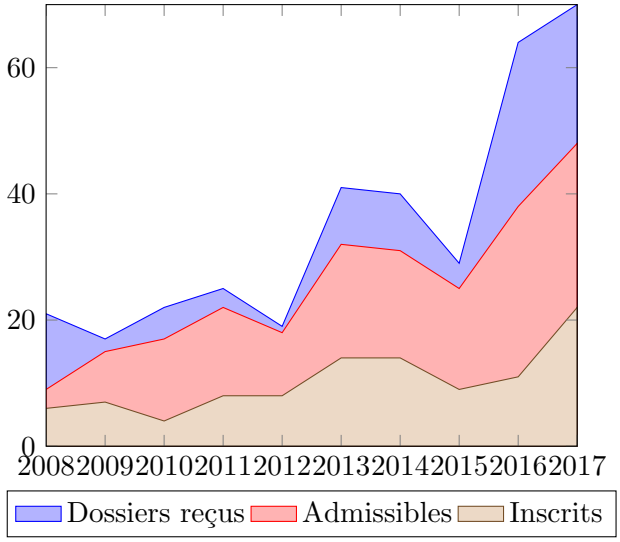


FIGURE 3.1 – Évolution du nombre de candidatures SARII pour la FC entre 2008 et 2017.



FIGURE 3.2 – Emplacement géographique des entreprises partenaires entre 2013 et 2017.

— La description du contenu pédagogique (contenu des modules, archivage des supports de cours) ;

— Le suivi des contrats de professionnalisation (archivage des comptes-rendus de visites, des évaluations des tuteurs entreprises) ;

— La communication des notes IUT aux alternants (voire aux tuteurs entreprises) ;

— La gestion des projets tuteurés, des absences (cas exceptionnel) ;

Cette application a été développée avec le Framework Python Django et est hébergée sur les serveurs web d'Amazon via la plateforme Heroku.

L'application Julina a été utilisée pour la gestion de la LP SARII entre 2014 et 2018. Lors du rassemblement de l'ARIUT Bretagne 2018, j'ai été sollicité par ma direction pour présenter mon application aux responsables des autres IUT Bretons. Julina semble répondre à un besoin général exprimé à la fois par les responsables de formation et par les services de formation continue. Compte tenu des réformes en cours au niveau de la formation professionnelle et des intérêts financiers en jeu, le développement d'un outil de ce type est indispensable. Pour un établissement comme l'IUT de Brest, gérant plus de 350 contrats de professionnalisation par an, un outil de ce type permet une gestion centralisée de l'ensemble des informations auprès des services de formation continue lors des phases de prospection auprès des entreprises. Suite à mon départ en 2019, l'IUT a décider de solliciter une société de développement informatique pour la réalisation d'un outil similaire à Julina.

Deuxième partie

Volet Recherche

Chapitre 1

Surveillance des machines électriques par Analyse du Courant Statorique

1.1 Introduction

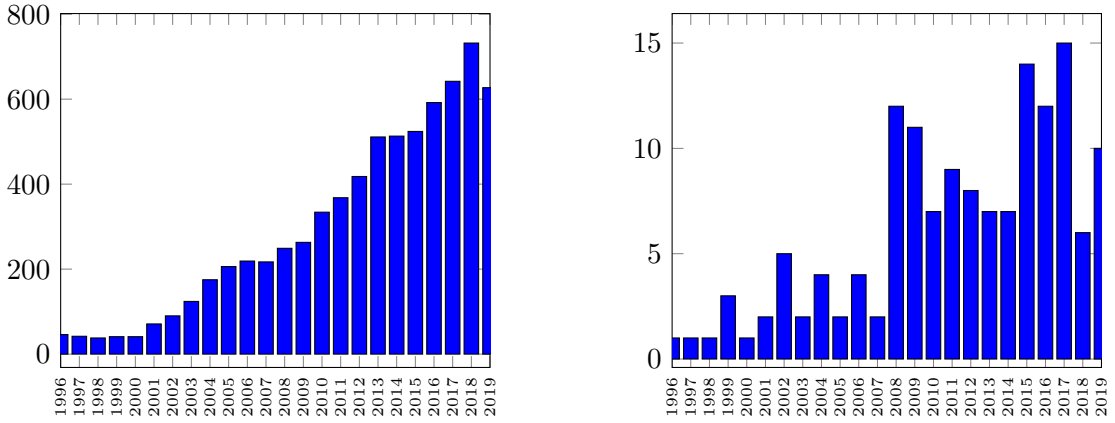
1.1.1 Contexte

En l'espace d'un siècle, les machines électriques sont devenues des éléments indispensables de notre société. Ces machines sont principalement utilisées dans l'industrie pour convertir l'énergie électrique en énergie mécanique. Aujourd'hui, les moteurs électriques peuvent représenter jusqu'à 50% de la consommation totale énergétique d'un pays [245]. Les machines électriques sont également utilisées pour produire de l'électricité à partir d'une source d'énergie mécanique. Pour le cas de l'éolien, la puissance totale installée a connu un essor spectaculaire en l'espace de deux décennies en passant de 23.9 GW installés en 2001 à plus de 539.1 GW en 2017 [1].

Les progrès réalisés dans le domaine de l'électrotechnique ont permis d'améliorer la puissance et la disponibilité des machines électriques. Même si ces machines restent globalement fiables, l'occurrence d'une panne ne peut pas être complètement écartée. Une panne d'origine électrique ou mécanique peut avoir des conséquences importantes au niveau de la production ou de la sécurité des opérateurs et peut nécessiter la mise en œuvre d'opérations de maintenance coûteuses en temps et en argent. Pour les générateurs éoliens ou hydroliens, la présence d'une panne est d'autant plus problématique que les machines électriques sont souvent déployées dans des environnements difficiles d'accès (offshore) à très faible densité de population.

Pour réduire les coûts de maintenance et maintenir un niveau de disponibilité élevé, une solution possible consiste à surveiller en continu l'état des machines électriques. Concrètement, cette surveillance est réalisée en équipant les machines de capteurs. Pour surveiller les machines électriques, les capteurs les plus utilisés sont les capteurs de vibration, de température ou de courant. Parmi ces différentes solutions, l'analyse du courant statorique s'est progressivement imposée comme la technique la plus prometteuse. En effet, l'analyse du courant possède l'avantage d'être simple à mettre en œuvre, peu coûteux et non-invasive. Dans la littérature, cette technique est couramment nommée Current Signature Analysis (CSA). La technique CSA a bénéficié d'une attention particulière dans les milieux académiques et industriels à partir des années 90. Actuellement, le site IEEE Explore archive plus de 436 articles de conférences et 140 articles de journaux sur ce sujet depuis 1989 (essentiellement dans l'IEEE Transactions on Industrial Electronics et l'IEEE Transactions on Industry Applications). La figure 1.1 présente l'évolution du nombre d'articles publiés entre 1996 et 2019. Cette figure montre une augmentation significative de la production scientifique sur le sujet à partir de 2008.

1. Source GWEC ; https ://gwec.net/global-figures/graphs/



(a) Nombre d'articles (conférences ou journaux).

(b) Nombre de revues archivées.

FIGURE 1.1 – Articles scientifiques liés à la thématique "Current Signature Analysis" publiés entre 1996 et 2019 et référencés sur Google Scholar (a) et sur IEEE Explore (b).

1.1.2 Problématique

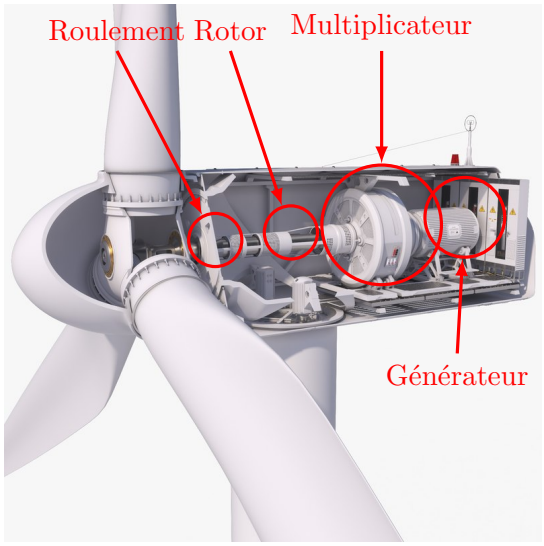
L'objectif des techniques CSA est de permettre la détection des défauts à un stade précoce à partir de l'analyse du courant. Dans le cas des machines électriques, les défauts peuvent avoir différentes origines. À titre d'exemple, les figures 1.2a et 1.2b présentent les différents composants d'une éolienne et le nombre de remplacements de ces composants par année et par éolienne [88]. Le remplacement d'un composant est le plus souvent causé par l'occurrence d'un défaut ou d'une défaillance d'origine électrique ou mécanique (roulement défectueux, présence d'excentricité, etc).

Depuis les années 90, la communauté du génie électrique s'est mobilisée pour mieux comprendre l'impact des défauts sur l'allure du courant statorique. Plusieurs études ont notamment montré qu'en présence de défauts, les signaux de courant contiennent de nouvelles composantes spectrales situées à proximité de la fréquence fondamentale [30]. Ces composantes liées au défaut sont couramment désignées sous le terme *interharmoniques*.

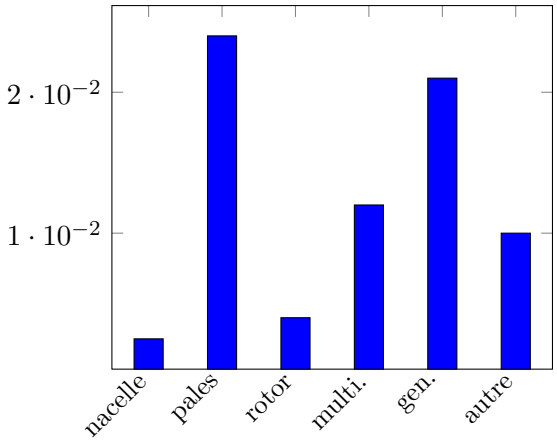
La figure 1.3 présente l'allure du signal de courant pour une machine saine et une machine défaillante présentant un défaut de roulement. Nous pouvons remarquer que le défaut de roulement introduit une nouvelle composante spectrale à 26 Hz et amplifie significativement la composante à 74 Hz. Pour détecter la présence de défaut, une technique naturelle consiste alors à détecter la présence des interharmoniques [30, 245, 27, 113]. Dans la littérature, la problématique de détection des interharmoniques est majoritairement traitée par des chercheurs issus du domaine de l'électrotechnique. Les algorithmes de détection sont le plus souvent composés de deux étapes. Dans un premier temps, des techniques issues du traitement du signal sont utilisées pour obtenir un meilleur espace de représentation du signal. Dans un second temps, des algorithmes exploitant ce nouvel espace de représentation sont utilisées pour détecter les interharmoniques.

Représentation du signal électrique

Les premières études dans le domaine CSA se sont intéressées à l'utilisation du périodogramme [30, 245, 83, 140, 79, 28, 21, 211, 114]. Bien que simple à mettre en œuvre, le périodogramme possède toutefois une résolution fréquentielle limitée. En effet, pour prendre en compte la non-stationnarité du signal, l'analyse du signal est réalisée le plus souvent sur une durée temporelle relativement courte. Lorsque les composantes liées au défaut sont situées à proximité de la composante fondamentale, le periodogramme ne permet alors plus de mettre en valeur les in-

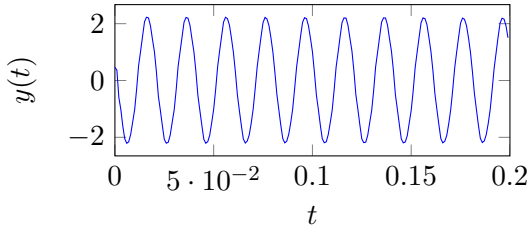


(a) Les principaux composants mécaniques et électriques d'une éolienne

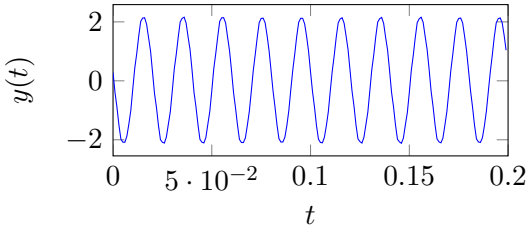


(b) Nombre moyen de remplacement de composants par année et par éolienne [88]

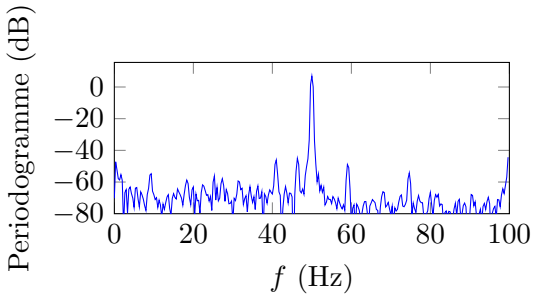
FIGURE 1.2 – Composants défectueux dans le cas d'une éolienne. Statistiques extraites du projet allemand "250 MW Wind" [88].



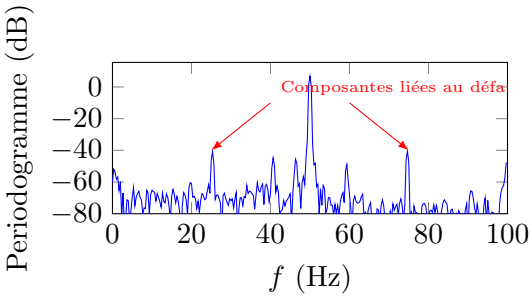
(a) Machine Saine : allure du courant



(b) Machine avec défaut : allure du courant



(c) Machine saine : Periodogramme



(d) Machine avec défaut : Périodogramme

FIGURE 1.3 – Allure des courants pour une machine saine et une machine avec un défaut de roulement

terharmoniques. Pour pallier ce problème, plusieurs auteurs se sont intéressés à l'utilisation de techniques d'analyse dites à "haute-résolution". Ces techniques reposent sur l'hypothèse *a priori* d'un modèle de signal particulier. À titre d'exemple, la littérature comporte plusieurs études basées sur l'algorithme de Prony [224, 225], l'algorithme MUSIC [31, 30, 150] ou l'algorithme ESPRIT [151, 265]. En parallèle, plusieurs études se sont intéressées à l'utilisation de techniques de traitement du signal non-stationnaires. Plus précisément, les premiers travaux se sont tout d'abord focalisés sur l'utilisation du spectrogramme [267, 30, 209] avant de migrer pro-

gressivement vers des techniques plus sophistiquées basées notamment sur des représentations quadratiques [34, 213, 214, 36, 76], des approches temps-échelle [30, 142, 71, 41, 156, 147] ou des techniques basées sur la décomposition modale empirique (EMD) [254, 90].

Détection de défaut

Concernant l'étape de détection, plusieurs auteurs ont proposé des critères empiriques principalement basés sur l'énergie des interharmoniques [83, 34, 36, 151]. La calibration du seuil de détection reste cependant le plus souvent de la responsabilité de l'opérateur. Pour éviter une étape de calibration manuelle, plusieurs études se sont intéressées à l'utilisation des techniques de Machine Learning. Ainsi, l'apport des réseaux de neurones artificiels de type perceptron multicouches pour la détection et la classification des défauts a été évaluée dans [111, 40, 116, 114]. D'autres auteurs ont également évalué l'apport des approches basées sur des Support Vector Machine (SVM) [259, 147, 4] ou des réseaux de neurones convolutifs [132]. L'apport de ces contributions est toutefois difficile à évaluer compte tenu de l'absence d'une base de données commune pour la comparaison des méthodes.

1.1.3 Positionnement Scientifique

En 1999, M. Benbouzid a publié l'un des premiers états de l'art sur le diagnostic des machines électriques par analyse du courant [31]. Lors de son recrutement à l'IUT de Brest en tant que Professeur des Universités, il a continué à développer cette thématique au sein du LBMS, devenu ensuite l'IRDL. Lors de mon arrivée au laboratoire en 2009, j'ai tout d'abord proposé de suivre une orientation scientifique proche de son axe de recherche en me focalisant sur l'utilisation de techniques de traitement du signal non-paramétrique pour la détection de défauts. Plus précisément, je me suis intéressé à l'utilisation des techniques de démodulation du courant statorique, approches motivées par plusieurs modélisations récentes du signal en présence de défauts [34, 35]. Ces travaux ont été réalisés dans le cadre de la thèse de Y. Amirat. Lors de cette thèse, nous avons évalué l'apport de techniques de démodulation de signaux mono-composants pour l'analyse du courant comme le démodulateur synchrone, la transformée de Hilbert et les opérateurs de Teager [100]. Nous avons également proposé dans l'IEEE Transactions on Industrial Electronics une technique de démodulation originale basée sur l'exploitation du signal triphasé [58]. En parallèle, je me suis intéressé à l'utilisation de techniques non-paramétriques temps-fréquence et temps-échelle pour le diagnostic en environnement non-stationnaire. Ces travaux ont été réalisés dans le cadre de la thèse d'E. Elbouchikhi et ont débouché sur plusieurs publications dans des conférences IEEE [39, 107] et dans deux journaux IEEE [92, 89]. Nos travaux portant sur l'utilisation des techniques non-paramétriques ne sont pas présentés dans ce chapitre car, même si ils présentent un intérêt sur le plan du génie électrique, ces travaux n'apportent néanmoins pas de contributions scientifiques en traitement du signal.

À partir de 2011, j'ai proposé de bifurquer en adoptant un positionnement original basé sur l'utilisation des approches paramétriques du traitement du signal. Au lieu d'importer des techniques classiques développées par la communauté du traitement du signal, j'ai proposé d'exploiter la particularité des signaux électriques pour élaborer de nouvelles techniques d'analyse ancrées dans la théorie de l'estimation et de la décision [144, 145]. Dans la littérature, l'approche paramétrique a été particulièrement utilisée pour traiter des problématiques d'analyse spectrale [237] ou de détection des angles d'arrivée dans le domaine Radar [154]. Toutefois, peu d'études se sont réellement intéressées à leur application aux signaux électriques. En 2011, ce positionnement me semblait pertinent pour deux raisons. D'une part, bien que les signatures fréquentielles liées à la présence d'un défaut étaient connues dès les années 2000 [30], ces signatures n'étaient que partiellement exploitées par la communauté du génie électrique pour élaborer des algo-

rithmes de détection. D'autre part, comme les signaux électriques peuvent être décrits par des modèles relativement simples (peu d'inconnues), l'approche paramétrique semblait à première vue parfaitement adaptée au problème CSA. Compte tenu de mon bagage scientifique, j'étais également convaincu de pouvoir apporter rapidement des contributions sur ce sujet. Ce positionnement scientifique fut initié lors de la thèse de Doctorat de E. Elbouchikhi, puis prolongé lors de la thèse de Y. Trachi. Ce chapitre résume nos contributions les plus importantes sur ce sujet.

1.2 Modèle de Signaux

Cette section présente le modèle de signal que nous avons utilisé dans nos études. Pour simplifier la présentation des techniques d'estimation, nous considérons ici, sauf indication contraire, que le signal est composé d'une somme de sinusoïdes complexes de la forme $e^{j\omega_l n}$. Même si en pratique le signal de courant est généralement réel, il est toutefois possible de se ramener à ce modèle en supprimant les fréquences négatives lors d'une phase de prétraitement [176]. Lorsque les artefacts liés à ce prétraitement ne sont pas acceptables, il est également possible d'étendre les techniques présentées au cas des signaux réels en "augmentant" la taille des matrices et des vecteurs en jeu (voir exemple dans la section portant sur la détection).

1.2.1 Modèle du courant statorique

Dans des conditions normales d'utilisation, le courant électrique peut être modélisé par une simple sinusoïde de fréquence $f_0 = 50$ Hz (ou 60 Hz). En pratique, le courant statorique peut toutefois présenter d'autres composantes fréquentielles. Ces composantes peuvent notamment être liées à la présence d'éléments non-linéaires sur le réseau électrique (harmoniques) ou à la présence de défauts de nature électriques ou mécaniques (interharmoniques). Dans ce contexte, le signal de courant peut être modélisé par une somme de sinusoïdes parasitée par une composante de bruit. En adoptant une notation complexe, nous obtenons :

$$z[n] = \sum_{l=1}^{L} c_l e^{j\omega_l n} + b[n] \tag{1.1}$$

où L désigne le nombre de composantes spectrales, $\omega_l = 2\pi f_l / F_s$ désigne les pulsations normalisées du signal par rapport à la fréquence d'échantillonnage F_s, c_l désigne les phaseurs complexes et $b[n]$ désigne les échantillons de bruit. En adoptant une écriture matricielle, le signal $\mathbf{z} \triangleq [z[0], \cdots, z[N-1]]^T$ peut se réexprimer sous la forme :

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})\mathbf{c} + \mathbf{b} \tag{1.2}$$

où

— $\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})$ est une matrice de Vandermonde de taille $N \times L$. Cette matrice est définie de la manière suivante :

$$\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega}) = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ e^{j\omega_1} & \vdots & e^{j\omega_L} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{j\omega_1(N-1)} & \cdots & e^{j\omega_L(N-1)} \end{bmatrix} \tag{1.3}$$

— $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \cdots, \omega_L]$ contient les L pulsations normalisées,

— $\mathbf{c} = [c_1, \cdots, c_L]^T$ est un vecteur colonne de taille L contenant les phaseurs complexes,
— $\mathbf{b} = [b[0], \cdots, b[N-1]]^T$ est un vecteur colonne de taille N contenant les échantillons de bruit.

Le modèle (1.3) bénéficie d'une littérature riche en traitement du signal, motivée par de nombreuses applications en analyse spectrale [144, 237] et en radar (estimation DOA) [255]. En particulier, la problématique d'estimation des paramètres "non-linéaires" $\boldsymbol{\omega}$ et des paramètres "linéaires" a suscité une attention particulière dans les milieux académiques à partir des années 70. Pour estimer ces paramètres, plusieurs techniques ont été développées avec pour objectif d'obtenir le meilleur compromis entre les performances statistiques, la robustesse de l'estimateur et la complexité calculatoire. En parallèle, des travaux théoriques ont permis de mieux comprendre l'influence des paramètres du signal sur les performances des estimateurs. En particulier, plusieurs études ont permis d'élaborer des bornes d'estimation (bornes de Cramér-Rao [255], Barankin [24, 152], Ziv-Zakai [276] etc). Même si le modèle (1.3) présente l'intérêt d'être général, il est toutefois surprenant de constater que peu d'études exploitent la présence d'une éventuelle structure de $\boldsymbol{\omega}$ pour améliorer les performances d'estimation. A titre d'exemple, dans le cas des signaux de courant, les phénomènes physiques ont tendance à introduire des composantes fréquentielles pour lesquelles les pulsations $\boldsymbol{\omega}$ possèdent une structure particulière. Ces signatures sont présentées dans la sous-section suivante.

1.2.2 Modèle des fréquences

Dans cette sous-section, nous présentons la structure des composantes $\boldsymbol{\omega}$ dans le cas des signaux de courant. En particulier, nous montrons qu'il est possible de modéliser simplement le vecteur $\boldsymbol{\omega}$ à partir des combinaisons linéaires de 2 paramètres.

Classification des fréquences

Dans le cas des machines électriques, les composantes fréquentielles peuvent être classées en trois catégories en fonction de leur origine physique. Ces catégories sont définies ci-dessous.

— **Composante fondamentale ($f \in \Omega_0$)** : Dans le cas d'une machine électrique idéale, le courant statorique peut être modélisé par une sinusoïde de fréquence f_0 Hz où f_0 est imposé par le réseau électrique. En Europe, en Asie, en Afrique et dans une partie de l'Amérique Latine, la fréquence fondamentale est fixée à $f_0 = 50$ Hz. Dans le reste du monde, la fréquence est fixée à 60 Hz. En pratique, la fréquence fondamentale f_0 peut toutefois varier légèrement aux alentours de la fréquence nominale en présence de fluctuations sur le réseau c-à-d

$$f_0 \approx 50 \text{ Hz (ou 60 Hz)}. \tag{1.4}$$

Notons que des écarts de quelques dixièmes d'Hz par rapport à f_0 sont peu fréquents [247].

— **Composantes Harmoniques ($f \in \Omega_u$)** : Les harmoniques sont des composantes produites par des charges non-linéaires sur le réseau. Mathématiquement, ces composantes sont situées aux fréquences

$$f = kf_0 \tag{1.5}$$

où $k \in \mathbb{Z}^*$. Remarquons que généralement, les charges du réseau sont symétriques. Dans ce contexte, il est possible de montrer que les harmoniques de rang pair $k = 2q$ sont

nécessairement nulles ($q \in \mathbb{Z}^*$) [37].

— **Composantes Inter-harmoniques ($f \in \Omega_v$)** : Les machines électriques peuvent présenter différents types de défauts : cassure de barres, défaut d'excentricité, défaut de roulement. Chaque défaut modifie le comportement mécanique de la machine et, par conséquent, le spectre du courant électrique. Généralement, ces défauts introduisent de nouvelles composantes situées aux fréquences suivantes :

$$f = f_0 + k f_c \tag{1.6}$$

où $k \in \mathbb{Z}^*$ et f_c désigne la fréquence caractéristique du défaut. La fréquence f_c dépend du type de défaut et des caractéristiques de la machine. Trois types de défauts sont couramment considérés dans la littérature : les cassures de barres, les défauts d'excentricité et les défauts de roulement [30].

— Cassure de barres. En présence de cassure de barres, la fréquence f_c s'exprime sous la forme :

$$f_c = 2 f_0 s \tag{1.7}$$

où f_0 désigne la fréquence fondamentale et $s \in \mathbb{R}^+$ le glissement de la machine.

— Excentricité. En présence d'excentricité statique, la fréquence f_c s'exprime sous la forme :

$$f_c = f_0 \left(\frac{1 - s}{p} \right) \tag{1.8}$$

où f_0 désigne la fréquence fondamentale, $s \in \mathbb{R}^+$ le glissement de la machine et $p \in \mathbb{N}^+$ le nombre de paires de pôles de la machine.

— Défauts de roulement. En présence de défauts de roulement, la fréquence f_c s'exprime sous la forme :

$$f_c = \alpha n_b f_r \tag{1.9}$$

où f_r désigne la fréquence de rotation du rotor, n_b le nombre de billes du roulement et α est un coefficient lié à la localisation du défaut ($\alpha = 0.6$ pour un défaut au niveau de la bague interne et $\alpha = 0.4$ pour un défaut au niveau de la bague externe).

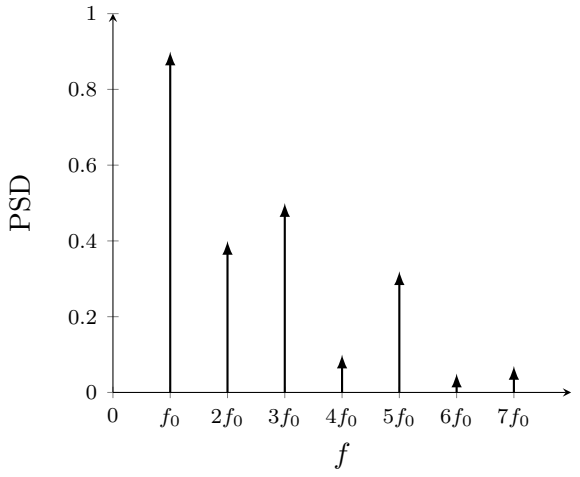
Modélisation matricielle des fréquences

Dans le contexte des signaux de courant, les pulsations normalisées $\boldsymbol{\omega}$ peuvent s'exprimer de manière synthétique à partir de K paramètres $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^K$ avec $K \ll L$. En remarquant que la plupart des signatures sont décrites par une relation linéaire, nous proposons la modélisation suivante :

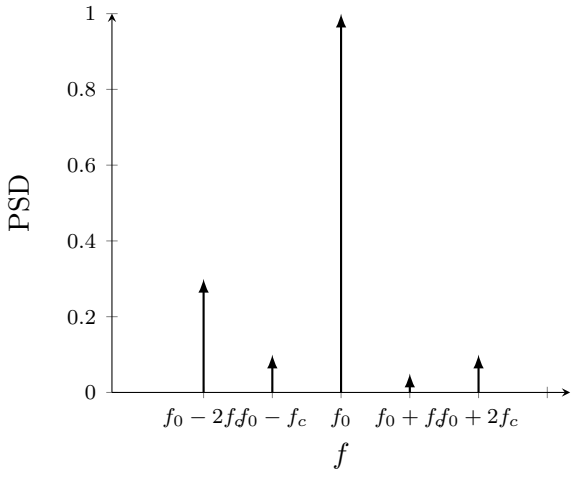
$$\boldsymbol{\omega} = \mathbf{A}\boldsymbol{\theta} \tag{1.10}$$

où $\boldsymbol{\omega}$ désigne les pulsations normalisées, $\mathbf{A}$ est une matrice de taille L et $\boldsymbol{\theta}$ contient les paramètres des fréquences.

Dans la littérature, le modèle de spectre qui a suscité le plus d'attention est le modèle de spectre harmonique pour lequel $\boldsymbol{\theta} = f_0$ [186, 160, 48]. Le modèle de spectre harmonique a notamment été utilisé dans le cadre de l'analyse des sons musicaux [72] ou des signaux électriques



(a) Modèle de fréquences harmoniques ($f_k = kf_0$ avec $k \in \mathbb{N}$)



(b) Modèle de fréquences interharmonique symétrique ($f_k = f_0 + kf_c$ avec $k \in \mathbb{N}$)

FIGURE 1.4 – Allure du spectre dans le cas d'un modèle de fréquences harmoniques (a) et d'un modèle de fréquences interharmoniques symétriques (b).

[73]. À titre d'illustration, un exemple de spectre harmonique est présenté dans la figure 1.4a. Le modèle de spectre harmonique est toutefois mal adapté au contexte du diagnostic des machines électriques car l'information liée à la présence d'un défaut est portée par les interharmoniques.

Dans la plupart de nos études, nous avons considéré le cas où les interharmoniques sont placées de manière symétrique par rapport à f_0. En négligeant la contribution des harmoniques, les fréquences sont alors décrites par le modèle : $\boldsymbol{\omega} = \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}$ où $\boldsymbol{\theta} = [f_0, f_c]^T$ et

$$\mathbf{A} \triangleq \left(\frac{2\pi}{F_s}\right) \times \begin{bmatrix} 1 & -L_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & L_1 \end{bmatrix} \tag{1.11}$$

A titre d'illustration, la figure 1.4b présente l'allure d'un spectre interharmonique symétrique. Notons qu'il est possible d'étendre facilement ce modèle de spectre au cas des signaux possédant des harmoniques ou des interharmoniques placées de manière non symétrique par rapport à la fréquence fondamentale.

1.3 Estimation spectrale Paramétrique

Les techniques d'analyse spectrale basées sur des approches paramétriques reposent sur un modèle de signal particulier. L'analyse spectrale est alors traitée comme une problématique d'estimation des paramètres du modèle. L'estimation spectrale paramétrique est une problématique bien couverte dans la littérature en traitement du signal [237]. Toutefois, les travaux disponibles présupposent le plus souvent que les fréquences du signal sont complètement libres sans structure particulière ou qu'elles possèdent une structure purement harmonique [186, 160, 72, 73]. Dans le cas des signaux harmoniques, l'ensemble des fréquences est paramétré par une seule inconnue ($K = 1$) : la fréquence fondamentale f_0. Dans ce chapitre, nous généralisons cette problématique d'estimation dans le cas où les fréquences sont paramétrés par K inconnues avec

une attention particulière pour le cas des spectres interharmoniques symétriques ($K = 2$). Par rapport à la problématique d'estimation spectrale classique, la problématique d'estimation dans le cas de fréquences paramétrées présente plusieurs avantages. D'une part, sur le plan statistique, le fait de rechercher un nombre réduit de paramètres permet d'améliorer les performances d'estimation. D'autre part, cette recherche dans un espace limité permet de réduire la complexité calculatoire.

Mathématiquement, le signal de courant peut s'exprimer sous la forme :

$$\mathbf{z} = \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{c} + \mathbf{b} \tag{1.12}$$

où

— $\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}) \triangleq \mathbf{H}(\mathbf{A}\boldsymbol{\theta})$ correspond à la matrice $\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})$ paramétrée par rapport à $\boldsymbol{\theta} = [f_0, f_c]^T$,

— $\mathbf{c} = [c_{-L_1}, \cdots, c_{L_1}]^T$ est un vecteur colonne de taille L contenant les phaseurs complexes. En particulier, l'élément placé au centre du vecteur $\mathbf{c}$ correspond au phaseur complexe associé à la fréquence fondamentale f_0.

Dans cette section, nous montrons comment estimer $\boldsymbol{\Omega} = [\boldsymbol{\theta}^T, \mathbf{c}^T]^T$ à partir du signal $\mathbf{z}$. Remarquons que pour estimer $\mathbf{z}$, notre modèle considère implicitement que les phaseurs complexes et les fréquences restent fixes pendant N échantillons. Lorsque la vitesse ou la charge de la machine varie dans le temps, le signal devient non stationnaire et, par conséquent, cette hypothèse n'est plus vérifiée. Néanmoins, en prenant une valeur de N relativement faible, il est généralement possible de se ramener à un modèle de signal quasi-stationnaire.

1.3.1 Bornes de Cramér-Rao

Dans cette partie, nous montrons que l'exploitation de la structure fréquentielle permet d'améliorer les performances d'estimation. Les performances d'estimation sont le plus souvent évaluées via l'erreur quadratique moyenne $E[(\boldsymbol{\Omega} - \widehat{\boldsymbol{\Omega}})^2]$ où $\widehat{\boldsymbol{\Omega}}$ désigne l'estimateur de $\boldsymbol{\Omega} = [\boldsymbol{\theta}^T, \mathbf{c}^T]^T$. Lorsque l'estimateur est non-biaisé, l'erreur quadratique est bornée par $E[(\boldsymbol{\Omega} - \widehat{\boldsymbol{\Omega}})^2] \geq \mathrm{CRB}[\boldsymbol{\Omega}]$ où $\mathrm{CRB}[\boldsymbol{\Omega}]$ désigne la borne de Cramér-Rao (CRB) de $\boldsymbol{\Omega}$ [144]. Concernant la problématique d'estimation, nous nous sommes plus spécifiquement intéressés à l'expression de la borne de Cramér-Rao des paramètres non-linéaires $\boldsymbol{\theta}$. En utilisant le résultat présenté dans [255, Section 8.230], il est possible d'établir que la borne de Cramér Rao du vecteur $\boldsymbol{\theta}$ s'exprime sous la forme

$$\mathrm{CRB}[\boldsymbol{\theta}] = \frac{\sigma^2}{2}\left[\Re e(\mathbf{J}^H(\boldsymbol{\Omega})\mathbf{P}^{\perp}_{\mathbf{H}}(\boldsymbol{\omega})\mathbf{J}(\boldsymbol{\Omega})\right]^{-1} \tag{1.13}$$

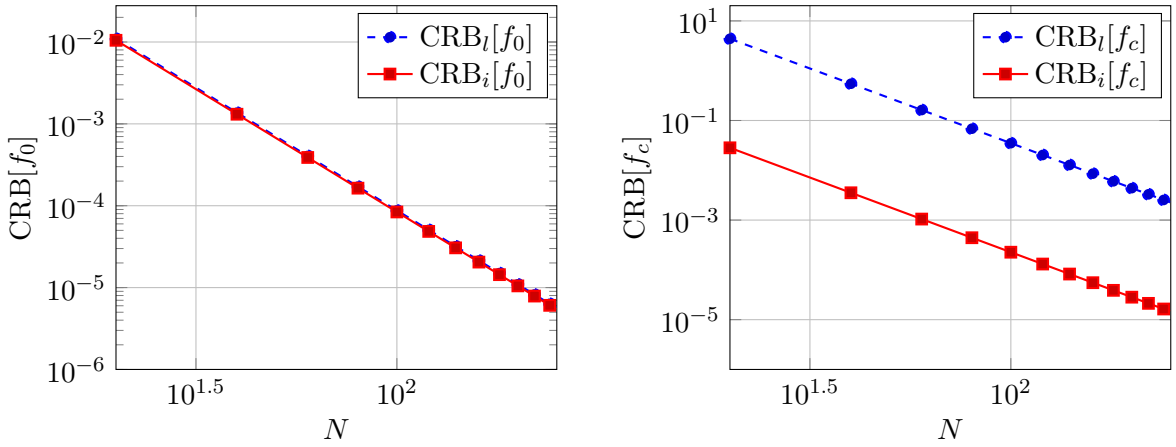
— $\mathbf{P}^{\perp}_{\mathbf{H}}(\boldsymbol{\omega}) \triangleq \mathbf{I} - \mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})(\mathbf{H}^H(\boldsymbol{\omega})\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega}))^{-1}\mathbf{H}^H(\boldsymbol{\omega})$ est le projecteur orthogonal sur le noyau de $\mathbf{H}^H(\boldsymbol{\omega})$.

— $\mathbf{J}(\boldsymbol{\Omega}) = j\mathbf{D}\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})\mathbf{M}$ où $\mathbf{D} = \mathrm{diag}([0, \cdots, N-1])$ et

$$\mathbf{M} \triangleq [\mathbf{a}_1 \circ \mathbf{c} \ \cdots \mathbf{a}_K \circ \mathbf{c}] = \begin{bmatrix} a_{1,1}c_1 & a_{2,1}c_1 & \cdots & a_{K,1}c_1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{1,L}c_L & a_{2,L}c_L & \cdots & a_{K,L}c_L \end{bmatrix} \tag{1.14}$$

où $a_{l,u}$ correspond à l'élément de $\mathbf{A}$ localisé sur la ligne l et sur la colonne u, $\mathbf{a}_u$ correspond à la colonne u de $\mathbf{A}$, et $\circ$ désigne le produit d'Hadamard.

L'évaluation de la borne de Cramér-Rao nécessite le calcul de plusieurs inversions matricielles. L'expression de cette borne peut être approximée lorsque $N \gg 1$. En effet en utilisant le fait que $\lim_{N\to\infty} \frac{1}{N^{k+1}} \sum_{n=0}^{N-1} n^k e^{j\omega n} = \frac{1}{k+1}\delta(\omega)$ [238], où $\delta(\omega)$ correspond au symbole de



(a) Borne de Cramér-Rao : CRB$[f_0]$ (b) Borne de Cramér-Rao : CRB$[f_c]$

FIGURE 1.5 – Evolution des bornes de Cramér-Rao approchées en fonction du nombre d'échantillons N pour le modèle de fréquences libres CRB$_l[.]$ et pour le modèle de fréquences interharmoniques symétriques CRB$_i[.]$ ($f_0 = 60.6$ Hz, $f_c = 3.4$ Hz, $L_1 = 2$, $F_s = 720$ Hz, SNR $= 10$ dB, $\sigma^2 = 0.0011$, $\mathbf{c} = \mathbf{D}_\phi \times [0.3, 0.1, 1, 0.05, 0.1]^T$ où $\mathbf{D}_\phi = \text{diag}([e^{j\phi_0}, \cdots, e^{j\phi_5}])$).

Kronecker, il est possible de démontrer que $\mathbf{H}^H(\boldsymbol{\omega})\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega}) \approx N\mathbf{I}$, $\mathbf{H}^H(\boldsymbol{\omega})\mathbf{D}\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega}) \approx \frac{N^2}{2}\mathbf{I}$, et $\mathbf{H}^H(\boldsymbol{\omega})\mathbf{D}^2\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega}) \approx \frac{N^3}{3}\mathbf{I}$ où $\mathbf{I}$ est la matrice identité. Par conséquent,

$$\text{CRB}[\boldsymbol{\theta}] \approx \frac{6\sigma^2}{N^3}\left[\Re e(\mathbf{M}^H\mathbf{M})\right]^{-1}. \tag{1.15}$$

où la matrice $\mathbf{M}$ est définie dans l'équation (1.14). Les éléments diagonaux de CRB$[\boldsymbol{\theta}]$ correspondent aux bornes de Cramer-Rao de $\boldsymbol{\theta}$. Lorsque les fréquences ne possèdent aucune structure particulière, $\mathbf{M} = (2\pi/F_s)\,\text{diag}(\mathbf{c})$ et la borne de Cramér-Rao se simplifie sous la forme connue suivante [237].

Proposition 1 (Modèle libre)**.** *Lorsque les fréquences ne possèdent aucune structure particulière, la borne de Cramér-Rao de la fréquence f_k s'exprime sous la forme*

$$CRB_l[f_k] = \left(\frac{3F_s^2\sigma^2}{2\pi^2N^3}\right)\frac{1}{|c_k|^2} \tag{1.16}$$

Dans le cas du modèle de spectre interharmonique symétrique, il est également possible d'obtenir une expression explicite pour les bornes des paramètres f_0 et f_c. En effet, la matrice $\mathbf{M}^H\mathbf{M}$ est de taille 2×2 et ne contient que des éléments réels. Après quelques calculs, nous obtenons la proposition suivante.

Proposition 2 (Modèle interharmonique symétrique)**.** *Les bornes de Cramér-Rao de f_0 et f_c sont respectivement données par*

$$CRB_i[f_0] = \left(\frac{3F_s^2\sigma^2}{2\pi^2N^3}\right)\frac{\gamma_2}{\gamma_0\gamma_2 - \gamma_1^2} \tag{1.17}$$

$$CRB_i[f_c] = \left(\frac{3F_s^2\sigma^2}{2\pi^2N^3}\right)\frac{\gamma_0}{\gamma_0\gamma_2 - \gamma_1^2} \tag{1.18}$$

où γ_k dépend uniquement du module des phaseurs complexes et est défini par :

$$\gamma_k = \sum_{l=-L_1}^{L_1} l^k|c_k|^2 \tag{1.19}$$

A titre d'exemple, la figure 1.5 présente l'allure des bornes de Cramér-Rao $\mathrm{CRB}_l[f_k]$, $\mathrm{CRB}_i[f_0]$ et $\mathrm{CRB}_i[f_c]$ en fonction de N. Pour les signaux électriques, la composante fondamentale est généralement prépondérante et l'utilisation de la structure fréquentielle ne permet pas d'améliorer significativement les performances d'estimation de f_0. A l'inverse, l'exploitation de la structure fréquentielle permet une amélioration importante des performances d'estimation de la fréquence caractéristique du défaut f_c. Plus précisément, nous obtenons pour les valeurs utilisées $\gamma_0 = 1.1125$, $\gamma_1 = -0.1675$ et $\gamma_2 = 0.4125$. Par conséquent, le rapport $\mathrm{CRB}_i[f_0]/\mathrm{CRB}_l[f_0] = 0.957 \approx 1$ pour f_0 alors que $\mathrm{CRB}_i[f_c]/\mathrm{CRB}_l[f_c] = 0.0065 \ll 1$ pour f_c.

1.3.2 Approche par Maximum de Vraisemblance

Dans [97], nous avons utilisé une approche par Maximum de Vraisemblance (MV) pour estimer les paramètres du modèle. Par rapport aux autres techniques, cette approche présente l'avantage de posséder des performances statistiques asymptotiquement optimales lorsque $N \to \infty$ ou lorsque $\sigma^2 \to 0$ [144, 237, 215]. L'estimateur par MV de $\boldsymbol{\Omega}$ s'obtient en maximisant la fonction de vraisemblance du signal $p(\mathbf{z}; \boldsymbol{\Omega})$ [144]. En exploitant le fait que la fonction logarithme est monotone et croissante, l'estimateur de $\boldsymbol{\Omega}$ peut également s'obtenir de la manière suivante :

$$\widehat{\boldsymbol{\Omega}} = \arg\max_{\boldsymbol{\Omega}} \log\left(p(\mathbf{z}; \Omega)\right) \tag{1.20}$$

Dans le cas où le bruit additif est Gaussien de moyenne nulle et de variance $\sigma^2\mathbf{I}$ c-à-d $\mathbf{b} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I}_N)$, l'estimateur du maximum de vraisemblance est équivalent à l'estimateur des moindres carrés. Les paramètres $\boldsymbol{\Omega} = [\boldsymbol{\theta}^T, \mathbf{c}^T]^T$ s'obtiennent alors de la manière suivante :

$$\widehat{\boldsymbol{\Omega}} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta},\mathbf{c}} \|\mathbf{y} - \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{c}\|^2 \tag{1.21}$$

Pour ce modèle particulier, Golub et Pereyra ont démontré que la minimisation des moindres carrés peut être découplée [123]. L'estimation des paramètres s'obtient alors en deux temps de la manière suivante :

1. Estimation des pulsations $\boldsymbol{\theta}$ via la maximisation de la fonction de coût :

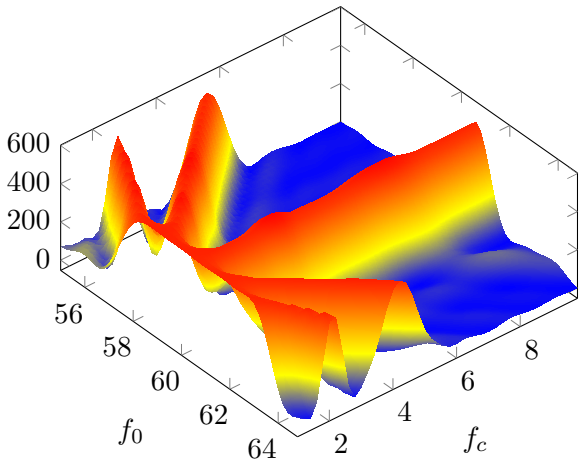
$$\mathcal{C}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{y}^H \mathbf{P}_{\mathbf{G}}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{y} \tag{1.22}$$

   où $\mathbf{P}_{\mathbf{G}}(\boldsymbol{\theta}) \triangleq \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{G}^{\dagger}(\boldsymbol{\theta})$ correspond au projecteur orthogonal sur le noyau de $\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})$ et $\mathbf{G}^{\dagger}(\boldsymbol{\theta}) = (\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}))^{-1}\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})$ désigne la pseudo-inverse de $\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})$.

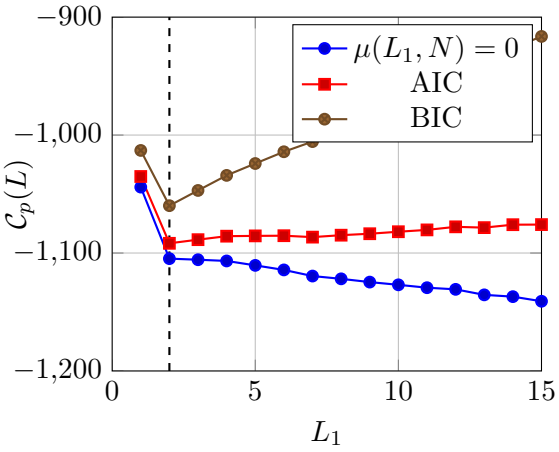
2. Estimation des phaseurs stationnaires $\mathbf{c}$ par moindres carrés en remplaçant $\boldsymbol{\theta}$ par son estimé c-à-d :

$$\widehat{\mathbf{c}} = \mathbf{G}^{\dagger}(\widehat{\boldsymbol{\theta}})\mathbf{y} \tag{1.23}$$

Concernant l'implémentation de l'estimateur par MV, l'étape la plus difficile concerne la recherche des paramètres non-linéaires $\boldsymbol{\theta}$. Dans le cas des spectres interharmoniques symétriques, le vecteur $\boldsymbol{\theta}$ ne contient que deux éléments. Pour maximiser la fonction de coût, il est possible d'utiliser des techniques d'optimisation en deux temps. Tout d'abord, une estimation grossière de f_0 et f_c est obtenue via un algorithme de *grid search* puis, dans un second temps, une étape de raffinement est utilisée pour affiner l'estimation (méthode de Nelder-Mead, algorithme de Newton, etc.). Notons qu'en pratique la valeur de f_0 reste proche de la fréquence fondamentale nominale ce qui facilite considérablement l'étape de recherche des paramètres. A titre d'illustration, la figure 1.7a présente l'allure de la fonction de coût $\mathcal{C}(\boldsymbol{\theta})$ pour un signal de paramètres $f_0 = 60.6$ Hz, $f_c = 3.4$ Hz et $L_1 = 2$.



(a) Fonction de coût $\mathcal{C}(\boldsymbol{\theta})$ pour un modèle de fréquences interharmoniques symétriques ($\boldsymbol{\theta} = [f_0, f_c]^T$, $L_1 = 2$).



(b) Estimation du nombre d'interharmoniques L_1 pour un modèle de fréquences interharmoniques symétriques.

FIGURE 1.6 – Estimation par MV des fréquences f_0 et f_c et estimation de l'ordre du modèle ($f_0 = 60.6$ Hz, $f_c = 3.4$ Hz, $L_1 = 2$, $F_s = 720$ Hz, $N = 500$ échantillons, SNR = 10 dB).

Notons qu'en pratique, l'utilisation de l'estimateur par MV nécessite la connaissance *a priori* du nombre de composantes fréquentielles. Lorsque L_1 est inconnu, il est toutefois possible de l'estimer en évaluant la variance du bruit résiduel $\widehat{\sigma}_2(L_1) = \frac{1}{N}\|\mathbf{y} - \mathbf{G}(\widehat{\boldsymbol{\theta}})\widehat{\mathbf{c}}\|^2$ pour différentes valeurs de L_1. L'estimateur de L_1 correspond alors à la valeur offrant le meilleur compromis entre la réduction de la variance du bruit résiduel et la parcimonie du modèle. Mathématiquement, cette approche conduit naturellement à l'estimateur suivant [239] :

$$\widehat{L}_1 = \arg\min_{L_1} N \log(\widehat{\sigma}_2(L_1)) + \mu(L_1, N) \tag{1.24}$$

où $\mu(L, N)$ correspond à un terme de pénalité permettant d'encourager la parcimonie du modèle. Plusieurs termes de pénalité ont été proposés en littérature [239]. Ces termes de pénalité sont principalement basés sur des critères d'information théorique. Dans nos travaux, nous nous sommes plus particulièrement intéressés à l'utilisation des deux critères d'information théorique suivants [250].

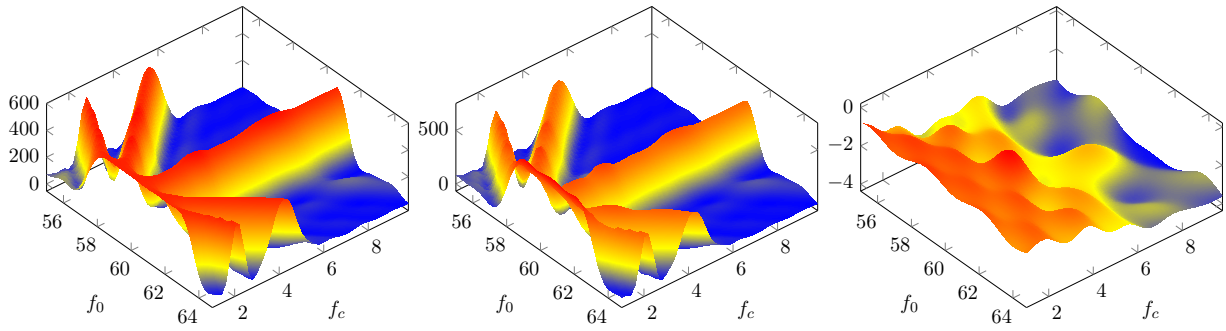
— Akaike Information Criterion (AIC) : $\mu(L_1, N) = n$ où n désigne le nombre de paramètres réels à estimer. Pour le modèle considéré, le nombre de paramètres à estimer est égal à $n = 2(2L_1 + 1) + 3$. Pour le modèle considéré, nous obtenons :

$$\mu(L_1, N) = \mu(L_1) = 2 \times (2L_1 + 1) + 3. \tag{1.25}$$

— Bayesian Information Criterion (BIC) : $\mu(L_1, N) = n \log(N_r)$ où N_r désigne le nombre d'échantillons réels. Ainsi :

$$\mu(L_1, N) = (2 \times (2L_1 + 1) + 3) \log(2N). \tag{1.26}$$

La figure 1.6b présente l'allure des fonctions de coût pénalisées en fonction de l'hypothèse de l'ordre du modèle pour $L_1 = 2$. Nous observons que, sans pénalité ($\mu(L_1, N) = 0$), l'ordre du modèle est surestimé. En encourageant la parcimonie du modèle, les critères AIC et BIC permettent d'estimer correctement L_1. Notons que cette approche présente toutefois l'inconvénient d'être relativement lourde en calcul puisque, pour chaque valeur de L_1, l'ensemble des paramètres doit être réestimé. Dans [250], nous avons proposé une approche alternative basée sur



(a) Maximum de Vraisemblance (b) Periodogramme (c) 2D MUSIC

FIGURE 1.7 – Allure des Fonctions de coût ($f_0 = 60.6$ Hz, $f_c = 3.4$ Hz, $L_1 = 2$, $F_s = 720$ Hz, $N = 500$ échantillons, SNR = 10 dB).

la structure des valeurs propres de la matrice de covariance des signaux reçus [258]. Néanmoins, contrairement à l'estimateur présenté dans l'équation (1.24), cette approche à faible complexité calculatoire ne permet pas d'exploiter la structure d'un modèle de fréquences particulier.

1.3.3 Approche basée sur les périodogrammes cumulés

Pour estimer les paramètres $\boldsymbol{\theta}$, l'approche par MV est basée sur la maximisation de la fonction de coût $\mathcal{C}(\boldsymbol{\theta})$. L'évaluation de la fonction de coût nécessite d'inverser la matrice $\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})$. Cette inversion a un impact important sur la complexité calculatoire de la méthode. De plus, pour des valeurs de L_1 élevées, son calcul nécessite l'utilisation de librairies d'algèbre linéaire telles que la librairie LAPACK [15]. Lorsque $N \gg 1$, il est cependant possible d'approcher cette matrice et son inverse respectivement par $\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}) \approx N\mathbf{I}_N$ et $(\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}))^{-1} \approx \frac{1}{N}\mathbf{I}_N$. En utilisant cette approximation, l'estimateur approché des paramètres $\boldsymbol{\theta}$ s'obtient en maximisant la fonction de coût :

$$\mathcal{C}_a(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{N}\|\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})\mathbf{y}\|^2 \tag{1.27}$$

Pour le modèle fréquentiel interharmonique symétrique, nous avons montré dans [97] que cette fonction peut se réexprimer en fonction du périodogramme du signal $\mathbf{z}$, défini par :

$$\mathcal{P}_{\mathbf{z}}(f) \triangleq \frac{1}{N}\left|\sum_{n=0}^{N-1} z[n]e^{-2j\pi f\frac{n}{F_s}}\right|^2 \tag{1.28}$$

Pour $N \gg 1$, la fonction de coût approximée s'exprime en effet comme une somme de périodogrammes évalués aux fréquences $f_0 + lf_c$:

$$\mathcal{C}_a(f_0, f_c) = \sum_{l=-L}^{L} \mathcal{P}_{\mathbf{z}}(f_0 + lf_c) \tag{1.29}$$

A titre d'exemple, les figures 1.7a et présentent l'allure de la fonction de coût exacte (MV) et celle obtenue à partir des périodogrammes cumulés. L'approche basée sur les périodogrammes cumulés présente des performances statistiques proches du MV lorsque N est élevée, toutefois ses performances statistiques se dégradent significativement lorsque la fréquence f_c est proche de 0 Hz ou lorsque N est petit.

1.3.4 Approche basée sur l'algorithme 2D-MUSIC

Les approches basées sur les sous-espaces sont souvent utilisées comme des alternatives efficaces au MV. Par rapport au MV, ces approches possèdent une complexité calculatoire généralement moindre tout en possédant des performances statistiques relativement correctes. Pour estimer les paramètres $\boldsymbol{\theta}$, nous avons proposé dans [102] un algorithme basé sur la structure du sous-espace bruit. Pour exploiter la structure du sous-espace bruit, nous avons utilisé une généralisation de l'algorithme Harmonic-MUSIC initialement proposé dans [72]. Par rapport à l'algorithme MUSIC original, notre extension repose sur l'exploitation de la structure des colonnes de la matrice $\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})$. Ainsi, au lieu d'utiliser une fonction de coût basée sur la projection d'une seule colonne, l'algorithme projette directement un ensemble de K colonnes sur le sous-espace bruit.

Considérons la matrice $\mathbf{Z}$ de taille $M \times (N-M)$ obtenue en concatenant horizontalement des portions du signal $\mathbf{z}$ de taille M. Pour estimer les paramètres $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$, il est alors possible de procéder de la manière suivante :

$$\{\widehat{\boldsymbol{\theta}}, \widehat{\mathbf{X}}\} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta},\mathbf{X}} \|\mathbf{Z} - \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{X}\|_F^2 \tag{1.30}$$

où $\|.\|_F$ désigne la norme de Frobenius et où, par abus de notation, la matrice $\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})$ possède $M < N$ lignes. Il est possible de montrer que la minimisation de la fonction de coût s'obtient tout d'abord en recherchant le vecteur $\boldsymbol{\theta}$ [123]. Le vecteur $\boldsymbol{\theta}$ s'obtient en minimisant la fonction $\mathbf{tr}[\mathbf{P}_{\mathbf{G}}^{\perp}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{R}_y]$ où $\mathbf{tr}[.]$ désigne l'opérateur Trace, $\mathbf{P}_{\mathbf{G}}^{\perp}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{I}_M - \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{G}^{\dagger}(\boldsymbol{\theta})$ est le projecteur orthogonal sur le noyau de $\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})$, et $\mathbf{R}_y$ correspond à la matrice de covariance estimée définie par $\mathbf{R}_y \triangleq \frac{1}{N-M}\mathbf{Z}\mathbf{Z}^H$.

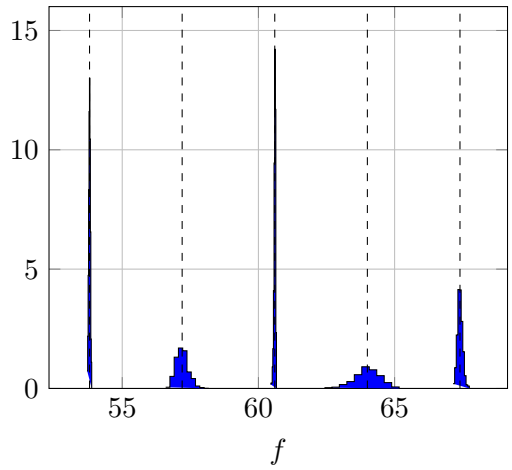
Le projecteur orthogonal s'exprime sous la forme $\mathbf{P}_{\mathbf{G}}^{\perp}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{U}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{U}^H(\boldsymbol{\theta})$ où $\mathbf{U}(\boldsymbol{\theta})$ est une base orthonormale du noyau de $\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})$ c-à-d $\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})\mathbf{U}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{0}$. Au lieu de rechercher directement $\boldsymbol{\theta}$, l'algorithme MUSIC recherche tout d'abord à estimer la base orthonormale $\mathbf{U}(\boldsymbol{\theta})$ à partir de la matrice de covariance $\mathbf{R}_y$. Ensuite, l'estimation de $\boldsymbol{\theta}$ s'obtient en exploitant la propriété $\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})\mathbf{U}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{0}$. En pratique, un estimateur classique de $\mathbf{U}(\boldsymbol{\theta})$, noté $\widehat{\mathbf{U}} = [\widehat{\mathbf{u}}_1, \cdots, \widehat{\mathbf{u}}_{M-L}]$, s'obtient en conservant les vecteurs propres associés au $M-L$ plus petites valeurs propres de la matrice de covariance $\mathbf{R}_y$. L'estimation des paramètres $\boldsymbol{\theta}$ peut ensuite s'obtenir de la manière suivante :

$$\mathcal{C}_{MD}(\boldsymbol{\theta}) = \|\mathbf{G}^H(\boldsymbol{\theta})\widehat{\mathbf{U}}\|_F^2 \tag{1.31}$$

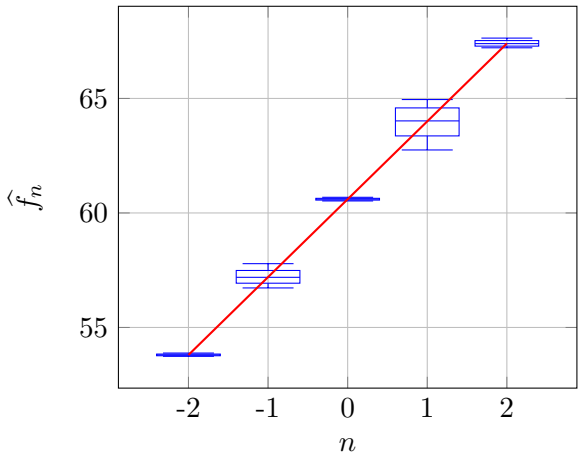
Remarquons que, pour le cas des signaux possédant un modèle de fréquences interharmoniques symétriques, cette fonction de coût peut également s'exprimer en fonction des périodogrammes des vecteurs propres $\widehat{\mathbf{u}}_k$ de la manière suivante :

$$\mathcal{C}_{2D}(f_0, f_c) = -\sum_{k=1}^{M-L}\sum_{l=-L}^{L} \mathcal{P}_{\widehat{\mathbf{u}}_k}(f_0 + l f_c) \tag{1.32}$$

où $\mathcal{P}_{\widehat{\mathbf{u}}_k}(f_0 + l f_c)$ désigne le périodogramme du vecteur propre $\widehat{\mathbf{u}}_k$. A titre d'illustration, la figure 1.7c présente l'allure de la fonction de coût $\mathcal{C}_{2D}(f_0, f_c)$. Par rapport à l'algorithme MUSIC original, cette approche possède l'inconvénient d'avoir une complexité calculatoire relativement importante car elle ne permet pas de découpler la recherche des paramètres non-linéaires. Pour cette raison, l'intérêt de l'approche KD-MUSIC reste relativement limitée en pratique. En effet, cette approche possède une complexité calculatoire comparable au MV tout en présentant des performances statistiques généralement inférieures.



(a) Estimation sans contrainte. Distribution des estimations des fréquences (algorithme ESPRIT)



(b) Estimation sous contrainte de f_0 et f_c (matrice $\mathbf{W}$ présentée dans l'équation (1.36)).

FIGURE 1.8 – Estimation des fréquences f_0 et f_c par renforcement de contraintes fréquentielles ($f_0 = 60.6$ Hz, $f_c = 3.4$ Hz, $L_1 = 2$, $F_s = 720$ Hz, $N = 240$ échantillons, SNR = 30 dB).

1.3.5 Approche par renforcement de contraintes fréquentielles

La problématique d'estimation spectrale peut également se reformuler comme une problématique d'estimation sous contraintes :

$$\{\widehat{\boldsymbol{\omega}}, \widehat{\mathbf{c}}\} = \arg\min_{\boldsymbol{\omega},\mathbf{c}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})\mathbf{c}\|^2 \; s.t \; \boldsymbol{\omega} = \mathbf{A}\boldsymbol{\theta} \tag{1.33}$$

Les approches précédentes exploitent directement la structure fréquentielle pour estimer le spectre du signal. Au lieu d'utiliser cette structure *a priori*, il est possible de renforcer cette structure *a posteriori*. Partant de cette idée, nous avons proposé dans [61] une technique d'estimation en deux étapes basée sur la recherche des paramètres $\boldsymbol{\omega}$ et $\mathbf{c}$ suivie du renforcement *a posteriori* de la contrainte fréquentielle $\boldsymbol{\omega} = \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}$.

1. **Optimisation du problème sans contrainte**. L'optimisation du problème sans contrainte peut être reformulé de la manière suivante :

$$\{\widehat{\boldsymbol{\omega}}, \widehat{\mathbf{c}}\} = \arg\min_{\boldsymbol{\omega},\mathbf{c}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})\mathbf{c}\|^2 \tag{1.34}$$

   Cette problématique bénéficie d'une excellente couverture en littérature [237]. Pour résoudre ce problème d'estimation, une solution élégante repose sur l'utilisation d'algorithmes basés sur la géométrie du sous-espace signal ou du sous-espace bruit comme ESPRIT [222] ou MUSIC [230, 23]. Ces algorithmes offrent des performances statistiques proches de celles du MV non contraint tout en ayant une complexité calculatoire relativement faible. En particulier, les algorithmes root-MUSIC et ESPRIT permettent d'obtenir une estimation des pulsations normalisées $\boldsymbol{\omega}$ sans avoir à optimiser une fonction de coût. Dans [249], nous avons effectué une comparaison de ces méthodes pour des applications CSA et montré l'avantage de l'algorithme TLS-ESPRIT.

2. **Renforcement des contraintes.** Lorsque les paramètres ω_l et c_l sont estimés, il est possible de renforcer les contraintes fréquentielles *a posteriori*. Un algorithme de renforcement *a posteriori* basé sur les moindres carrés pondérés a été présenté dans [160] pour

les signaux harmoniques. Il est possible de généraliser cette approche au cas $\widehat{\boldsymbol{\omega}} = \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}$. Les paramètres $\boldsymbol{\theta}$ s'obtiennent alors via l'expression :

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \|\widehat{\boldsymbol{\omega}} - \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}\|_{\mathbf{W}}^2 = \left(\mathbf{A}^T\mathbf{W}\mathbf{A}\right)^{-1}\mathbf{A}^T\mathbf{W}\widehat{\boldsymbol{\omega}} \tag{1.35}$$

où $\mathbf{W}$ désigne une matrice de pondération.

Remarquons que le choix de la matrice de pondération $\mathbf{W}$ dans l'étape 2 joue un rôle important sur les performances statistiques de la méthode. En effet, lors de l'étape d'estimation sans contrainte, toutes les pulsations ne sont pas estimées avec la même précision. Dans le cas d'un estimateur efficace, les bornes de Cramèr-Rao montrent en effet qu'une pulsation ω_l associée à une amplitude faible est moins bien estimée qu'une pulsation associée à une amplitude élevée. A titre d'illustration, la figure 1.8b présente la distribution des fréquences estimées obtenue à partir de simulations de Monte Carlo. Pour estimer f_0 et f_c, au lieu d'utiliser la matrice $\mathbf{W} = \mathbf{I}_L$, nous proposons d'utiliser la matrice suivante (voir [160]) :

$$\mathbf{W} = \mathrm{diag}(|c_{-L_1}|^2, \cdots, |c_{L_1}|^2) = \begin{bmatrix} |c_{-L_1}|^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & |c_{L_1}|^2 \end{bmatrix} \tag{1.36}$$

Cette matrice permet d'affecter plus de "poids" aux fréquences estimées associées à des amplitudes élevées. Remarquons qu'en pratique la valeur de c_k est inconnue est peut être remplacée par son estimée $\widehat{c}_k$. Un estimateur naturel de $\mathbf{c} = [c_{-L_1}, \cdots, c_{L_1}]^T$ est donné par $\widehat{\mathbf{c}} = \mathbf{H}^{\dagger}(\widehat{\boldsymbol{\omega}})\mathbf{z}$. Pour le modèle fréquentiel interharmonique symétrique, la matrice $\mathbf{A}^T\widehat{\mathbf{W}}\mathbf{A}$ est de taille 2×2. Les paramètres f_0 et f_c s'obtiennent simplement de la manière suivante :

$$\widehat{f_0} = \frac{F_s}{2\pi}\left(\frac{d_0\gamma_2 - d_1\gamma_1}{\gamma_2\gamma_0 - \gamma_1^2}\right) \tag{1.37a}$$

$$\widehat{f_c} = \frac{F_s}{2\pi}\left(\frac{d_1\gamma_0 - d_0\gamma_1}{\gamma_2\gamma_0 - \gamma_{10}^2}\right) \tag{1.37b}$$

où les grandeurs γ_k et d_k sont définies par :

$$\gamma_k = \sum_{l=-L_1}^{L_1} l^k |\widehat{c}_l|^2 \tag{1.38a}$$

$$d_k = \sum_{l=-L_1}^{L_1} \widehat{\omega}_l l^k |\widehat{c}_l|^2. \tag{1.38b}$$

Cet estimateur présente l'intérêt de pouvoir être "pluggé" *a posteriori* à un estimateur spectral classique.

1.3.6 Approche basée sur les Périodogrammes cumulés du signal résiduel

Le périodogramme reste la technique d'analyse spectrale la plus couramment utilisée. Cette approche est toutefois mal adaptée aux signaux de courant. En effet, les courants présentent une composante fondamentale prépondérante située à proximité de 50 ou 60 Hz et des interharmoniques potentiellement placées à proximité de cette composante. Lorsque l'estimation spectrale est réalisée à partir d'un nombre limité d'échantillons, l'influence du sinus cardinal peut masquer la présence des interharmoniques. De plus, la distinction entre les lobes secondaires (causés par la fondamentale) et les interharmoniques (causés par le défaut) peut devenir problématique

lorsque l'amplitude des interharmoniques est faible. Pour contourner ce problème, nous avons proposé une adaptation de la technique du périodogramme basée sur une suppression explicite de la composante fondamentale. Cette approche est comparable à l'algorithme de Matching Pursuit [172, 173].

Considérons la décomposition de $\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega}) = [\mathbf{h}(f_0), \mathbf{H}_1(f_0, f_c)]$ où $\mathbf{h}(f_0)$ correspond à la colonne centrale de $\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})$ associée à la fondamentale et $\mathbf{H}_1(f_0, f_c)$ contient les colonnes restantes associées aux interharmoniques [2]. Dans ce contexte, la problématique d'estimation peut se reformuler de la manière suivante :

$$\{\widehat{f}_0, \widehat{f}_c, \widehat{c}_0, \widehat{\mathbf{c}}_1\} = \arg \min_{f_0, f_c, c_0, \mathbf{c}_1} \|\mathbf{z} - \mathbf{h}(f_0)c_0 - \mathbf{H}_1(f_0, f_c)\mathbf{c}_1\|^2 \tag{1.39}$$

Pour estimer l'ensemble des paramètres, nous avons proposé de découpler la recherche de $\mathbf{h}(f_0)c_0$ et $\mathbf{H}_1(f_0, f_c)\mathbf{c}_1$. Cette technique originale est composée de 3 étapes.

1. **Estimation de la fréquence fondamentale**. L'estimation des paramètres de la fréquence fondamentale s'obtient en minimisant $\|\mathbf{z} - \mathbf{h}_0(f_0)c_0\|^2$ par rapport à f_0 et c_0. Cette minimisation revient à maximiser le périodogramme du signal par rapport à f_0 c-à-d :

$$\widehat{f}_0 = \arg \max_{f_0} \mathcal{P}_{\mathbf{z}}(f_0). \tag{1.40}$$

2. **Calcul du signal résiduel**. Le signal résiduel $\mathbf{r}$ s'obtient en soustrayant la composante fondamentale au signal d'origine c-à-d

$$\mathbf{r} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\widehat{f}_0)\widehat{c}_0 \tag{1.41}$$

où $\widehat{c}_0$ est donné par :

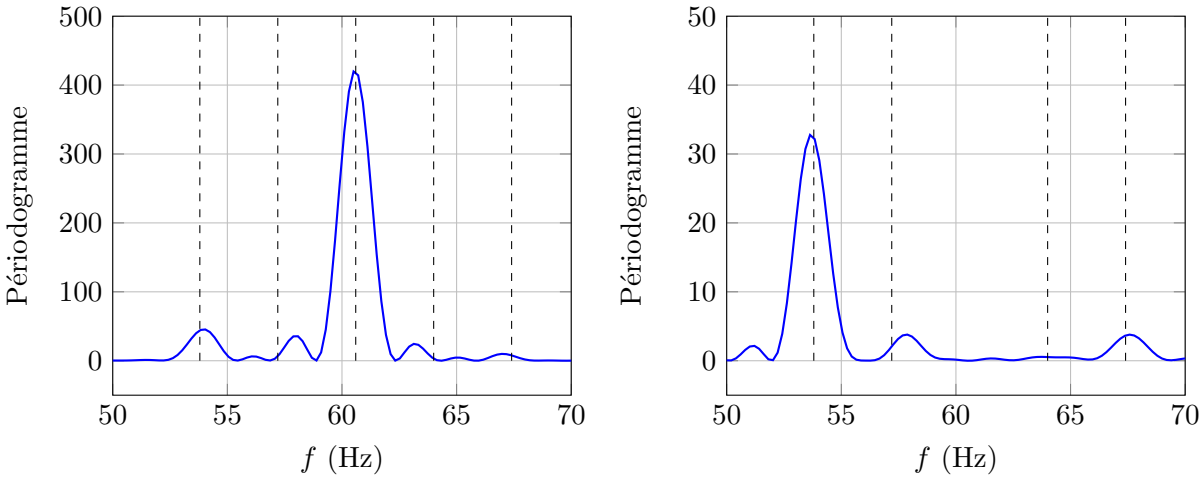
$$\widehat{c}_0 = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} z[n] e^{-2j\pi \widehat{f}_0 n/F_s} \tag{1.42}$$

3. **Estimation de la fréquence** f_c. L'estimation de f_c s'obtient en minimisant l'erreur quadratique entre le signal résiduel et $\mathbf{H}_1(f_0, f_c)\mathbf{c}_1$. Au lieu d'utiliser l'estimateur exact basé sur la minimisation de $\mathbf{r}^H \mathbf{P}_{\mathbf{H}_1}(\widehat{f}_0, f_c)\mathbf{r}$, il est possible d'utiliser un estimateur à faible complexité calculatoire basée sur le périodogramme du signal résiduel. L'estimateur de $\widehat{f}_c$ obtenu est alors donné par :

$$\widehat{f}_c = \arg \max_{f_c} \sum_{\substack{l=-L_1 \\ l \neq 0}}^{L_1} \mathcal{P}_{\mathbf{r}}(\widehat{f}_0 - l f_c) \tag{1.43}$$

A titre d'illustration, la figure 1.9 présente le périodogramme d'un signal contenant des interharmoniques et le périodogramme du signal résiduel obtenu après suppression de la composante fondamentale. Nous constatons que le périodogramme du signal résiduel permet de mieux mettre en évidence la fréquence caractéristique f_c.

2. Par rapport à l'expression de $\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})$ dans l'équation (1.3), nous avons implicitement modifié l'ordre des colonnes pour faciliter la description mathématique de la méthode.



(a) Spectre du signal d'origine $\mathbf{y}$

(b) Spectre du signal résiduel $\mathbf{r}$

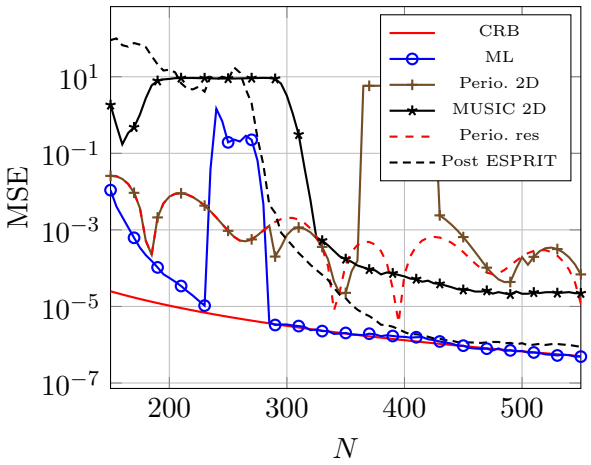
FIGURE 1.9 – Estimation des fréquences f_0 et f_c par maximisation des périodogrammes cumulés du signal résiduel ($f_0 = 60.6$ Hz, $f_c = 3.4$ Hz, $L_1 = 2$, $F_s = 720$ Hz, $N = 400$ échantillons, SNR = 30 dB). Les lignes en pointillé désignent les positions exactes des fréquences du signal d'origine.

1.3.7 Comparaison des techniques

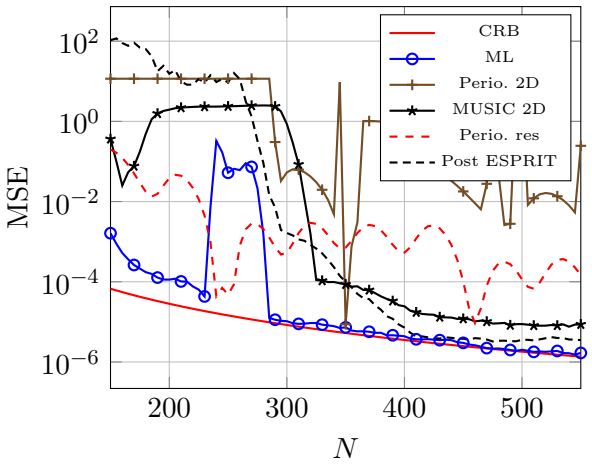
Cette sous-section compare les performances des différents estimateurs de f_0 et f_c. Nous avons considéré 5 estimateurs différents : l'estimateur par MV (ML), l'estimateur des périodogrammes cumulés (Perio. 2D), l'estimateur $2D$-MUSIC (MUSIC 2D), l'estimateur basé sur les périodogrammes cumulés du signal résiduel (Perio. res) et l'estimateur par renforcement de contraintes fréquentielles (Post ESPRIT). L'ensemble de ces estimateurs sont initialisés avec une valeur correcte de L (ordre du modèle connu). À l'exception du dernier estimateur, les différentes techniques nécessitent l'optimisation d'une fonction de coût. Pour optimiser ces fonctions, nous avons utilisé une approche en deux temps composée d'une recherche "grossière" par *grid search* (avec un pas fréquentiel $\Delta f = 0.5$ Hz) et d'une étape de raffinement basée sur la technique de Nelder-Mead. Concernant l'estimateur basé sur le renforcement de contraintes fréquentielles, l'estimation initiale des composantes fréquentielles est basée sur l'algorithme TLS-ESPRIT. Pour l'algorithme MD-MUSIC et TLS-ESPRIT, la taille M des blocs d'échantillons est fixée à $N/2$. Les différentes techniques ont été implémentées en Python via les librairies Numpy et Scipy [3].

La figure 1.10 présente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour f_0 et f_c en fonction du nombre d'échantillons, N, et du SNR. La table 1.1 présente le temps de calcul moyen de chaque estimateur en fonction de N. L'estimateur par MV présente de très bonnes performances statistiques, mais sa complexité calculatoire est relativement élevée. Cette complexité calculatoire est principalement liée à la phase de *grid search*. L'estimateur basé sur les périodogrammes cumulés du signal résiduel (Perio. res) présente une complexité calculatoire faible et des performances statistiques correctes. Les estimateurs basés sur la technique $2D$-MUSIC (MUSIC 2D) et la technique des périodogrammes cumulés (Perio. 2D) offrent des performances relativement décevantes sur le plan statistique et calculatoire. Concernant la technique basée sur le renforcement de contraintes fréquentielles (Post ESPRIT), l'estimateur présente

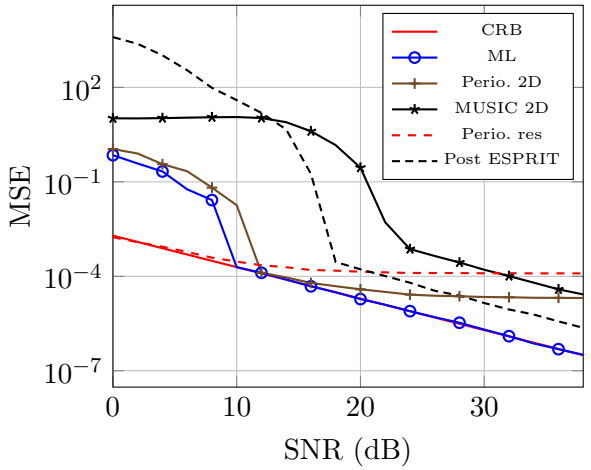
3. Les codes Python développés sont disponibles sur la plateforme github à l'adresse : `https://www.github.com/vincentchoqueuse/`



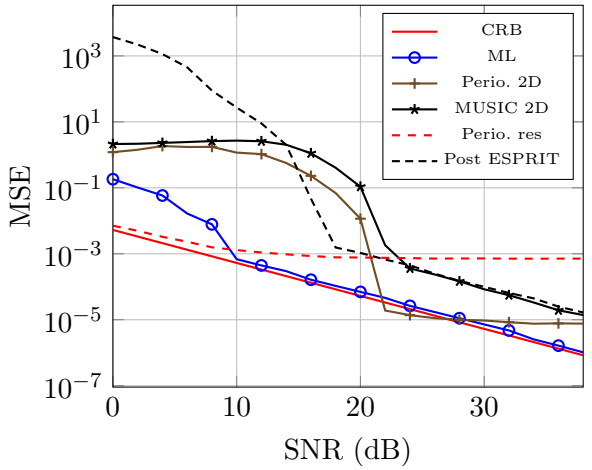
(a) Estimation de f_0 en fonction de N (SNR = 30 dB).



(b) Estimation de f_c en fonction de N (SNR = 30 dB).



(c) Estimation de f_0 en fonction du SNR ($N = 350$ échantillons).



(d) Estimation de f_c en fonction du SNR ($N = 350$ échantillons).

FIGURE 1.10 – Estimation des fréquences f_0 et f_c : Comparaison des différentes approches ($f_0 = 60.6$ Hz, $f_c = 3.4$ Hz, $L_1 = 2$, $F_s = 720$ Hz, phaseurs complexes $\mathbf{c} = [0.3e^{0.1j}, 0.1e^{1.1j}, 1, 0.05e^{0.3j}, 0.1e^{-0.5j}]^T$).

des performances proches de celles du MV lorsque le SNR et le nombre d'échantillons sont suffisamment élevés.

Notons qu'il est possible de combiner les différents estimateurs proposés afin d'obtenir un meilleur compromis entre les performances statistiques et la complexité calculatoire. En effet, il est possible d'obtenir de très bons résultats en remplaçant la phase de *grid search* de l'estimateur MV par les valeurs obtenues par l'estimateur basé sur les périodogrammes cumulés du signal résiduel.

1.4 Détection des interharmoniques

Dans les approches CSA, la détection de défauts est le plus souvent réalisé en évaluant un critère basé sur l'énergie d'une ou de plusieurs interharmoniques. La problématique de détection

N (échantillons)	**ML**	**Perio. 2D**	**MUSIC 2D**	**Perio. res**	**Post ESPRIT**
150	0.0238 s	0.0111 s	0.0090 s	0.0030 s	0.0040 s
200	0.0228 s	0.0130 s	0.0098 s	0.0030 s	0.0057 s
300	0.0436 s	0.0132 s	0.0182 s	0.0031 s	0.0137 s
400	0.0564 s	0.0208 s	0.0302 s	0.0041 s	0.0267 s
500	0.0584 s	0.0291 s	0.0470 s	0.0045 s	0.0453 s

TABLE 1.1 – Temps de calcul moyen en secondes pour chaque estimateur en fonction du nombre d'échantillons N (machine : Mac Mini 2018 : processeur Intel Core i3 quadricœur de 8e génération à 3.6 GHz).

est alors formulé comme un test d'hypothèse binaire traité par un détecteur à seuil : si le critère dépasse un seuil, la machine est déclarée défaillante (hypothèse $\mathcal{H}_1$). *A contrario*, si le critère est inférieur au seuil, la machine est déclarée saine (hypothèse $\mathcal{H}_0$). Cette approche naturelle présente plusieurs limitations techniques. D'une part, le critère utilisé est souvent présenté de manière empirique. D'autre part, le seuil est réglé le plus souvent "manuellement" par un opérateur. L'utilisation d'une approche purement paramétrique pour l'étape de détection des interharmoniques permet de résoudre ces problèmes.

Dans cette section, nous considérons que les fréquences f_0 et f_c ont été préalablement estimées en utilisant l'une des techniques d'estimation présentées dans la section précédente. Nous supposons également que le signal de courant est réel et qu'il s'exprime mathématiquement sous la forme $y[n] = \Re e(z[n])$ où $z[n]$ est défini dans l'équation (1.1). Sous cette hypothèse, le modèle de signal peut se décomposer sous la forme :

$$y[n] = \sum_{k=1}^{L} a_k \cos(\omega_k n + \varphi_k) + b_r[n] = \sum_{u \in \mathbf{\Omega}_u} a_u \cos(\omega_u n + \varphi_u) + \sum_{v \in \mathbf{\Omega}_v} a_v \cos(\omega_v n + \varphi_v) + b_r[n] \tag{1.44}$$

où

— $\mathbf{\Omega}_u = \{u | f_u = k f_0 \text{ avec } k \in \mathbb{N}^{*+}\}$ correspond aux indices associés aux harmoniques et à la composante fondamentale,

— $\mathbf{\Omega}_v = \{v | f_v = f_0 + k f_c \text{ avec } k \in \mathbb{Z}^*\}$ correspond aux indices associés aux interharmoniques.

Dans ce modèle, le nombre de sinusoïdes est égal à $L = |\mathbf{\Omega}|$ avec $\mathbf{\Omega} = \mathbf{\Omega}_u \cup \mathbf{\Omega}_v$. Les amplitudes a_k et les termes de déphasage φ_k s'expriment en fonction des phaseurs complexes sous la forme $c_k = a_k e^{j\varphi_k}$ avec $a_k \geq 0$. En utilisant cette écriture, les deux hypothèses peuvent se réexprimer à partir des amplitudes a_v sous la forme :

— $\mathcal{H}_0$: Pour tout $v \in \mathbf{\Omega}_v$, $a_v = 0$,

— $\mathcal{H}_1$: Il existe $v \in \mathbf{\Omega}_v$ tel que $a_v \neq 0$.

Dans cette section, nous présentons plusieurs techniques pour choisir l'une des deux hypothèses à partir d'une réalisation de $\mathbf{y} = [y[0], \cdots, y[N-1]]$. Sur le plan pratique, remarquons qu'un "bon détecteur" doit offrir un compromis acceptable entre les performances statistiques, la complexité calculatoire et la robustesse de la méthode notamment vis-à-vis du bruit. Sur le plan statistique, les performances sont généralement quantifiées en évaluant la probabilité de bonne détection $p_d \triangleq p(\widehat{\mathcal{H}}_1 | \mathcal{H}_1)$ et la probabilité de fausse alarme $p_{fa} \triangleq p(\widehat{\mathcal{H}}_1 | \mathcal{H}_0)$.

1.4.1 Approche empirique

Pour discriminer ces deux hypothèses, une approche naturelle consiste à évaluer l'énergie des interharmoniques. Dans [97, 250], nous avons proposé un critère de la forme :

$$\mathcal{C}_f = \frac{1}{\mu} \sum_{v \in \mathbf{\Omega}_v} a_v^2 \tag{1.45}$$

où μ désigne un paramètre de normalisation. Plusieurs choix sont possibles pour fixer μ.

— $\mu = 1$. Ce critère de détection correspond simplement à la somme des énergies des interharmoniques.

— $\mu = a_u^2$ où u correspond à l'index de la fondamentale. Ce critère est une extension naturelle du taux de distorsion harmonique appliquée au cas des signaux interharmoniques.

— $\mu = \sum_{u \in \mathbf{\Omega}_u} a_u^2$: le critère correspond au ratio entre l'énergie des interharmoniques et l'énergie conjointe de la fondamentale et des harmoniques.

Théoriquement, sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$, le critère $\mathcal{C}_f$ est nul quel que soit la valeur de μ. En pratique, les amplitudes a_k sont inconnues et doivent être estimées à partir du signal y en utilisant les techniques présentées dans la section précédente. En remplaçant les phaseurs complexes a_k par leur estimée, $\widehat{a}_k$, le critère de détection empirique $\widehat{\mathcal{C}}_f$ devient nécessairement supérieur à 0 quel que soit l'hypothèse $\mathcal{H}_0$ ou $\mathcal{H}_1$ c-à-d $p(\widehat{\mathcal{C}}_f > 0|\mathcal{H}_k) = 1$. Pour distinguer les deux hypothèses, une approche naturelle consiste à utiliser un détecteur à seuil. En utilisant cette approche, l'hypothèse $\mathcal{H}_1$ est privilégiée si $\widehat{\mathcal{C}}_f > \tau$ où τ désigne le seuil de détection. En pratique, la difficulté de cette approche réside dans la phase de calibration du seuil τ. La valeur du seuil a un impact important sur la probabilité de détection $p_d = p(\widehat{\mathcal{C}}_f > \tau|\mathcal{H}_1)$ et sur la probabilité de fausse alarme $p_{fa} = p(\widehat{\mathcal{C}}_f > \tau|\mathcal{H}_0)$. L'expression théorique de ces probabilités dépend de la distribution du bruit $b[n]$, des estimateurs de a_l et de la valeur du paramètre de normalisation μ. Notons que lorsqu'une base d'apprentissage est disponible, il est possible d'évaluer empiriquement ces deux probabilités et ainsi fixer τ.

1.4.2 Approche par détecteur GLRT

En utilisant l'équation (1.3), les signaux réels $\mathbf{y} = \Re e(\mathbf{z})$ peuvent s'exprimer sous la forme :

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}_a \boldsymbol{\theta} + \mathbf{b} \tag{1.46}$$

où

— $\mathbf{H}_a \triangleq [\Re e(\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})),\ \Im m(\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega}))]$ est une matrice réelle de taille $N \times 2|\mathbf{\Omega}|$ obtenue en concaténant horizontalement la partie réelle et la partie imaginaire de $\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})$.

— $\boldsymbol{\theta} = [\Re e(\mathbf{c}^T), -\Im m(\mathbf{c}^T)]^T$ est un vecteur colonne de taille $2|\mathbf{\Omega}| \times 1$ contenant les parties réelles et les parties imaginaires des phaseurs complexes.

— $\mathbf{b}$ est un bruit Gaussien $\mathcal{N}(0, \sigma_r^2 \mathbf{I}_N)$ avec $\sigma_r^2 = \frac{\sigma^2}{2}$.

Soit $\mathbf{C}$ la matrice de taille $|\mathbf{\Omega}_v| \times L$ permettant de sélectionner les phaseurs associés aux composantes interharmoniques. En utilisant cette matrice, l'hypothèse $\mathcal{H}_0$ correspond au cas où $(\mathbf{I}_2 \otimes \mathbf{C})\boldsymbol{\theta} = \mathbf{0}$ et l'hypothèse $\mathcal{H}_1$ au cas où $(\mathbf{I}_2 \otimes \mathbf{C})\boldsymbol{\theta} \neq \mathbf{0}$. Dans le cas particulier du modèle

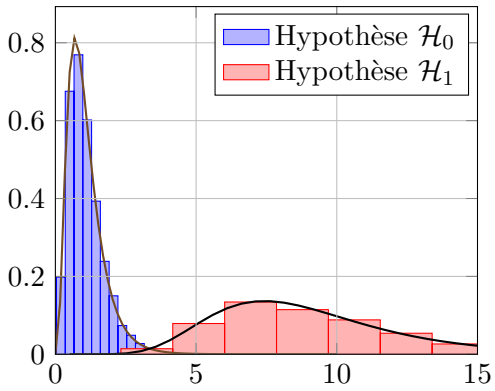


FIGURE 1.11 – Histogramme du critère $\mathcal{T}(\mathbf{y})$ ($\sigma^2 = 0.01$, $N = 36$).

interharmonique symétrique, $|\mathbf{\Omega}_v| = L-1$ et la matrice $\mathbf{C}$ s'exprime simplement sous la forme :

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & & & \vdots \\ \vdots & \ddots & 1 & 0 & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{1.47}$$

Pour une probabilité de fausse alarme donnée P_{fa}, le lemme de Neyman-Pearson permet d'établir que le détecteur maximisant la probabilité de détection P_d s'obtient en sélectionnant l'hypothèse $\mathcal{H}_1$ lorsque le rapport de vraisemblance est supérieur à un seuil c-à-d [145] :

$$\frac{p(\mathbf{y}|\mathcal{H}_1)}{p(\mathbf{y}|\mathcal{H}_0)} > \tau \tag{1.48}$$

En pratique, l'évaluation des fonctions de vraisemblance $p(\mathbf{y}|\mathcal{H}_0)$ et $p(\mathbf{y}|\mathcal{H}_1)$ nécessite de connaître les paramètres du signal et la variance du bruit σ_r^2. Comme ces paramètres sont inconnus, une solution possible consiste à remplacer les paramètres inconnus par leur estimation par MV. Cette approche est désignée sous le terme anglo-saxon GLRT. Lorsque le bruit est Gaussien, le détecteur GLRT choisi l'hypothèse $\mathcal{H}_1$ lorsque $\mathcal{T}(\mathbf{y}) > \tau$ où [145, Théorème 9.1] :

$$\mathcal{T}(\mathbf{y}) \triangleq \frac{1}{2(L-1)\widehat{\sigma}_1^2} \mathbf{y}^T \mathbf{P}_{\mathbf{H}_c} \mathbf{y} \tag{1.49}$$

où $\mathbf{P}_{\mathbf{H}_c} \triangleq \mathbf{H}_c(\mathbf{H}_c^T\mathbf{H}_c)^{-1}\mathbf{H}_c^T$ avec $\mathbf{H}_c = \mathbf{H}_a(\mathbf{H}_a^T\mathbf{H}_a)^{-1}(\mathbf{I}_2 \otimes \mathbf{C}^T)$ et $\widehat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{N-2L}\mathbf{y}^T\mathbf{P}_{\mathbf{H}_a}^{\perp}\mathbf{y}$ désigne l'estimateur de la variance du bruit σ_r^2 sous l'hypothèse $\mathcal{H}_1$.

Il est possible de démontrer que le critère $\mathcal{T}(\mathbf{y})$ suit une loi $\mathcal{F}$ [145]. Spécifiquement, sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$, $\mathcal{T}(\mathbf{y})$ suit une loi $\mathcal{F}$ avec $2(L-1)$ degrés de liberté au numérateur et $N-2L$ degrés de liberté au dénominateur c-à-d $\mathcal{T}(\mathbf{y}) \sim \mathcal{F}_{2(L-1),N-2L}$. Sous l'hypothèse $\mathcal{H}_1$, $\mathcal{T}(\mathbf{y})$ suit une loi $\mathcal{F}$ non centrée $\mathcal{T}(\mathbf{y}) \sim \mathcal{F}_{2(L-1),N-2L}(\lambda)$ avec un paramètre de décentrage égal à :

$$\lambda = \frac{1}{\sigma_r^2}\boldsymbol{\theta}_1^T(\mathbf{I}_2 \otimes \mathbf{C}^T)\left(\mathbf{H}_c^T\mathbf{H}_c\right)^{-1}(\mathbf{I}_2 \otimes \mathbf{C})\boldsymbol{\theta}_1. \tag{1.50}$$

À titre d'illustration, la figure 1.11 présente l'histogramme du critère sous les hypothèses $\mathcal{H}_0$ et $\mathcal{H}_1$ ainsi que les lois $\mathcal{F}$ théoriques. Nous pouvons remarquer une bonne correspondance entre

les histogrammes obtenus par simulation et les lois théoriques. En pratique, la connaissance de la distribution de $\mathcal{T}(\mathbf{y})$ sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$ permet une calibration "objective" du seuil de détection à partir d'une probabilité de fausse alarme. Pour obtenir une probabilité de fausse alarme $p_{fa} = p(\widehat{\mathcal{C}}_f > \tau|\mathcal{H}_0)$, le seuil de détection doit être fixé à :

$$\tau = Q^{-1}_{\mathcal{F}_{2(L-1),N-2L}}(p_{fa}) \tag{1.51}$$

où $Q^{-1}_{\mathcal{F}_{2(L-1),N-2L}}(.)$ désigne l'inverse de la fonction de répartition complémentaire d'une loi $\mathcal{F}$. Notons que la mise en oeuvre du détecteur GLRT nécessite d'utiliser des librairies d'algèbre linéaire pour calculer $\mathcal{T}(\mathbf{y})$. Pour éviter le recours à ces librairies, une solution possible consiste à utiliser les approximations $\mathbf{H}_a^T\mathbf{H} \approx \frac{N}{2}\mathbf{I}_{2L}$ et $N - 2L \approx N$ lorsque $N \gg 1$. Dans le cas du modèle de spectre interharmonique symétrique, ces approximations permettent de simplifier la statistique de test sous la forme :

$$\mathcal{T}_a(\mathbf{y}) \approx \frac{N}{4(L-1)\widehat{\sigma}_1^2} \sum_{v \in \mathbf{\Omega}_v} \widehat{a}_v^2 \tag{1.52}$$

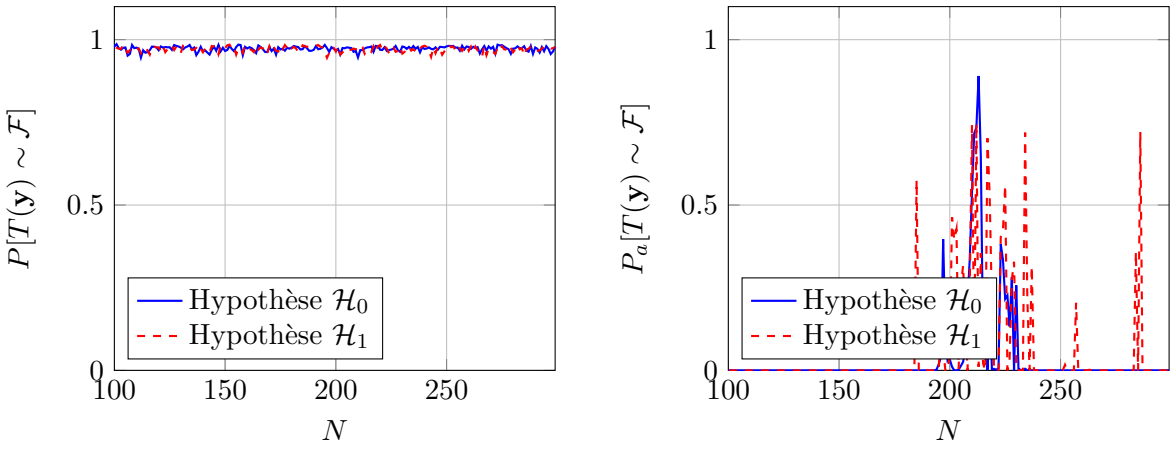
où $\widehat{a}_v^2 = \frac{4}{N}\mathcal{P}_{\mathbf{y}}(f_v)$ désigne l'estimateur approché de a_v^2 et $\widehat{\sigma}_1^2 = \frac{\|\mathbf{y}\|^2}{N} - \frac{2}{N}\sum_{k=1}^{L}\mathcal{P}_{\mathbf{y}}(f_k)$ désigne l'estimateur approché de la variance du bruit sous l'hypothèse $\mathcal{H}_1$.

L'équation 1.52 montre que la statistique de test GLRT approchée dépend explicitement du périodogramme du signal $\mathbf{y}$. Nous remarquons également que la statistique de test présente une forme similaire à celle du critère empirique. En particulier, il est possible d'obtenir le test GLRT approché en posant $\mu = 4(L-1)\widehat{\sigma}_1^2/N$ dans l'équation (1.45). Sur le plan des performances statistiques, cette technique approchée s'avère toutefois décevante. En effet, l'utilisation du périodogramme des signaux introduit des artefacts perturbant significativement les propriétés du détecteur lorsque N est faible. D'une part, la largeur du lobe principal lié à la composante prédominante en f_0 peut masquer l'apparition des interharmoniques. D'autre part, les lobes secondaires introduits par la composante prédominante augmentent artificiellement la présence de certaines composantes fréquentielles. Pour illustrer ce problème, la figure 1.12 présente les résultats du test de Kolomogorov-Smirnov pour évaluer l'adéquation entre les distributions statistiques théoriques et celles obtenues par simulation dans le cas du détecteur GLRT ($\mathcal{T}(\mathbf{y})$) et de son approximation ($\mathcal{T}_a(\mathbf{y})$). L'adéquation entre les distributions est quantifiée via un test de Kolomogorov-Smirnov indiquant la probabilité que la réalisation du critère $\mathcal{T}(\mathbf{y})$ (ou $\mathcal{T}_a(\mathbf{y})$) suive la loi $\mathcal{F}$ théorique. Nous pouvons constater que cette probabilité est très élevée pour le détecteur GLRT quel que soit N, mais cette probabilité est faible pour le détecteur approché. Pour le détecteur approché, nous remarquons néanmoins que cette adéquation semble convenable pour certaines valeurs particulières de N ($N \approx 221$ échantillons).

1.4.3 Approche hybride

Dans cette section, nous présentons une approche alternative permettant de combiner les performances statistiques du détecteur GLRT et la faible complexité calculatoire du détecteur approché. Cette approche a été publiée [91]. L'idée générale consiste à remarquer que le problème de détection des interharmoniques peut être reformulé comme un test de détection en présence d'une interférence structurée. Spécifiquement, l'interférence structurée correspond à la contribution de la composante fondamentale en f_0 et des harmoniques en kf_0 ($k \in \mathbb{N}^*+$).

La problématique de détection en présence d'interférences structurées bénéficie d'une littérature riche en traitement du signal. Cette problématique est généralement traitée au moyen d'outils appelés *matched subspace detector* [25, 229]. Par rapport au modèle de l'équation (1.46), la problématique de détection en présence d'interférences structurées repose sur la décomposition



(a) Détecteur GLRT

(b) Détecteur GLRT approximé

FIGURE 1.12 – Test de Kolmogorov-Smirnov : probabilité que le critère $\mathcal{T}(\mathbf{y})$ suive une loi $\mathcal{F}$.

matricielle $\mathbf{H}_a\boldsymbol{\theta} = \mathbf{H}_1\boldsymbol{\theta}_1 + \mathbf{H}_2\boldsymbol{\theta}_2$ où $\mathbf{H}_1\boldsymbol{\theta}_1$ modélise la contribution de la composante fondamentale et de ses harmoniques et $\mathbf{H}_2\boldsymbol{\theta}_2$ modélise la contribution des interharmoniques. Dans la littérature portant sur les détecteurs de sous-espace, le signal $\mathbf{H}_1\boldsymbol{\theta}_1$ correspond à l'interférence structurée. En utilisant cette réécriture, les hypothèses $\mathcal{H}_0$ et $\mathcal{H}_1$ correspondent respectivement au cas où $\boldsymbol{\theta}_2 = \mathbf{0}$ et où $\boldsymbol{\theta}_2 \neq \mathbf{0}$. En adoptant cette formulation, la statistique de test du détecteur GLRT peut se réécrire sous la forme [229] :

$$\mathcal{T}(\mathbf{y}) = \frac{1}{2(L-1)\widehat{\sigma}_1^2}\overline{\mathbf{y}}^T\mathbf{E}_{\mathbf{H}_2\mathbf{H}_1}\overline{\mathbf{y}} \tag{1.53}$$

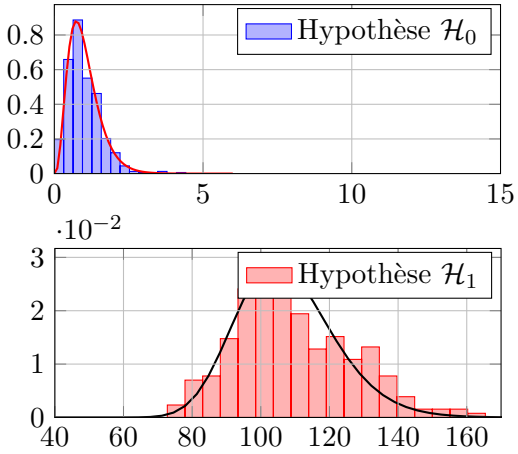
où le vecteur $\overline{\mathbf{y}} \triangleq \mathbf{P}^{\perp}_{\mathbf{H}_1}\mathbf{y}$ désigne le signal résiduel obtenu après soustraction explicite de l'interférence structurée, la matrice $\mathbf{E}_{\mathbf{H}_2\mathbf{H}_1} \triangleq \mathbf{H}_2(\mathbf{H}_2^T\mathbf{P}^{\perp}_{\mathbf{H}_1}\mathbf{H}_2)^{-1}\mathbf{H}_2^T\mathbf{P}^{\perp}_{\mathbf{H}_1}$ correspond au projecteur oblique sur l'image de $\mathbf{H}_2$ ayant pour direction $\mathbf{H}_1$, et le paramètre $\widehat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{N-2L}\overline{\mathbf{y}}^T\left(\mathbf{I} - \mathbf{E}_{\mathbf{H}_2\mathbf{H}_1}\right)\overline{\mathbf{y}}$ désigne l'estimateur de la variance du bruit.

En utilisant l'expression (1.53), il est possible de mettre en œuvre des stratégies de détection quasi-optimales à très faible complexité calculatoire. Dans le cas particulier où l'interférence structurée contient uniquement la composante fondamentale en f_0, la matrice $\mathbf{H}_1$ est composée de N lignes et 2 colonnes. Dans ce contexte, il est possible d'obtenir, analytiquement et sans approximation, l'expression du signal résiduel $\overline{\mathbf{y}}$. Dans [91], nous avons montré que les éléments de $\overline{\mathbf{y}} = [\overline{y}[0], \cdots, \overline{y}[N-1]]^T$ sont donnés par $\overline{y}[n] = y[n] - \Re e(\widehat{c}_0 e^{j\omega_0 n})$ où $\widehat{c}_0$ correspond à l'estimateur du phaseur associé à la pulsation $\omega_0 = 2\pi f_0/F_s$. Cet estimateur s'exprime sous la forme :

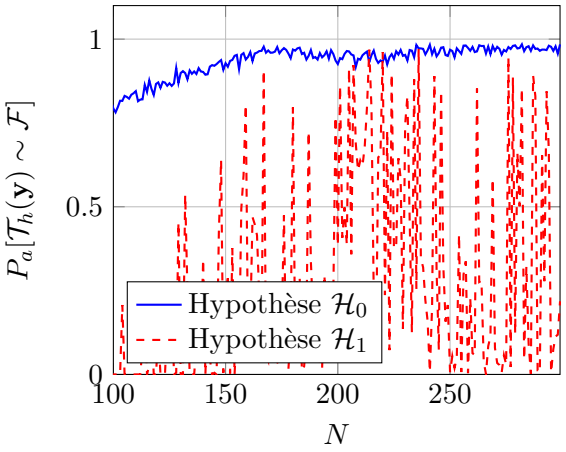
$$\widehat{c}_0 = \frac{2}{N^2 - |q(\omega_0)|^2}(NY(\omega_0) - q^*(\omega_0)Y^*(\omega_0)) \tag{1.54}$$

où $Y(\omega) \triangleq \sum_{n=0}^{N-1} y[n]e^{-j\omega n}$ désigne la Discrete-Time Fourier Transform (DTFT) de $\mathbf{y}$ évaluée à la pulsation ω, et $q(\omega) \triangleq \frac{\sin(N\omega)}{\sin(\omega)}e^{j\omega(N-1)}$ désigne un terme de correction.

Pour réduire la complexité calculatoire du détecteur, il est ensuite possible d'approcher sous l'hypothèse $N \gg 1$ le projecteur oblique par $\mathbf{E}_{\mathbf{H}_2\mathbf{H}_1} \approx \frac{2}{N}\mathbf{H}_2\mathbf{H}_2^T$. En adoptant cette stratégie, nous avons montré que la statistique de test possède finalement une forme quasi-similaire à celle du détecteur GLRT approché. Mathématiquement, la statistique de test s'exprime en effet sous la forme :



(a) Histogramme du critère hybride $\mathcal{T}_h(\mathbf{y})$ sous les hypothèses $\mathcal{H}_0$ et $\mathcal{H}_1$ ($N = 170$).



(b) Test de Kolmogorov-Smirnov : probabilité que le critère $\mathcal{T}_h(\mathbf{y})$ suive une loi $\mathcal{F}$.

FIGURE 1.13 – Adéquation entre la distribution du critère hybride $\mathcal{T}_h(\mathbf{y})$ et la loi $\mathcal{F}$ théorique ($\sigma^2 = 0.01$)

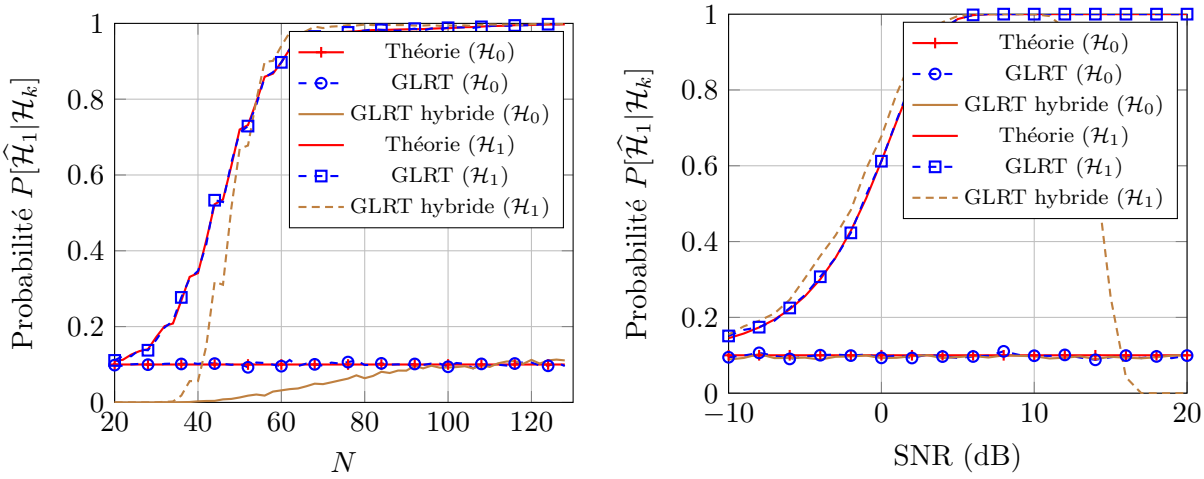
$$\mathcal{T}_h(\mathbf{y}) = \frac{N}{4(L-1)\widehat{\sigma}_1^2} \sum_{v \in \mathbf{\Omega}_v} \widehat{a}_v^2 \tag{1.55}$$

où $\widehat{a}_v^2 = \frac{4}{N}\mathcal{P}_{\overline{\mathbf{y}}}(f_v)$ et $\widehat{\sigma}_1^2 = \frac{\|\overline{\mathbf{y}}\|^2}{N} - \frac{2}{N}\sum_{k=1}^{L}\mathcal{P}_{\overline{\mathbf{y}}}(f_k)$. Par rapport au détecteur GLRT, la seule différence réside dans le fait que les estimateurs des amplitudes des interharmoniques et de la variance du bruit s'obtiennent à partir du signal résiduel $\overline{\mathbf{y}}$ et non du signal original $\mathbf{y}$. Concernant les propriétés statistiques du critère $\mathcal{T}_h(\mathbf{y})$, elles peuvent être approchées grossièrement par les propriétés du critère GLRT $\mathcal{T}(\mathbf{y})$. Cette approximation se révèle particulièrement pertinente lorsque le nombre d'échantillons est élevé. À titre d'illustration, la figure 1.13 compare la distribution empirique du critère avec les lois $\mathcal{F}$ présentées dans la sous-section 1.4.2.

1.4.4 Comparaison des techniques

La figure 1.14 présente l'évolution des performances du détecteur GLRT et de sa version hybride (GLRT hybride) en fonction de N et du SNR (dB). Les performances de ces deux détecteurs sont obtenues en évaluant les probabilités de détection $P_d \triangleq P[\widehat{\mathcal{H}}_1|\mathcal{H}_1]$ et de fausse alarme $P_{fa} \triangleq P[\widehat{\mathcal{H}}_1|\mathcal{H}_0]$ via des simulations de Monte Carlo. Les deux détecteurs ont été implémentés en Python avec les modules Numpy et Scipy. Par rapport au détecteur GLRT, notons que le détecteur hybride est plus simple à implémenter (aucune inversion matricielle) et possède une complexité calculatoire inférieure. Dans l'ensemble des simulations, les fréquences f_0 et f_c sont parfaitement connues des deux détecteurs et le seuil de détection τ est obtenu en fixant $p_{fa} = 0.1$. Les valeurs théoriques des probabilités de fausse alarme et de détection obtenues à partir des lois $\mathcal{F}$ sont également affichées pour comparaison.

La figure 1.14 montre une bonne adéquation entre les probabilités théoriques et expérimentales pour le détecteur GLRT. Dans l'ensemble des simulations, la probabilité de fausse alarme est maintenue à 0.1 quel que soit le nombre d'échantillons ou la valeur du rapport signal sur bruit et la probabilité de détection tend vers 1 relativement rapidement. Concernant le détecteur hybride, nous pouvons constater que les performances obtenues sont globalement proches de celles



(a) Évolution des probabilités en fonction de N (SNR=5dB).

(b) Évolution des probabilités en fonction du SNR ($N = 100$ échantillons).

FIGURE 1.14 – Détection des interharmoniques. Evolution des probabilités de détection $P[\widehat{\mathcal{H}}_1|\mathcal{H}_1]$ et de fausse alarme $P[\widehat{\mathcal{H}}_1|\mathcal{H}_0]$ ($f_0 = 60.6$Hz, $f_c = 3.4$Hz, $L = 2$, $F_s = 720$ Hz, $\mathbf{c} = [0.3e^{0.1j}, 0.1e^{1.1j}, 1, 0.01e^{0.3j}, 0.1e^{-0.5j}]^T$, $p_{fa} = 0.01$).

obtenues avec le détecteur GLRT lorsque N est suffisamment élevé. Néanmoins pour N fixé, la probabilité de détection chute lorsque le SNR est trop élevé. Des simulations additionnelles ont montré que cette chute est provoquée par les mauvaises performances de l'estimateur approché de la variance du bruit $\widehat{\sigma}_1^2$ sous l'hypothèse $\mathcal{H}_1$. Le lecteur intéressé par le comportement de ces deux détecteurs en présence de signaux réels peut se référer aux publications [249, 91].

1.5 Conclusions et Perspectives

Ce chapitre synthétise l'ensemble de nos contributions dans le domaine de l'analyse du courant pour le diagnostic des machines électriques. Par rapport aux recherches d'autres équipes, nos travaux se démarquent par l'utilisation de techniques d'estimation et de détection purement paramétriques (MV, GLRT). Les techniques paramétriques offrent généralement de meilleures performances statistiques que les approches semi- ou non-paramétriques, néanmoins ces techniques possèdent une complexité calculatoire importante. Pour pallier ce problème, nous avons également proposé plusieurs estimateurs et détecteurs sous-optimaux à faible complexité calculatoire. En particulier, les résultats de simulation montrent que l'estimateur spectral basé sur les périodogrammes cumulés du signal résiduel et le détecteur GLRT hybride offrent un bon compromis entre performances statistiques et complexité calculatoire. Pour valider expérimentalement nos techniques, l'IRDL en partenariat avec l'ISEN a récemment acquis un banc instrumenté développé par la société SpectraQuest composé d'une machine synchrone saine et de plusieurs machines défaillantes (voir photo 1.15). Nous avons également développé plusieurs applications pour faciliter la validation de nos approches. Spécifiquement, nous avons réalisé via l'appui de plusieurs stagiaires un simulateur de machine asynchrone sous Matlab [87] et un logiciel d'analyse paramétrique temps-réel sous Python/Tk embarqué sur un Raspberry Pi [223].

Concernant le volet scientifique, il est possible de lister un certain nombre de perspectives orientées vers le domaine du traitement du signal :

— Dans l'ensemble de nos méthodes, les paramètres c_k, f_0 et f_c du signal sont modélisés par

des quantités déterministes inconnues. En pratique, cette modélisation est généralement trop libre car l'espace d'évolution des paramètres est souvent limité par des contraintes de natures physiques (amplitude des composantes, localisation de la fréquence fondamentale, etc). Dans ce contexte, il pourrait être intéressant d'envisager l'utilisation de techniques d'estimation et de détection Bayesienne pour l'analyse des signaux possédant des spectres interharmoniques [42]. En particulier, je suis convaincu que l'utilisation d'une base de signaux expérimentaux devrait permettre d'extraire une modélisation stochastique des variations de la fréquence fondamentale f_0 et de son amplitude c_0.

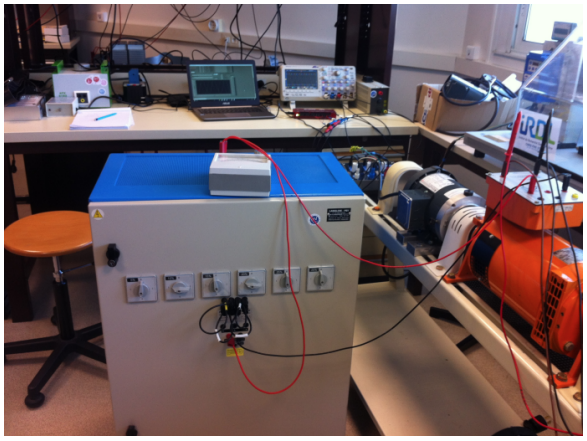
— Les contributions présentées dans ce chapitre se basent sur l'hypothèse de quasi-stationnarité du signal durant N échantillons. Lorsque le signal évolue rapidement, une approche alternative consisterait à utiliser des algorithmes adaptatifs pour décomposer puis poursuivre les composantes du signal [228]. En particulier, il pourrait être intéressant de suivre séparément l'évolution dans le temps de la composante fondamentale en f_0, des composantes harmoniques en kf_0 ($k \in \mathbb{N}^{*+}$), des composantes interharmoniques en $f0 + lf_c$ ($l \in \mathbb{Z}^*$) et du signal résiduel.

— Alors que la plupart des techniques d'analyse spectrale disponibles dans la littérature reposent sur une modélisation "libre" du contenu fréquentiel, les signaux rencontrés en pratique possèdent le plus souvent des spectres contraints où l'ensemble des pulsations s'obtient à partir d'une combinaison linéaire de plusieurs paramètres $\boldsymbol{\omega} = \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}$ où $\mathbf{A}$ est une matrice composée d'entiers naturels (cas des spectres harmoniques, interharmoniques, etc). Les techniques d'analyse spectrale proposées dans ce chapitre se focalisent sur l'analyse des spectres interharmoniques symétriques sans harmonique. Ces techniques présentent toutefois deux limitations majeures. D'une part, les spectres rencontrés dans les applications CSA possèdent souvent une structure interharmonique asymétrique composée également d'harmoniques. D'autre part, l'utilisation de nos techniques nécessite de connaître ou d'estimer préalablement le nombre de composantes fréquentielles. Pour résoudre ces deux problèmes, je suis convaincu que les techniques d'analyse spectrale récentes basées sur des approches parcimonieuses peuvent se révéler pertinentes [32]. A titre d'exemple, je pense qu'il serait intéressant de développer des algorithmes pour minimiser la métrique suivante :

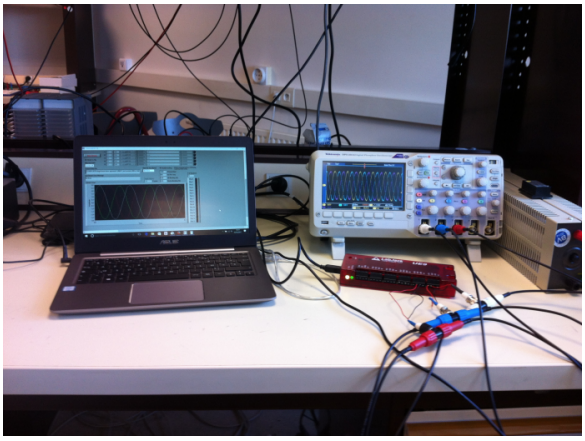
$$\min_{f_0, f_c, \mathbf{c}} \|\mathbf{z} - \mathbf{H}(\omega)\mathbf{c}\|^2 \; s.t \; \boldsymbol{\omega} = \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}, \|\mathbf{c}\|_0 \leq \epsilon \tag{1.56}$$

où $\|\mathbf{c}\|_0$ désigne la norme 0. Ce problème nécessite d'évaluer la fonction de coût pour l'ensemble des combinaisons possibles du vecteur $\mathbf{c}$ composées de $L \leq \epsilon$ éléments non-nuls. Il serait également intéressant de voir si le remplacement de la norme 0 par la norme 1, $\|\mathbf{c}\|_1$, permet de réduire la complexité calculatoire liée à l'optimisation de la fonction de coût.

L'objectif final des approches CSA est de fournir un diagnostic sur l'état d'une machine électrique. Pour atteindre cet objectif, il est également nécessaire de traiter la problématique de classification des défauts. Actuellement, les modèles de signaux présentés dans la littérature ne permettent pas d'aborder proprement cette problématique avec des approches paramétriques. En effet, lorsque les paramètres f_0 et f_c sont inconnus, les signatures fréquentielles des différents défauts présentés dans la section 1.2.2 sont confondues. Pour discriminer ces défauts, il est nécessaire d'élaborer des modélisations plus fines du courant électrique. Enfin, même si un grand nombre d'approches CSA ont été publiées depuis 2008, remarquons qu'il est toutefois difficile d'évaluer l'apport de ces approches sans une base commune de signaux tests. Pour encadrer le développement de la problématique CSA, il serait souhaitable de mettre à disposition de la



(a) Banc expérimental de la société SpecraQuest (à droite) et carte de conditionnement des signaux réalisés dans le cadre du stage [223].



(b) Acquisition et analyse des signaux de courant via une carte d'acquisition LabJack UE9.

FIGURE 1.15 – Banc utilisé par la validation expérimentale des techniques.

communauté scientifique une base de signaux de courant (*benchmark*) pour tester les différents algorithmes d'estimation, de détection et de classification.

Chapitre 2

Surveillance des Réseaux Electriques

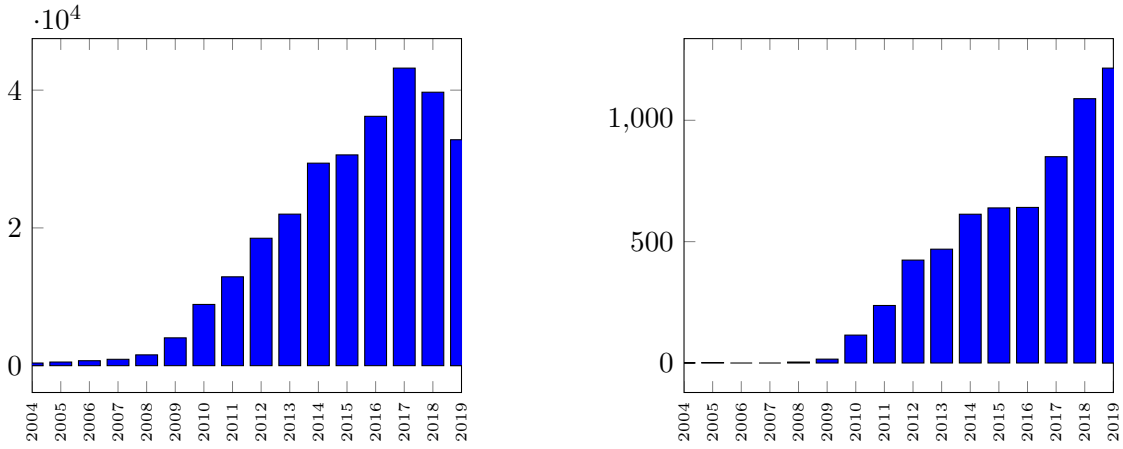
2.1 Introduction

2.1.1 Contexte

Un des piliers de la seconde révolution industrielle fut le développement des systèmes de conversion électromécaniques. Ces systèmes ont eu pour effet de transformer une société à dominante agricole vers une société commerciale et industrielle. Depuis la seconde révolution industrielle, l'évolution de la démographie et de nos modes de consommation a entraîné une augmentation importante de la consommation électrique mondiale. Pour satisfaire cette demande, la production électrique actuelle est basée sur un système centralisé et verticalisé reposant essentiellement sur l'utilisation de sources d'énergie fossiles ou nucléaires. Cette orientation historique présente plusieurs limitations. D'une part, les ressources utilisables sont limitées et épuisables à l'échelle humaine. D'autre part, cette production énergétique génère des quantités importantes de déchets. Ces déchets ont un impact environnemental important et perturbent considérablement l'écosystème de la planète.

Dans une perspective de développement durable, notre société a initié depuis une vingtaine d'années un changement de son modèle énergétique. L'objectif de cette transition est de passer d'un système énergétique centralisé et verticalisé vers un système distribué et horizontalisé reposant sur des sources d'énergie propres et renouvelables comme le solaire, l'éolien et l'hydrolien. Cette transition est actuellement freinée par plusieurs verrous scientifiques. Ces verrous sont principalement liés au fait que les sources d'énergies renouvelables sont intermittentes et distribuées géographiquement. Dans ce contexte, le réseau électrique doit s'adapter continuellement aux fluctuations de l'offre et de la demande pour maintenir une qualité de services acceptable pour l'ensemble des utilisateurs du réseau. Pour atteindre cet objectif, le réseau électrique doit disposer d'algorithmes de contrôle et être adossé à un réseau de communication. Dans la littérature, cette structure particulière est désignée sous le terme de *smart-grid*. Pour réaliser le contrôle du réseau, un réseau de type *smart-grid* est équipé de capteurs spécifiques dont l'objectif est de mesurer plusieurs grandeurs du signal électrique, puis de les transmettre vers un organe décisionnel du réseau. À partir de l'ensemble des informations collectées, l'organe décisionnel peut ensuite estimer les paramètres du réseau électrique et modifier sa topologie afin de maintenir une qualité de service optimale tout en minimisant les coûts de production [122].

La problématique smart-grid a connu un essor important ces dernières années. Dans la communauté académique, ce sujet de recherche a suscité une attention particulière depuis une dizaine d'années. Cette thématique mobilise des chercheurs issus de différents domaines comme l'électrotechnique, le traitement du signal et les communications numériques. La figure 2.1 présente la distribution par année des contributions scientifiques dont le contenu mentionne



(a) Nombre d'articles (conférences ou journaux).

(b) Nombre de revues IEEE archivées.

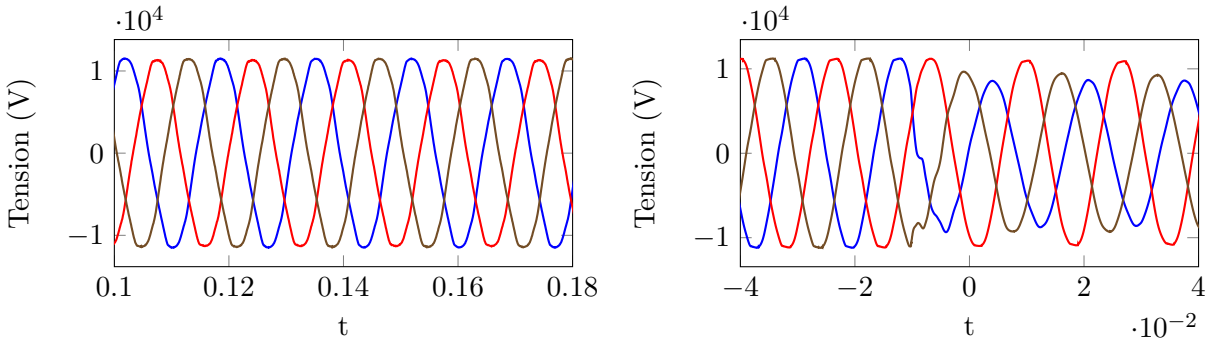
FIGURE 2.1 – Articles scientifiques liés à la thématique des "smart-grid" publiés entre 2004 et 2019 et référencés sur Google Scholar (a) et sur IEEE Explore (b).

explicitement le terme "smart-grid". Pour accompagner l'essor de cette thématique et fédérer les travaux de chercheurs issus de différents domaines, l'IEEE a lancé en 2010 le journal *IEEE Transactions on Smart-Grid* (IF 2019 : 10.486). Depuis 2012, l'IEEE Signal Processing society a également publié plusieurs numéros spéciaux sur cette thématique dans le *Signal Processing Magazine* et le *Selected Topics in Signal Processing* [115, 130].

2.1.2 Problématique

Dans un réseau de type *smart-grid*, l'analyse du signal électrique joue un rôle de premier plan. La figure 2.2 présente l'allure de deux signaux de tension triphasés mesurés à différentes sous-stations d'un réseau électrique (source DOE EPRI). Le premier signal a été enregistré dans des conditions normales d'utilisation alors que le second signal a été enregistré après l'occurrence d'un événement indésirable (chute d'un arbre sur un câble). En conditions normales, le signal triphasé possède une structure bien spécifique. En effet, chaque phase contient une seule sinusoïde dont la fréquence est connue (50Hz ou 60Hz) et les trois phases possèdent une structure équilibrée c-à-d qu'elles possèdent les mêmes amplitudes et sont déphasées les unes par rapport aux autres de $2\pi/3$. En pratique, des écarts de modèle sont toutefois fréquents : déséquilibre entre phases, modulation de fréquence ou d'amplitude, présence d'harmonique, de bruit, etc. Ces écarts sont principalement liés à l'occurrence d'événements non-désirables sur le réseau et doivent être détectés rapidement pour éviter des conséquences plus graves pour l'ensemble du réseau. A titre d'exemple, une déviation trop importante de la fréquence fondamentale sur le réseau électrique est généralement la conséquence d'un déséquilibre entre la production et la consommation d'énergie [37, 2.1.1]. Sans correction, cette déviation peut conduire jusqu'au *blackout*. De la même façon, des variations importantes de l'amplitude du signal ou la présence de déséquilibres peuvent affecter les performances et la durée de vie des équipements électriques raccordés au réseau [37, 2.2.1]. Pour détecter rapidement d'éventuelles anomalies, une stratégie possible consiste à estimer de manière continue les paramètres du signal électrique puis à transmettre 30 fois par seconde ces paramètres de manière synchronisée vers l'un des organes décisionnels du réseau appelés *Phasor Data Concentrators*. En pratique, ces fonctions sont assurées par des équipements appelés Phasor Measurement Units (PMUs) [206, 207, 80].

L'utilisation et la mise en place des PMUs a fait émerger de nouvelles problématiques scien-



(a) Condition normale

(b) Influence d'une chute d'arbre sur un câble provoquant le déclenchement d'un disjoncteur à une sous-station.

FIGURE 2.2 – Allure des signaux de tension (source : DOE EPRI Database).

tifiques impliquant directement la communauté du traitement du signal. Ces problématiques sont essentiellement de trois types : *i)* développement de nouveaux algorithmes d'estimation des paramètres du signal électrique [261], *ii)* développement d'algorithmes de placement des PMU sur le réseau [189, 47], et *iii)* développement d'infrastructures de communication et d'algorithmes dédiés permettant le transfert des informations de manière robuste et sécurisée entre les différents éléments du réseau [183, 77]. Parmi ces trois problématiques, la problématique d'estimation des paramètres du signal joue un rôle primordial. L'estimation des paramètres de signaux sinusoïdaux est une problématique ancienne. Depuis les travaux précurseurs de Rife et Boorstyn [217, 216], de très nombreuses techniques ont été développées et embarquées dans des PMUs [8]. Actuellement, les techniques disponibles dans la littérature se distinguent par leur performance statistique, leur complexité calculatoire et leur robustesse vis-à-vis des écarts de modèle. Compte tenu de l'importance des paramètres estimés pour la surveillance et le contrôle du réseau électrique, l'IEEE a développé un standard spécifiquement lié aux performances d'estimation : le standard IEEE C37.118-1-2011. En pratique, les contraintes initialement spécifiées dans le standard IEEE C37.118-1-2011 se sont toutefois révélées difficiles à atteindre avec les algorithmes d'estimation classiques [2]. Pour ces raisons, ce standard fut amendé en 2014 par une nouvelle version relâchant certaines contraintes d'estimation [131].

En parallèle, pour répondre aux exigences du standard IEEE C37.118-1 plusieurs chercheurs se sont intéressés au développement d'algorithmes d'estimation exploitant certaines particularités des signaux électriques. En particulier, plusieurs travaux ont proposé d'exploiter le caractère multidimensionnel du signal électrique triphasé pour améliorer les performances d'estimation. Pour exploiter cette "diversité de phase", la plupart des études intègrent une étape de prétraitement dans laquelle le signal est projeté dans un espace de plus faible dimension (typiquement de dimension 2). Pour réduire la dimension du signal, une technique couramment utilisée repose sur une transformation linéaire développée en 1943 par l'électrotechnicienne Edith Clarke [75]. La transformée de Clarke a notamment été exploitée dans plusieurs études récentes portant sur l'estimation de la fréquence du signal triphasé [210, 261, 264, 50, 60, 271, 262].

2.1.3 Positionnement scientifique

À partir de 2012, je me suis intéressé à l'analyse des signaux triphasés dans le contexte des *smart-grids*. Pour estimer les paramètres du signal électrique et détecter d'éventuelles anomalies, j'ai adopté une approche purement paramétrique ancrée dans la théorie de l'estimation et de la détection. L'objectif de cette orientation était double. D'une part, je souhaitais replacer les

outils développés par les électrotechniciens, comme la transformée de Clarke, dans un cadre plus général lié à la problématique d'analyse des signaux multidimensionnels. D'autre part, je souhaitais proposer de nouvelles techniques d'estimation potentiellement plus performantes sur le plan statistique que les techniques disponibles en littérature.

Pour traiter cette problématique, j'ai eu l'opportunité de co-encadrer de 2014 à 2017 la thèse de Z. Oubrahim portant sur la problématique des *smart-grids*. J'ai également initié plusieurs collaborations avec des chercheurs issus de la communauté du traitement du signal. En mai 2012, j'ai notamment effectué un séjour d'une semaine à l'ENP Alger via un financement UBO pour échanger sur les problématiques d'analyse des signaux multidimensionnels avec le professeur A. Belouchrani, spécialiste dans le domaine de la séparation de sources. Au niveau national, j'ai initié plusieurs collaborations avec d'autres chercheurs en traitement du signal dont les activités gravitaient autour d'applications en électrotechnique (F. Auger, P. Granjon, C. Delpha, G. Bouleux). Ces collaborations ont donné lieu à l'organisation de sessions spéciales dans plusieurs conférences internationales (IEEE ISIE2015, IEEE EUSIPCO 2015) et à la publication de plusieurs travaux communs [57, 56, 55, 53, 54].

2.2 Modèle de signaux

Cette sous-section présente le modèle de signal utilisé dans nos travaux. Pour simplifier la présentation des différentes techniques, ce chapitre considère que les harmoniques du signal ont été filtrées préalablement. Sous cette hypothèse, le signal sur chaque phase est modélisé par une sinusoïde dont l'amplitude et la phase sont potentiellement modulées dans le temps [1, 3.2.2] [1]. Sur la phase k, le signal s'exprime alors mathématiquement sous la forme :

$$x_k[n] = d_k a[n]\cos(\phi[n] + \varphi_k) + b_k[n] = \Re e(c_k a[n] e^{j\phi[n]}) + b[n] \tag{2.1}$$

où $b_k[n]$ modélise la composante de bruit. Les termes $a[n]$ et $\phi[n]$ correspondent respectivement à l'amplitude et à la phase instantanée. Ces termes permettent de définir un signal complexe $z[n] \triangleq a[n]e^{j\phi[n]}$ appelé abusivement *signal analytique*. De la même façon, les grandeurs d_k et φ_k correspondent à l'amplitude et à la phase initiale sur la phase k. Ces grandeurs permettent de définir un paramètre complexe $c_k \triangleq d_k e^{j\varphi_k}$ appelé *phaseur*. En fonction de l'allure du signal analytique et des phaseurs, il est possible d'identifier plusieurs situations.

— **Condition Nominale**. Dans des conditions nominales d'utilisation, les trois phaseurs sont déphasés les uns par rapport aux autres d'un angle de $2\pi/3$. De plus, le signal analytique décrit une trajectoire circulaire parcourue à la fréquence $f_0 = 50$Hz (ou 60 Hz). Nous obtenons finalement les deux conditions suivantes :

$$c_k = c_0 e^{-2jk\pi/3} \tag{2.2}$$

$$z[n] = \alpha e^{j\omega_0 n} \tag{2.3}$$

où $\omega_0 = 2\pi f_0/F_s$ et F_s désigne la fréquence d'échantillonnage.

— **Présence de déséquilibres**. Lorsque les phaseurs sont déséquilibrés, la condition (2.2) n'est plus respectée. Mathématiquement, cela implique qu'il existe au moins une valeur de k pour laquelle

$$c_k \neq c_0 e^{-2jk\pi/3}. \tag{2.4}$$

1. Notons que par rapport au modèle défini dans le standard IEEE 1459 [1, 3.2.2], le modèle présenté dans l'équation (2.1) est plus général car il prend en compte la présence de déséquilibres.

En pratique, le déséquilibre peut être causé par un déséquilibre des amplitudes, des phases initiales ou de ces deux paramètres. Pour préciser la nature des déséquilibres, plusieurs auteurs ont proposé de classifier la structure des phaseurs. À titre d'exemple, la classification ABC proposée par Bollen contient 7 catégories de déséquilibres se propageant différemment sur le réseau électrique [37]. Une autre classification très utilisée repose sur la notion de composantes symétriques. Ces composantes sont présentées plus en détail dans la sous-section 2.2.2.

— **Présence d'une trajectoire singulière**. En pratique, le signal analytique peut suivre une trajectoire différente de la trajectoire nominale $z[n] = \alpha e^{j\omega n}$. Cette situation peut être subdivisée en plusieurs catégories en fonction du type de trajectoire suivie par $z[n]$. Le standard C37.118 [2, 131] identifie deux catégories particulières. La première catégorie correspond au cas où le signal analytique suit une trajectoire circulaire parcourue à une fréquence différente de f_0. La seconde catégorie correspond au cas plus complexe où le signal analytique est modulé en amplitude et/ou en phase.

Par rapport aux modèles de signaux sinusoïdaux ou mono-composants couramment utilisés en traitement du signal, une particularité du modèle (2.1) repose sur la nature multi-dimensionnelle du signal électrique. Bien qu'il soit tout à fait possible d'analyser les trois phases indépendamment avec des algorithmes classiques de traitement du signal, nous avons développé dans nos études des techniques d'analyse spécifiques exploitant conjointement l'information contenue dans les trois phases.

2.2.1 Interprétations Géométriques du signal triphasé

En négligeant la contribution du bruit, le signal triphasé $\mathbf{x}[n] = [x_0[n], x_1[n], x_2[n]]^T$ peut s'exprimer de manière compacte sous la forme matricielle suivante :

$$\mathbf{x}[n] = \mathbf{C}\tilde{\mathbf{z}}[n] \tag{2.5}$$

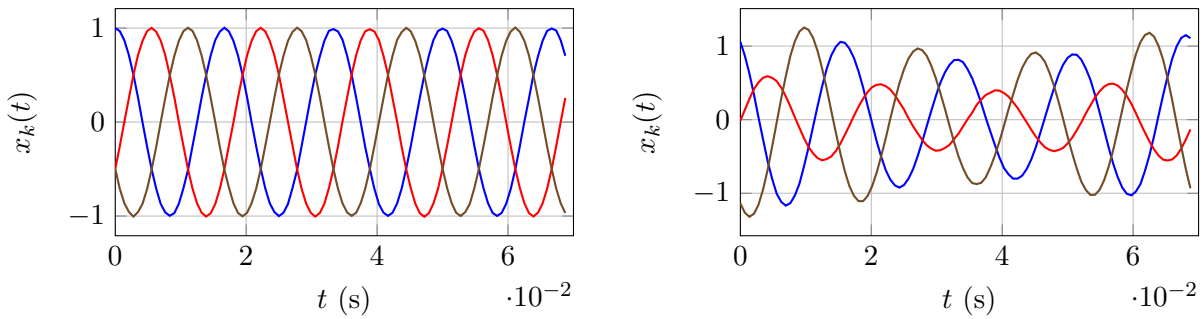
où $\mathbf{C}$ est une matrice de taille 3×2 définie par $\mathbf{C} = [\Re e(\mathbf{c}), \Im m(\mathbf{c}^*)]$ contenant les parties réelles et imaginaires des phaseurs $\mathbf{c} \triangleq [c_0, c_1, c_2]^T$, et $\tilde{\mathbf{z}}[n] \triangleq [\Re e(z[n]), \Im m(z[n])]^T$ est un vecteur colonne de taille 2×1 contenant les parties réelle et imaginaire du signal analytique. Pour représenter le signal triphasé, une technique couramment utilisée consiste à représenter les trois composantes de $x_k[n]$ en fonction du temps. Afin de mieux distinguer les relations entre les trois phases, plusieurs études récentes ont proposé d'utiliser directement une représentation tridimensionnelle du signal $\mathbf{x}[n]$ [208, 44, 125, 64, 174]. À titre d'illustration, les figures 2.3 et 2.4 présentent respectivement les représentations temporelles et tridimensionnelles de deux signaux triphasés. La représentation tridimensionnelle permet d'aborder la problématique d'analyse du signal d'un point de vue géométrique. Dans les sous-sections suivantes, nous montrons comment les phaseurs et le signal analytique impactent la géométrie du signal électrique dans le plan tridimensionnel.

Représentation tridimensionnelle

Nous avons montré dans [64] que les propriétés géométriques du signal triphasé non bruité, $\mathbf{x}[n] = \mathbf{C}\tilde{\mathbf{z}}[n]$, peuvent s'obtenir simplement à partir de la décomposition en valeurs singulières (SVD) de la matrice $\mathbf{C}$. Mathématiquement, la SVD de $\mathbf{C}$ est donnée par :

$$\mathbf{C} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \tag{2.6}$$

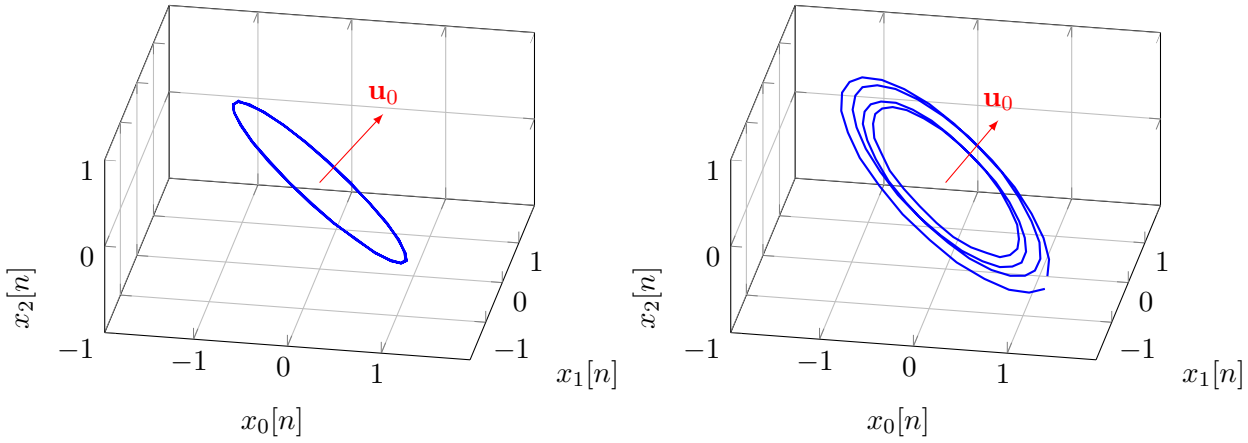
où



(a) Conditions nominales.

(b) Présence de déséquilibre et d'une trajectoire singulière.

FIGURE 2.3 – Représentation temporelle du signal triphasé.



(a) Conditions nominales

(b) Présence de déséquilibre et d'une modulation d'amplitude et de phase

FIGURE 2.4 – Représentation tridimensionnelle du signal triphasé.

— $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_2, \mathbf{u}_1]$ est une matrice semi-orthogonale de taille 3×2 ($\mathbf{U}^T\mathbf{U} = \mathbf{I}_2$) contenant les vecteurs singuliers gauches de $\mathbf{C}$.

— $\mathbf{S} = \text{diag}(\sigma_2, \sigma_1)$ est une matrice diagonale de taille 2×2 contenant les valeurs singulières de $\mathbf{C}$ rangées dans l'ordre décroissant. Ces deux valeurs singulières correspondent également à la racine carrée des valeurs propres de la matrice $\mathbf{C}^T\mathbf{C}$ et s'expriment simplement sous la forme :

$$\sigma_{2,1} = \sqrt{\frac{\sigma_c^2 \pm |\tau_c^2|}{2}} \tag{2.7}$$

avec $\sigma_c^2 = \|\mathbf{c}\|_2^2 = \mathbf{c}^H\mathbf{c}$ et $\tau_c^2 = \mathbf{c}^T\mathbf{c}$.

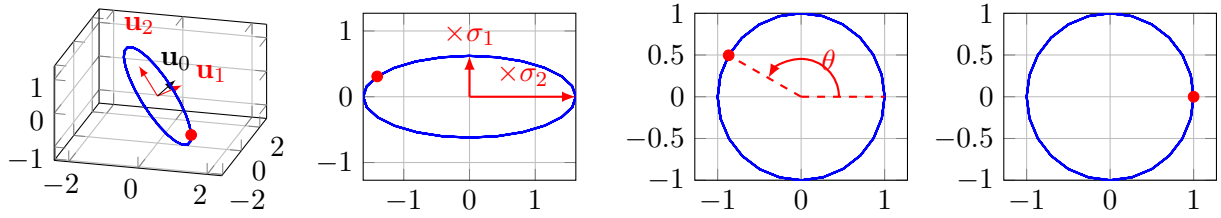
— $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_2, \mathbf{v}_1]$ est une matrice orthogonale de taille 2×2 ($\mathbf{V}^T\mathbf{V} = \mathbf{V}\mathbf{V}^T = \mathbf{I}_2$) contenant les vecteurs singuliers droits de $\mathbf{C}$.

Sur le plan géométrique, la matrice $\mathbf{V}$ est une matrice de rotation qui a pour effet de faire tourner le signal analytique dans le plan complexe d'un angle θ. La matrice $\mathbf{S}$ est une matrice d'échelle qui a ensuite pour effet d'étirer/compacter la partie réelle et imaginaire du signal analytique après rotation. Finalement, la matrice $\mathbf{U}$ est une matrice semi-orthogonale qui a

pour effet de positionner le signal transformé sur un plan dans $\mathbb{R}^3$. Géométriquement, ce plan passe par l'origine et possède un vecteur normal dont les coordonnées se déterminent à partir de l'équation $\mathbf{u}_0^T\mathbf{C} = \mathbf{0}$. Mathématiquement, nous avons montré que les coordonnées de $\mathbf{u}_0$ sont données par [125, 64] :

$$\mathbf{u}_0 = \frac{\mathbf{g}}{\|\mathbf{g}\|_2} \text{ où } \mathbf{g} \triangleq \Im m\left(\begin{bmatrix} c_1 c_2^* \\ c_2 c_0^* \\ c_0 c_1^* \end{bmatrix}\right) \tag{2.8}$$

Les différentes étapes de cette décomposition sont illustrées sur la figure 2.5 pour un signal triphasé quelconque. Notons que lorsque les phaseurs sont équilibrés, les paramètres s'expriment sous la forme $\sigma_1 = \sigma_2$ et $\mathbf{u}_0 = \mathbf{u} = \frac{1}{\sqrt{3}}[1, 1, 1]^T$.



(a) Signal $\mathbf{C}\mathbf{z}[n]$ (b) Signal $\mathbf{S}\mathbf{V}^T\tilde{\mathbf{z}}[n]$ (c) Signal $\mathbf{V}^T\tilde{\mathbf{z}}[n]$ (d) Signal $\tilde{\mathbf{z}}[n]$

FIGURE 2.5 – Influence de la décomposition en valeurs singulières de la matrice $\mathbf{C}$ sur le signal $\tilde{\mathbf{z}}[n]$

.

Représentation complexe

Il est possible d'extraire le signal analytique à partir du signal triphasé via la transformation $\mathbb{R}^3 \to \mathbb{C}$ définie par $z[n] = [1\ j]\mathbf{C}^\dagger\mathbf{x}[n]$ où $\mathbf{C}^\dagger \triangleq \left(\mathbf{C}^T\mathbf{C}\right)^{-1}\mathbf{C}^T\mathbf{x}[n]$ désigne la pseudo-inverse de $\mathbf{C}$. Cette transformation peut s'exprimer de manière plus synthétique via le produit scalaire $z[n] = \mathbf{m}_c^H\mathbf{x}[n] = \langle \mathbf{m}_c, \mathbf{x}[n]\rangle$ avec

$$\mathbf{m}_c \triangleq \frac{2}{\sigma_c^4 - |\tau_c^2|^2}\left(\sigma_c^2\mathbf{c} - \tau_c^2\mathbf{c}^*\right). \tag{2.9}$$

En pratique, les phaseurs $\mathbf{c}$ sont rarement parfaitement connus. Dans ce contexte, nous avons considéré le cas plus général où un signal complexe est extrait de $\mathbb{R}^3$ via le produit scalaire $y[n] = \langle \mathbf{m}, \mathbf{x}[n]\rangle$ où $\mathbf{m}$ est un vecteur complexe que nous désignons sous le terme de *vecteur de projection*. En utilisant le modèle de signal (2.5), il est possible de montrer que le signal complexe obtenu s'exprime sous la forme :

$$y[n] = \langle \mathbf{m}, \mathbf{x}[n]\rangle = \alpha_+(\mathbf{m})z[n] + \alpha_-^*(\mathbf{m})z^*[n] \tag{2.10}$$

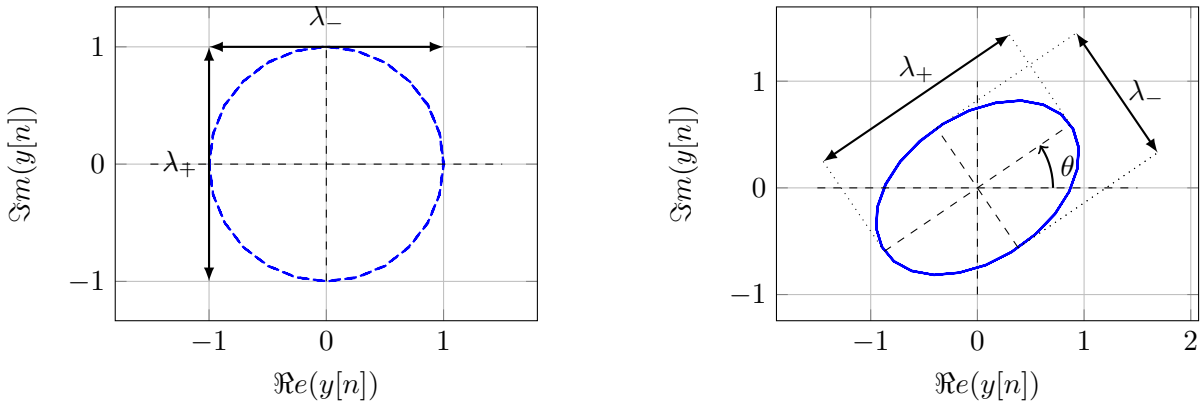
où les coefficients complexes $\alpha_+(\mathbf{m})$ et $\alpha_+(\mathbf{m})$ sont définis par :

$$\alpha_+(\mathbf{m}) \triangleq \frac{1}{2}\langle \mathbf{m}, \mathbf{c}\rangle,\ \alpha_-(\mathbf{m}) \triangleq \frac{1}{2}\langle \mathbf{m}^*, \mathbf{c}\rangle. \tag{2.11}$$

Le signal $y[n]$ est composé de deux signaux polarisés positivement et négativement. Lorsque le signal $z[n]$ est circulaire, le signal $y[n]$ reste circulaire si et seulement si $\alpha_-(\mathbf{m}) = 0$ ou $\alpha_+(\mathbf{m}) = 0$. Dans le cas particulier où $z[n] = e^{j\omega n}$, le signal $y[n]$ décrit une trajectoire ellipsoïdale centrée à l'origine et dont les axes majeurs et mineurs sont respectivement donnés par $\lambda_+ = 2(|\alpha_+(\mathbf{m})| +$

$|\alpha_-(\mathbf{m})|)$ et $\lambda_- = 2||\alpha_+(\mathbf{m})| - |\alpha_-(\mathbf{m})||$ [231, Section 1.3]. Concernant l'orientation de l'ellipse, l'axe majeur s'obtient par rotation de l'axe des réels d'un angle $\theta = \frac{1}{2}\arg[\alpha_+(\mathbf{m})/\alpha_-(\mathbf{m})]$.

Concernant le vecteur de projection $\mathbf{m}$, plusieurs choix sont possibles. Dans la quasi-majorité des études actuelles, le vecteur de projection s'obtient à partir de l'expression des phaseurs dans le cas équilibré [210, 261, 264, 50, 60, 271, 262]. À titre d'illustration, la figure 2.6 présente l'allure du signal complexe en présence de phaseurs équilibrés et déséquilibrés lorsque $\mathbf{m} = \frac{2}{\sqrt{3}}[1, e^{-2j\pi/3}, e^{-4j\pi/3}]^T$.



(a) Signal équilibré : signal après projection

(b) Signal déséquilibré : signal après projection

FIGURE 2.6 – Allure du signal projeté avec $\mathbf{m} = \frac{2}{\sqrt{3}}[1, e^{-2j\pi/3}, e^{-4j\pi/3}]^T$ pour un signal équilibré ($\mathbf{c} = [1, e^{-2j\pi/3}, e^{-4j\pi/3}]^T/\sqrt{3}$) et un signal déséquilibré ($\mathbf{c} = [1, 0.5e^{-2j\pi/3}, 1.1e^{-4j\pi/3+0.01j}]^T/\sqrt{3}$).

2.2.2 Lien avec les transformations de Clarke et de Fortescue

Pour analyser les signaux électriques, les électrotechniciens ont développé des outils basés sur des transformations linéaires du signal triphasé ou des phaseurs. Les outils les plus couramment utilisés sont les transformations de Clarke et de Fortescue [197]. Ces deux transformations reposent sur les propriétés géométriques du sous-espace signal engendré par la matrice $\mathbf{C}$ lorsque les phaseurs sont équilibrés. Sans perte de généralité, nous allons considérer ici que le premier phaseur c_0 est un réel positif et que la somme des modules des phaseurs est normalisée à $\|\mathbf{c}_0\|^2 = 1$. En utilisant cette normalisation, les phaseurs s'expriment dans le cas équilibré sous la forme :

$$\mathbf{c}_0 \triangleq \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-2j\pi/3} \\ e^{-4j\pi/3} \end{bmatrix} \tag{2.12}$$

— **Transformée de Clarke.** Considérons le *sous-espace nominal* engendré par les colonnes de la matrice $\mathbf{C}$. La transformation de Clarke a été initialement proposée par Edith Clarke en 1943 [43]. Cette transformation de $\mathbb{R}^3 \to \mathbb{R}^2$ permet d'obtenir les coordonnées du signal dans le sous-espace nominal. Mathématiquement, cette transformation est définie par :

$$\tilde{\mathbf{y}}[n] = \mathbf{C}_0^\dagger \mathbf{x}[n] = \frac{2}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \mathbf{x}[n] \tag{2.13}$$

En utilisant l'expression de $\mathbf{c}_0$, il est possible de montrer que $\sigma_c^2 = \mathbf{c}_0^H \mathbf{c}_0 = 1$ et $\tau_c^2 = \mathbf{c}_0^T \mathbf{c}_0 = 0$. Par conséquent, le signal complexe équivalent s'exprime sous la forme $y[n] = [1\ j]\tilde{\mathbf{y}}[n] = \langle \mathbf{m}, \mathbf{x}[n] \rangle$ où le *vecteur de projection* est égal à $\mathbf{m} = 2\mathbf{c}_0$. Chez les électrotechniciens, ce signal complexe particulier est appelé *composante symétrique positive instantanée* [164, 44]. Dans $\mathbb{C}$, la trajectoire suivie par la composante symétrique positive instantanée est donnée par $y[n] = \alpha_+ z[n] + \alpha_-^* z^*[n]$ avec $\alpha_+ = \langle \mathbf{c}_0, \mathbf{c} \rangle$ et $\alpha_- = \langle \mathbf{c}_0^*, \mathbf{c} \rangle$ [2]. Les paramètres α_+ et α_- peuvent également s'obtenir à partir de la transformée de Fortescue des phaseurs comme le montre le paragraphe suivant.

— **Transformée de Fortescue**. La transformation de Fortescue des phaseurs est définie par la multiplication matricielle suivante [112] :

$$\begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_+ \\ \alpha_- \end{bmatrix} = \mathbf{F} \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ c_2 \end{bmatrix}, \text{ où } \mathbf{F} \triangleq \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & e^{2j\pi/3} & e^{-2j\pi/3} \\ 1 & e^{-2j\pi/3} & e^{2j\pi/3} \end{bmatrix}. \tag{2.14}$$

La matrice $\mathbf{F}$ possède la particularité d'être une matrice orthogonale c-à-d que $\mathbf{F}^H \mathbf{F} = \mathbf{F}^H \mathbf{F} = \mathbf{I}_3$. Les composantes α_0 et α_+ et α_- sont respectivement appelées composantes symétriques *homopolaire*, *positive* et *négative*. Lorsque les phaseurs sont équilibrés, les composantes symétriques présentent l'avantage d'être parcimonieuses car $\alpha_0 = \alpha_- = 0$. Cette propriété a récemment été exploitée dans plusieurs études pour détecter la présence de déséquilibres au moyen de techniques paramétriques [241, 221, 219, 220, 54]. Plus généralement, les composantes symétriques sont très utilisées par les électrotechniciens pour décrire la géométrie d'un déséquilibre triphasé à partir de la connaissance des phaseurs. Sur le plan géométrique, la composante symétrique homopolaire quantifie l'orthogonalité entre le sous-espace signal engendré par la matrice $\mathbf{C}$ et le vecteur normal nominal $\mathbf{u} = \frac{1}{\sqrt{3}}[1, 1, 1]^T$. Les composantes symétriques positive et négative décrivent l'allure du signal complexe $y[n]$ (voir équation (2.10)). À titre d'exemple, la figure 2.7 présente l'allure des composantes symétriques et de la composante symétrique positive instantanée pour différentes configurations de phaseurs.

Les transformées de Clarke et de Fortescue sont des outils très utilisés pour analyser les signaux triphasés. D'un point de vue statistique, notons toutefois que l'utilisation de ces transformées reste discutable lorsque le signal triphasé est déséquilibré. Cette limitation est mise en avant dans les sections suivantes.

2.3 Analyse des signaux sinusoïdaux triphasés

Dans cette section, nous allons considérer le cas où les signaux sont parfaitement sinusoïdaux c-à-d

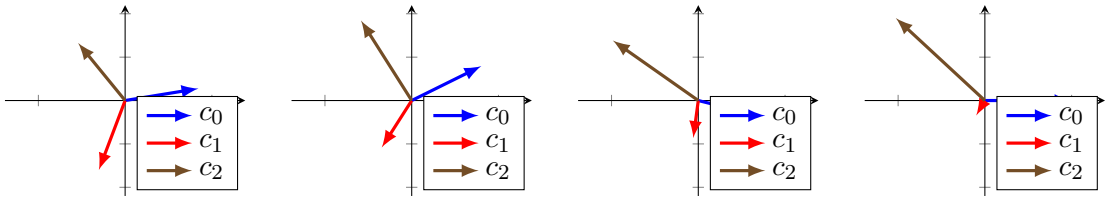
$$x_k[n] = d_k \cos(\omega n + \varphi_k) + b_k[n] \tag{2.15}$$

où $\omega = 2\pi f / F_s$. En pratique, un PMU enregistre consécutivement N échantillons du signal triphasé. En adoptant une écriture matricielle, les N échantillons collectés par le PMU peuvent s'exprimer sous la forme

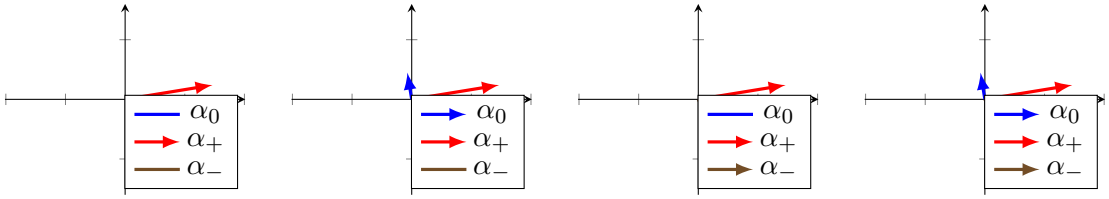
$$\mathbf{X}^T = \mathbf{A}(\omega)\mathbf{C}^T + \mathbf{B}^T \tag{2.16}$$

où

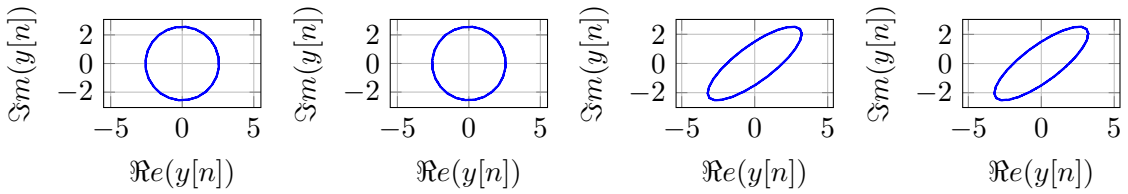
2. Pour alléger les notations, les termes $\alpha_0(\mathbf{c}_0)$ et $\alpha_+(\mathbf{c}_0)$ et $\alpha_-(\mathbf{c}_0)$ sont respectivement notés α_0 et α_+ et α_-



(a) Configuration 1 : valeurs des phaseurs (b) Configuration 2 : valeurs des phaseurs (c) Configuration 3 : valeurs des phaseurs (d) Configuration 4 : valeurs des phaseurs



(e) Configuration 1 : valeurs des composantes symétriques (f) Configuration 2 : valeurs des composantes symétriques (g) Configuration 3 : valeurs des composantes symétriques (h) Configuration 4 : valeurs des composantes symétriques



(i) Configuration 1 : allure de la composante symétrique positive instantanée (j) Configuration 2 : allure de la composante symétrique positive instantanée (k) Configuration 3 : allure de la composante symétrique positive instantanée (l) Configuration 4 : allure de la composante symétrique positive instantanée

FIGURE 2.7 – Influence de la configuration des phaseurs sur les composantes symétriques et sur l'allure de la composante symétrique positive instantanée ($N = 100$ échantillons, $f_0 = 60$ Hz et $F_e = 1440$ Hz).

— $\mathbf{X} \triangleq [\mathbf{x}[0], \cdots, \mathbf{x}[N-1]]$ et $\mathbf{B} \triangleq [\mathbf{b}[0], \cdots, \mathbf{b}[N-1]]^T$ sont des matrices de taille $3 \times N$ contenant respectivement le signal triphasé et la composante de bruit,

— $\mathbf{C} \triangleq [\Re e(\mathbf{c})\ \Im m(\mathbf{c}^*)]$ est une matrice de taille 3×2 contenant les parties réelles et imaginaires des phaseurs,

— $\mathbf{A}(\omega) \triangleq [\Re e(\mathbf{a}(\omega))\ \Im m(\mathbf{a}(\omega))]$ où $\mathbf{a}(\omega) = [1, e^{j\omega}, \cdots, e^{j\omega(N-1)}]^T$ est une matrice de taille $N \times 2$ contenant la partie réelle et imaginaire du signal analytique $z[n]$ lorsque le signal est sinusoïdal.

Pour surveiller le réseau électrique, les PMUs embarquent des algorithmes d'estimation des phaseurs et de la fréquence du signal. En plus de la problématique d'estimation, les PMU peuvent également intégrer des fonctionnalités de détection/classification du signal triphasé. Pour traiter ces deux problématiques, nous avons considéré dans nos études le cas où $b_k[n]$ suit une loi Gaussienne de moyenne nulle et de variance σ^2, c-à-d $b_k \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, et où les échantillons de bruit entre phases sont décorrelés, c-à-d $E[b_k[n]b_l[n]] = \sigma^2\delta(k-l)$ [207]. Le modèle (2.16) est un modèle relativement bien étudié en traitement du signal [237, 255]. Même si les techniques disponibles sont largement éprouvées, notons toutefois qu'elles ne prennent pas en compte la particularité du modèle de signal présenté dans l'équation (2.16). Plus précisément dans (2.16), la matrice $\mathbf{A}(\omega)$ possède la particularité d'être une matrice de rang 2 et son expression ne dépend

que d'un seul paramètre dont la valeur est approximativement connue. Dans [195, 196, 53], nous avons montré que ces particularités permettent de mettre en œuvre des techniques d'estimation/détection à très faible complexité calculatoire possédant d'excellentes performances statistiques.

2.3.1 Estimation des paramètres

Pour estimer les paramètres du signal, nous avons proposé une technique dont la structure est présentée dans la figure 2.8. Cette structure est motivée par l'application de la technique du Maximum de Vraisemblance (MV). Par rapport aux autres approches possibles, la technique du Maximum de Vraisemblance possède l'avantage d'être asympotiquement non biaisé et efficace. En contrepartie, cet estimateur possède souvent une complexité calculatoire importante. Pour alléger la complexité calculatoire de l'estimateur, la structure proposée comporte une première étape optionnelle de réduction de dimension du signal. Cette étape optionnelle est décrite en détail à la fin de cette sous-section.

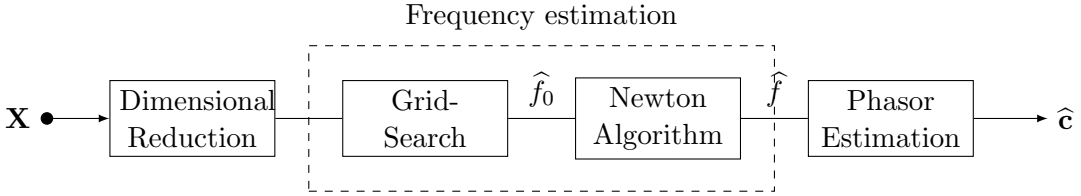


FIGURE 2.8 – Structure de l'estimateur.

Bornes de Cramér-Rao et limite du standard IEEE C37.118

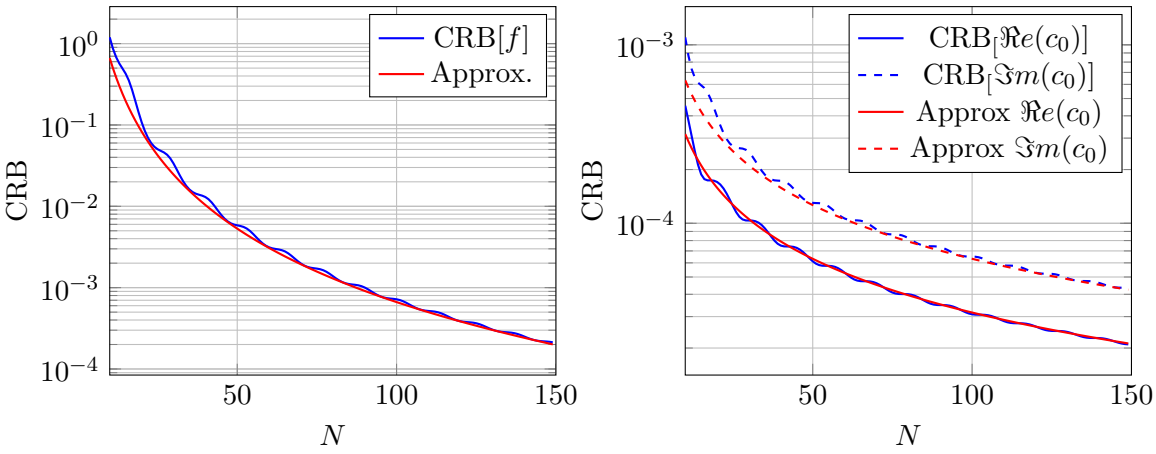
Dans le contexte smart-grid, il est primordial que les PMUs fournissent des estimateurs de qualité aux organes décisionnels du réseau. Pour évaluer les performances d'estimation, une mesure couramment utilisée est l'erreur quadratique moyenne. Concernant l'estimation de la fréquence et des phaseurs, l'erreur quadratique moyenne est définie par les statistiques suivantes $\mathrm{MSE}[\widehat{f}] \triangleq E[(f-\widehat{f})^2]$ et $\mathrm{MSE}[\widehat{\tilde{\mathbf{c}}}_k] \triangleq E[(\tilde{\mathbf{c}}_k - \widehat{\tilde{\mathbf{c}}}_k)^2]$ où $\tilde{\mathbf{c}}_k = [\Re e(c_k), \Im m(c_k)]^T$. Pour les estimateurs non-biaisés, l'erreur quadratique moyenne correspond à la variance de l'estimateur. Cette variance est bornée inférieurement par la borne de Cramér-Rao. Le calcul des bornes de Cramér-Rao nécessite d'inverser la matrice de Fisher. Lorsque N est grand, la matrice de Fisher possède une structure particulière qu'il est possible d'exploiter pour simplifier l'expression des bornes. Ainsi, nous avons montré dans [53] que :

$$\mathrm{CRB}[f] \approx \frac{F_s^2}{\pi^2 N^3 \eta} \tag{2.17}$$

$$\mathrm{CRB}[\tilde{\mathbf{c}}_k] \approx \frac{2\sigma^2}{N}\mathbf{I}_2 + \frac{1}{N\eta}\begin{bmatrix} \Im m^2(c_k) & -\frac{\Im m(c_k^2)}{2} \\ -\frac{\Im m(c_k^2)}{2} & \Re e^2(c_k) \end{bmatrix} \tag{2.18}$$

où $\eta = (|c_0|^2 + |c_1|^2 + |c_2|^2)/(6\sigma^2)$ correspond au rapport signal sur bruit moyen sur les trois phases. À titre d'illustration, la figure 2.9 présente les bornes de Cramer-Rao exactes et approchées pour la fréquence f et pour le premier phaseur c_0.

Au lieu d'utiliser l'erreur quadratique moyenne, le standard IEEE C37.118 spécifie deux autres critères d'évaluation des performances d'estimation. Ces critères sont nommés *Frequency Error* (FE) et *Total Vector Error* (TVE) [2, 131]. Ces critères s'expriment mathématiquement par $\mathrm{FE} = |f - \widehat{f}|$ où $f = \omega F_s/(2\pi)$ et $\mathrm{TVE}_k = |c_k - \widehat{c}_k|/|c_k|$. Pour satisfaire les spécifications



(a) Borne de Cramér-Rao de la fréquence (b) Borne de Cramér-Rao du phaseur c_0

FIGURE 2.9 – Evolution des bornes de Cramér-Rao exactes et approchées en fonction du nombre d'échantillons N.

du standard IEEE C37.118, ces critères doivent être inférieurs à FE $\leq \tau_f = 0.005$ Hz et $\text{TVE}_k \leq \tau_T = 1\%$. Notons qu'en présence de signaux bruités, ces deux critères sont toutefois mal adaptés à l'analyse des performances d'estimation [170, 53]. En effet, lorsque les signaux sont bruités, les critères FE et TVE_k sont des variables aléatoires. À titre d'exemple, la figure 2.10 présente la distribution des valeurs estimées dans le cas d'un estimateur efficace (non-biaisé et à variance minimale) et Gaussien ainsi que les limites imposées par le standard IEEE C37.118. Pour prendre en compte la nature aléatoire des critères FE et TVE, nous avons défini deux nouvelles grandeurs nommées probabilités de *FE compliance* et de *TVE Compliance* [53]. Ces deux grandeurs s'expriment respectivement sous la forme :

$$P_{FE} \triangleq P_r[\text{FE} \leq \tau_f], \tag{2.19}$$

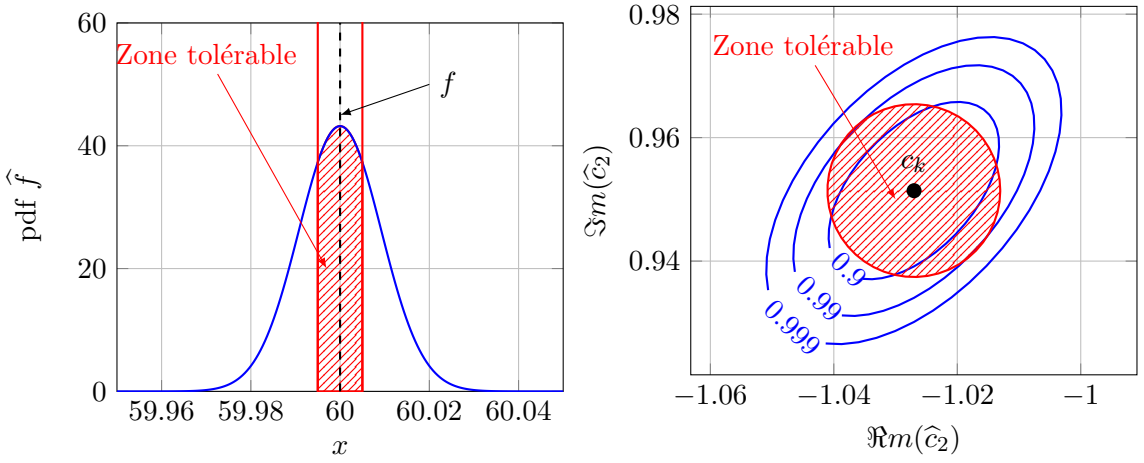
$$P_{TVE_k} \triangleq P_r[\text{TVE}_k \leq \tau_T]. \tag{2.20}$$

Pour un estimateur quelconque, les probabilités P_{FE} et P_{TVE_k} peuvent être estimées au moyen de simulations de Monte-Carlo. Sous l'hypothèse où l'estimateur est efficace et Gaussien, nous avons montré qu'il était également possible d'approcher ces probabilités analytiquement en exploitant l'expression des bornes de Cramér-Rao. Concernant la probabilité de *FE compliance*, nous avons montré qu'asymptotiquement cette probabilité est bornée supérieurement par [53] :

$$P_{FE} \approx 1 - 2Q\left(\frac{\pi\tau_F\sqrt{\eta N^3}}{F_s}\right). \tag{2.21}$$

où $Q(.)$ désigne la fonction Q [3]. Sous les mêmes hypothèses, la probabilité de *TVE compliance* est plus difficile à déterminer compte tenu de la distribution de l'estimateur et de la géométrie de la zone limite spécifiée par le standard C37.118 (voir figure 2.10b). Spécifiquement, comme $\Im m(c_k^2)$ est généralement non nulle, les courbes d'iso-probabilité suivent des ellipses dont les paramètres (axes majeurs et mineurs, inclinaison) s'obtiennent à partir de la décomposition en valeurs propres de la matrice $\text{CRB}[\tilde{\mathbf{c}}_k]$ [190]. Parallèlement, les contraintes du standard IEEE C37.118 spécifie une zone limite de type circulaire. En utilisant les résultats théoriques présentés dans [203] ainsi que la valeur approchée des bornes de Cramér Rao, nous avons montré que la

3. $Q(x)$ correspond à la probabilité qu'une loi Gaussienne centrée réduire prenne une valeur supérieure à x.



(a) Distribution de l'estimateur $\widehat{f}$ et erreurs tolérables.

(b) Courbe iso-probabilité de l'estimateur du phaseur c_2 et erreurs tolérables.

FIGURE 2.10 – Distribution des fréquences et des phaseurs pour un estimateur efficace et Gaussien et limites du standard IEEE C37.118 ($N = 150$, SNR $= 25$ dB).

probabilité P_{TVE} optimale pouvait être approchée analytiquement par la différence symétrique de deux fonctions de Marcum via l'expression [53] :

$$P_{TVE} \approx Q_1\left(\sqrt{r_1}\tau_v, \sqrt{r_2}\tau_v\right) - Q_1\left(\sqrt{r_2}\tau_v, \sqrt{r_1}\tau_v\right) \tag{2.22}$$

Dans l'équation (2.22), les termes de pondération r_1 and r_2 s'expriment de la manière suivante :

$$r_1 \approx \frac{N\eta|\rho_k|(1+\sqrt{1-|\rho_k|^2})}{1-|\rho_k|^2}, \tag{2.23a}$$

$$r_2 \approx \frac{N\eta|\rho_k|(1-\sqrt{1-|\rho_k|^2})}{1-|\rho_k|^2}. \tag{2.23b}$$

où $|\rho_k| = \frac{1}{1+2\frac{\eta}{\eta_k}}$ et $\eta_k \triangleq |c_k|^2/(2\sigma^2)$ correspond au rapport signal sur bruit sur la phase k.

Maximum de Vraisemblance

Pour estimer les paramètres du signal, nous avons proposé d'utiliser la technique du MV. Cet estimateur présente l'avantage d'être asymptotiquement non biaisé, efficace et Gaussien lorsque $N \to \infty$ ou $\sigma^2 \to 0$ [144, 215]. Pour simplifier les notations, nous considérons ici l'estimation de la pulsation normalisée $\omega \triangleq 2\pi f/F_s$ au lieu de l'estimation de la fréquence f.

En utilisant une approche par MV, les estimateurs de ω et $\mathbf{C}$ s'obtiennent en minimisant l'erreur quadratique suivante :

$$\{\widehat{\omega}, \mathbf{C}\} = \arg\min_{\omega,\mathbf{C}} \|\mathbf{X}^T - \mathbf{A}(\omega)\mathbf{C}^T\|_F^2 \tag{2.24}$$

Pour ce modèle de signal particulier, l'estimation des paramètres peut être réalisée en deux temps [123]. Dans un premier temps, l'estimation de pulsation normalisée s'obtient en minimisant la fonction de coût $\|\mathbf{P}_{\mathbf{A}}^{\perp}(\omega)\mathbf{X}^T\|_F^2$ où $\mathbf{P}_{\mathbf{A}}^{\perp}(\omega)$ désigne le projecteur orthogonal sur le noyau de $\mathbf{A}^T(\omega)$. Dans un second temps, l'estimation des phaseurs s'obtient à partir de la pseudo-inverse de $\mathbf{A}(\widehat{\omega})$ via la transformation linéaire $\widehat{\mathbf{C}}^T = \mathbf{A}^{\dagger}(\widehat{\omega})\mathbf{X}^T$ [123, 195]. Au lieu d'utiliser ces

expressions générales, nous avons démontré dans [53] que ces estimateurs peuvent s'exprimer plus simplement et sans opération matricielle à partir des DTFTs des signaux $x_k[n]$, notés $X_k(\omega)$. Précisément, nous avons montré que [53] :

$$\widehat{\omega} = \arg\max_{\omega} \beta(\omega) \left(\sum_{k=0}^{2} N|X_k(\omega)|^2 - \Re e\left(q(\omega)X_k^2(\omega)\right) \right) \tag{2.25}$$

où les paramètres de pondération $q(\omega)$ et $\beta(\omega)$ sont définis par :

$$q(\omega) \triangleq \frac{\sin(N\omega)}{\sin(\omega)} e^{j\omega(N-1)} \tag{2.26}$$

$$\beta(\omega) \triangleq \frac{1}{N^2 - |q(\omega)|^2} \tag{2.27}$$

Remarquons que, par rapport à un périodogramme classique, cette fonction de coût comporte un terme additionnel de correction égal à $\Re e\left(q(\omega)X_k^2(\omega)\right)$. Ce terme de correction est lié à la présence d'interférences entre la composante fréquentielle positive en ω et négative en $-\omega$ dans le cas de signaux réels. Lorsque ω est estimé, l'estimateur du phaseur c_k s'obtient ensuite via l'expression :

$$\widehat{c}_k = 2\beta(\widehat{\omega}) \left(N X_k(\widehat{\omega}) - q^*(\widehat{\omega}) X_k^*(\widehat{\omega}) \right). \tag{2.28}$$

Sur le plan calculatoire, notons que l'étape la plus complexe concerne l'estimation de ω. Cette étape nécessite de maximiser une fonction de coût multimodale. En pratique, l'optimisation de cette fonction de coût peut être réalisée en deux temps. Dans un premier temps, l'utilisation d'un *grid-search* permet d'obtenir une estimation grossière de la pulsation ω en recherchant le maximum de la fonction de coût (2.25) sur une grille fréquentielle particulière [4]. Dans un second temps, une étape de raffinement permet d'affiner localement la valeur de ω. Concernant l'étape de raffinement, nous avons proposé d'utiliser l'algorithme de Newton-Raphson [53]. Cet algorithme est défini par la procédure itérative suivante :

$$\widehat{\omega}_{k+1} = \widehat{\omega}_k - \frac{\mathcal{C}'(\widehat{\omega}_k)}{\mathcal{C}''(\widehat{\omega}_k)} \tag{2.29}$$

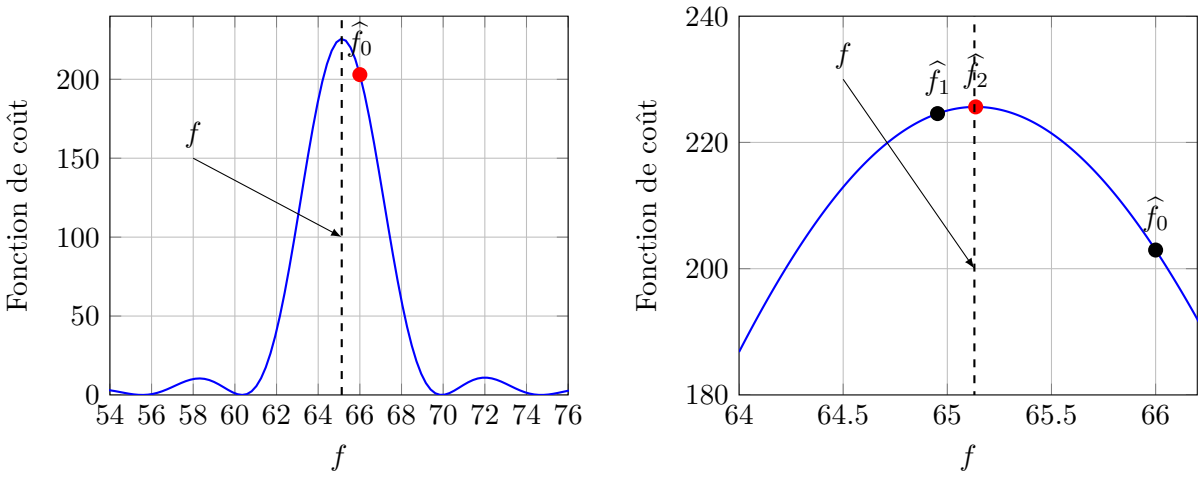
où ω_k correspond à l'estimée de la pulsation à la $k^{\text{ième}}$ itération, $\mathcal{C}'(\omega)$ et $\mathcal{C}''(\omega)$ désigne respectivement les dérivées première et seconde du terme entre parenthèses dans (2.25). Nous avons montré que le ratio de ces dérivées s'exprime sous la forme [53] :

$$\frac{\mathcal{C}'(\omega)}{\mathcal{C}''(\omega)} = \frac{\sum_{k=0}^{2} \left(\beta'(\omega)\gamma_k(\omega) + \beta(\omega)\gamma_k'(\omega)\right)}{\sum_{k=0}^{2} \left(\beta''(\omega)\gamma_k(\omega) + 2\beta'(\omega)\gamma_k'(\omega) + \beta(\omega)\gamma_k''(\omega)\right)}. \tag{2.30}$$

où

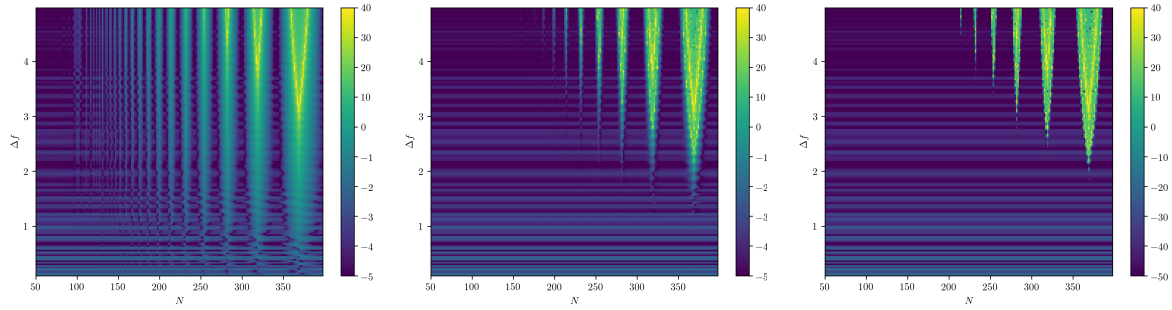
$$\begin{aligned}
\beta'(\omega) &= 2\beta^2(\omega)\Re e(q^* q') \\
\beta''(\omega) &= 2\beta^2(\omega)|q'|^2 + 2\beta^2(\omega)\Re e(q^* q'') + 8\beta^3(\omega)\Re e^2(q^* q') \\
q'(\omega) &= \frac{1}{\sin(\omega)} \left(N e^{j\omega(2N-1)} - q(\omega) e^{j\omega} \right) \\
q''(\omega) &= \frac{2}{\sin(\omega)} \left(jN(N-1) e^{j\omega(2N-1)} - q'(\omega)\cos(\omega) \right).
\end{aligned}$$

4. Une grille fréquentielle possible est, par exemple, définie par l'ensemble de pulsations $\omega \in \{\omega_s + k\Delta\omega\}$ ($k \in \mathbb{N}$) où ω_s correspond au point de départ et $\Delta\omega$ correspond à l'espacement entre deux points.



(a) Algorithme de Grid Search ($\Delta f = 2$Hz) (b) Algorithme de Newton-Raphson ($f_0 = 64$Hz)

FIGURE 2.11 – Estimateur de la fréquence par MV ($N = 300$, SNR $= 25$ dB, $f = 65.13$ Hz).



(a) $N_{iter} = 1$ itération (b) $N_{iter} = 2$ itérations (c) $N_{iter} = 3$ itérations

FIGURE 2.12 – Influence du nombre d'itérations N_{iter}, du pas fréquentiel Δf et du nombre d'échantillons N sur le logarithme de l'erreur d'estimation $\text{MSE}_{db} = 10\log_{10}(|f-\widehat{f}|^2)$ (SNR $= 25$ dB, $f = 65.13$ Hz, $F_s = 60 \times 24$ Hz).

Les autres paramètres intervenant de l'équation (2.30) sont donnés par :

$$\begin{aligned}
\gamma_k(\omega) &= N|X_k(\omega)|^2 - \Re e(q(\omega)X_k^2(\omega)) \\
\gamma_k'(\omega) &= 2N\Re e\left(X_k^*(\omega)X_k'(\omega)\right) - \Re e\left(q'X_k^2(\omega) + 2qX_k(\omega)X_k'(\omega)\right) \\
\gamma_k''(\omega) &= 2N\left(|X_k'(\omega)|^2 + \Re e(X_k^*(\omega)X_k''(\omega))\right) \\
&\quad - \Re e\left(q''X_k^2(\omega) + 4q'X_k(\omega)X_k'(\omega)\right) - 2\Re e\left(q(X_k'(\omega))^2 + qX_k(\omega)X_k''(\omega)\right)
\end{aligned}$$

où les quantités $X_k'(\omega)$ et $Y_k''(\omega)$ correspondent aux DTFTs des signaux $-jnx_k[n]$ et$-n^2x_k[n]$. La figure 2.11 illustre le principe de fonctionnement de l'algorithme. Notons que les performances de l'algorithme d'optimisation dépendent directement du pas $\Delta\omega$ et du nombre d'itérations N_{iter} utilisés pour la grille fréquentielle (voir figure 2.12). Ainsi, une valeur faible de $\Delta\omega$ améliore l'estimation grossière de la fréquence mais augmente significativement la complexité calculatoire. Notons que lorsque N augmente, le lobe principal de la fonction de coût devient plus étroit à proximité de f ce qui nécessite d'utiliser un espacement Δf plus faible.

Estimation de la fréquence après réduction de la dimension

Par rapport aux estimateurs classiques de la fréquence n'exploitant qu'une seule phase, l'utilisation des trois phases $x_k[n]$ $(k = 0, 1, 2)$ permet d'atteindre de meilleures performances d'estimation. Néanmoins, cette amélioration se fait au détriment d'une augmentation de la complexité calculatoire. Pour réduire la complexité calculatoire, une solution possible consiste à réaliser l'estimation de la fréquence dans $\mathbb{C}$ au lieu de $\mathbb{R}^3$ (voir sous-section 2.2.1) [261, 50, 60, 262, 53].

Soit $y[n] = \langle \mathbf{m}, \mathbf{x}[n] \rangle$ le signal obtenu en utilisant le vecteur de projection $\mathbf{m}$. Nous avons montré que le choix du vecteur de projection impacte directement les performances statistiques et la complexité calculatoire de l'estimateur.

— **Performances statistiques**. Nous avons montré dans [53] que la borne de Cramér-Rao de l'estimateur de la fréquence dans le sous-espace bi-dimensionnel, notée $\mathrm{CRB}_{\mathcal{C}}[f]$, s'exprime en fonction de la borne de Cramér-Rao $\mathrm{CRB}[f]$ du signal triphasé de la manière suivante :

$$\mathrm{CRB}_{\mathcal{C}}[f] = \left(\frac{1}{1 - \frac{|\alpha_0(\mathbf{m})|^2}{\|\mathbf{c}\|^2}} \right) \times \mathrm{CRB}[f] \tag{2.32}$$

où $\alpha_0(\mathbf{m}) = \langle \mathbf{u}_0, \mathbf{c} \rangle$ et $\mathbf{u}_0$ désigne le vecteur unitaire et à valeurs réelles orthogonal à $\mathbf{m}$ c-à-d $\mathbf{u}_0^T \mathbf{m} = 0$ et $|\mathbf{u}_0|^2 = 1$. Idéalement, le maintien de la valeur de la borne de Cramér-Rao après projection nécessite de choisir $\mathbf{m}$ de sorte à minimiser $\alpha_0(\mathbf{m})$.

— **Expression de l'estimateur**. Dans le cas général, il est possible de montrer à partir de (2.25) que l'estimateur des moindres carrés de la fréquence peut s'exprimer sous la forme :

$$\widehat{\omega} = \arg\max_{\omega} \frac{1}{2} \beta(\omega) \left(N|Y(\omega)|^2 + N|Y(-\omega)|^2 - 2\Re e \left(q(\omega) Y(\omega) Y^*(-\omega) \right) \right) \tag{2.33}$$

où $Y(\omega)$ désigne la DTFT du signal $y[n]$. Sous l'hypothèse $\mathbf{b}[n] \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}_3)$, cet estimateur correspond à l'estimateur du Maximum de Vraisemblance lorsque le bruit après projection, $w[n]$, est circulaire c-à-d lorsque $\mathbf{m}^T \mathbf{m} = 0$. Lorsque le nombre d'échantillons est élevée c-à-d $N \to \infty$, la fonction de coût peut se réexprimer comme la somme des periodogrammes de $y[n]$ évalués en ω et $-\omega$ [262]. Enfin, lorsque $\alpha_-(\mathbf{m}) = 2\langle \mathbf{m}, \mathbf{c} \rangle = 0$, le signal complexe ne possède qu'une seule polarisation et s'exprime sous la forme $y[n] = \alpha_+ e^{j\omega n} + w[n]$. Dans ce contexte, l'estimateur par moindres carrés de la pulsation est équivalent à l'estimateur proposé par Rife et Boorstyn basé sur le périodogramme [217]. Mathématiquement, cet estimateur s'exprime sous la forme $\widehat{\omega} = \arg\max_{\omega} \frac{1}{N} |Y(\omega)|^2$.

Dans la littérature, la plupart des travaux utilisent la transformée de Clarke pour réduire la dimension des données. Cette stratégie revient à utiliser comme vecteur de projection $\mathbf{m} = 2\mathbf{c}_0$. Lorsque les signaux sont équilibrés, nous avons montré que ce choix de vecteur permet d'atteindre la borne de Cramér-Rao car $\alpha_0(\mathbf{m}_n) = 0$ [60]. Lorsque les signaux sont déséquilibrés, ce choix reste toutefois discutable d'un point de vue statistique car $|\alpha_0(\mathbf{m}_n)| = |\langle \mathbf{u}_0, \mathbf{c} \rangle| = \frac{1}{\sqrt{3}} |\sum_{k=0}^{2} c_k| \geq 0$ et donc $\mathrm{CRB}_{\mathcal{C}}[f] \geq \mathrm{CRB}[f]$.

Pour améliorer les performances d'estimation, nous avons proposé d'utiliser comme vecteur de projection le vecteur maximisant l'énergie normalisée du signal $y[n]$ c-à-d [53] :

$$\widehat{\mathbf{m}} = \arg\max_{\mathbf{m} \in \mathbb{C}^3} \|\mathbf{m}^H \mathbf{X}\|_2^2 \ s.t. \ \|\mathbf{m}\|^2 = 1 \tag{2.34}$$

Méthode	ML0 [60]	ML0c [262]	ML U [53]	LS US [64]
Hypothèse	$\mathbf{c} = \mathbf{c}_0$	$N \to \infty$	$\times$	$N \to \infty$
Bruit $\mathbf{b}[n]$	$\mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I}_3)$	$\mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I}_3)$	$\mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I}_3)$	$\times$
Vecteur $\mathbf{m}$	$2\mathbf{c}_0$	$2\mathbf{c}_0$	$\mathbf{u}_{2x} - j\mathbf{u}_{1x}$	$\frac{1}{\sigma_{2x}}\mathbf{u}_{2x} - j\frac{1}{\sigma_{1x}}\mathbf{u}_{1x}$
$\mathbf{m}^T\mathbf{m}$	0	0	0	$\frac{1}{\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_1^2}$
$\alpha_0(\mathbf{m})$	0	$\frac{1}{\sqrt{3}}\sum_{k=0}^{2} c_k$	≈ 0	≈ 0
$\alpha_-(\mathbf{m})$	0	$\frac{1}{\sqrt{3}}\sum_{k=0}^{2} c_k e^{-2jk\pi/3}$	$\frac{1}{2}(\mathbf{u}_2^T\mathbf{c} - j\mathbf{u}_1^T\mathbf{c})$	≈ 0
Estimateur	ML	ML approx.	ML	LS
Fonction de coût	$\frac{1}{N}\lvert Y(\omega)\rvert^2$	$\frac{1}{N}(\lvert Y(\omega)\rvert^2 + \lvert Y(-\omega)\rvert^2)$	voir (2.33)	$\frac{1}{N}\lvert Y(\omega)\rvert^2$

TABLE 2.1 – Estimateurs de la fréquence basés sur l'analyse du signal $y[n] = \langle \mathbf{m}, \mathbf{x}[n] \rangle$. Les vecteurs $\mathbf{u}_{2x}$ et $\mathbf{u}_{1x}$ correspondent aux deux vecteurs singuliers gauches associés aux deux plus grandes valeurs singulières σ_{2x} et σ_{1x} de $\mathbf{X}$. Sous l'hypothèse $\mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I}_3)$, lorsque que la condition $\mathbf{m}^T\mathbf{m} = 0$ est respectée, le bruit $w[n]$ est circulaire. Le paramètre $\alpha_0(\mathbf{m})$ permet de quantifier la perte d'information liée à la projection du signal dans $\mathcal{C}$. Enfin, lorsque la condition $\alpha_-(\mathbf{m}) = 0$ est respectée, le signal complexe $y[n]$ est composé d'une seule polarisation.

La solution à ce problème est donnée par le vecteur $\widehat{\mathbf{m}} = (\frac{1}{\sigma_{2x}}\mathbf{u}_{2x} - j\frac{1}{\sigma_{2x}}\mathbf{u}_{1x})e^{j\theta}$ où $\mathbf{u}_{2x}$ et $\mathbf{u}_{1x}$ désignent les vecteurs singuliers gauches associés aux deux plus grandes valeurs singulières $\sigma_{2x} \geq \sigma_{1x}$ de la matrice $\mathbf{X}$. Comme asymptotiquement ces deux vecteurs singuliers tendent vers les vecteurs singuliers de $\mathbf{C}$, la perte d'information liée à la projection de $\mathbb{R}^3$ vers $\mathbb{C}$ est négligeable ($\alpha_0(\widehat{\mathbf{m}}) \approx 0$).

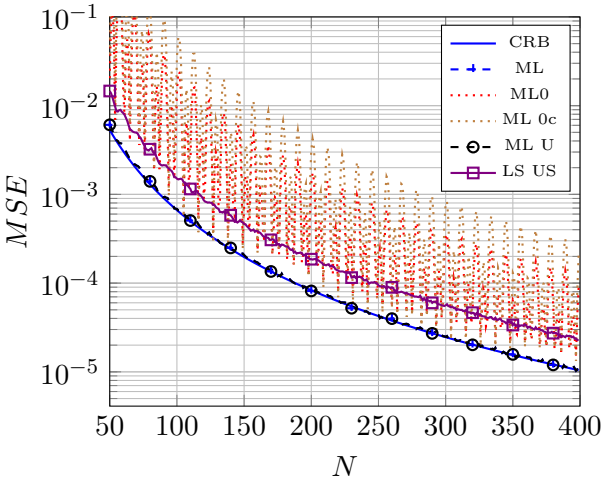
Dans [53], nous avons proposé d'utiliser comme vecteur de projection $\mathbf{m} = \mathbf{u}_{2x} - j\mathbf{u}_{1x}$. L'estimateur obtenu présente des performances statistiques quasi-identiques à celle du MV original et permet de diviser approximativement le nombre d'opérations par un facteur 3/2. Pour réduire la complexité calculatoire, nous avons également proposé dans [64] d'utiliser le vecteur $\mathbf{m} = \frac{1}{\sigma_{2x}}\mathbf{u}_{2x} - j\frac{1}{\sigma_1}\mathbf{u}_{1x}$ où σ_{2x} et σ_{1x} désignent les plus grandes valeurs singulières de $\mathbf{X}$. Sous l'hypothèse $N \to \infty$, le paramètre $\alpha_-(\mathbf{m}) \approx 0$ et l'estimateur par moindres carrés de la fréquence s'obtient simplement en maximisant le périodogramme de $y[n]$. Par rapport à l'estimateur MV original, cet estimateur permet de diviser la complexité calculatoire par un facteur 3. Le tableau 2.1 résume les propriétés obtenues en fonction du choix de $\mathbf{m}$.

Comparaison des estimateurs

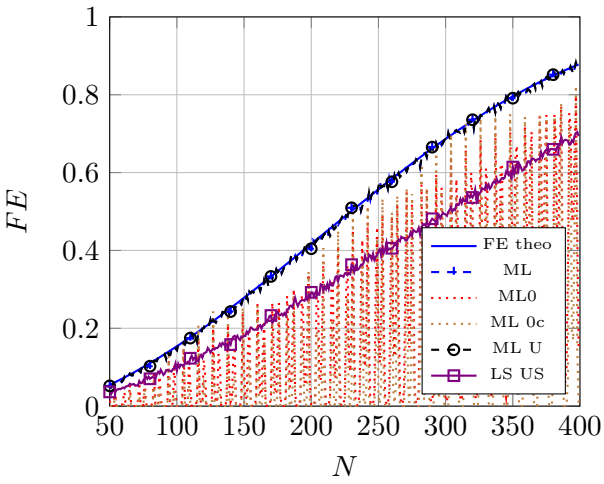
La figure 2.13 présente l'évolution des performances des estimateurs de la fréquence et des phaseurs en fonction du nombre d'échantillons N. Les performances sont évaluées soit en mesurant l'erreur quadratique moyenne (MSE), soit en mesurant la probabilité de FE ou TVE compliance. À titre de comparaison, les bornes de Cramér-Rao ainsi que les bornes de probabilité déterminées dans (2.21) et (2.22) sont également présentées. Les différentes courbes montrent que les performances des estimateurs MV et MV U sont proches des performances optimales. Nous constatons également que l'estimateur à faible complexité calculatoire LS U offre des performances statistiques convenables. Des analyses plus détaillées des performances statistiques et de la complexité calculatoire sont disponibles dans les références [53, 64].

2.3.2 Détection des déséquilibres

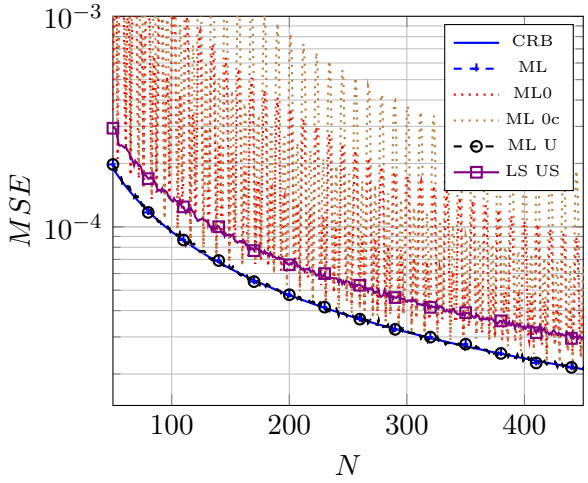
L'objectif principal d'un PMU est d'estimer les différents paramètres du signal triphasé. En plus de cet objectif, un PMU peut également intégrer des fonctionnalités de détection/classification des phaseurs. L'intégration de ces fonctionnalités au niveau local présente plusieurs avantages.



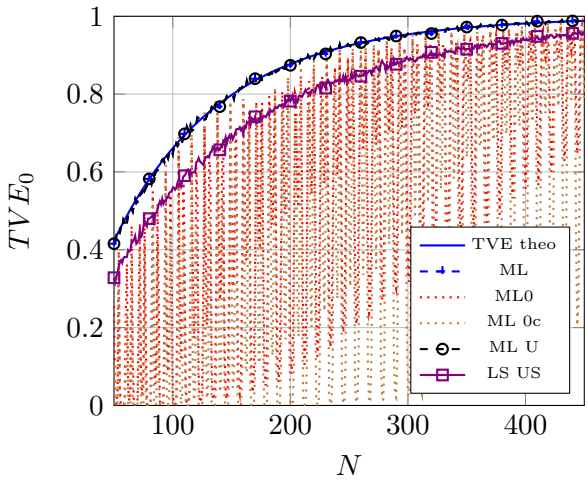
(a) Erreur Quadratique Moyenne



(b) Probabilité de *FE compliance*



(c) Erreur Quadratique Moyenne $E[|c_0 - \widehat{c}_0|^2]$



(d) Probabilité de *TVE compliance*

FIGURE 2.13 – Estimation des paramètres du signal triphasé : Simulations de Monte Carlo (SNR = 25 dB, $f_0 = 65.13$ Hz, $Fs = 60 \times 24$, $c_0 = 1$, $c_1 = 0.2e^{-2j\pi/3}$, $c_2 = 1.4e^{-4j\pi/3+0.3j}$).

D'une part, en réalisant la détection/classification localement, il est possible d'élaborer des stratégies de correction proactives. D'autre part, en testant la parcimonie des phaseurs localement, il est possible de réduire le nombre d'informations à envoyer à l'organe décisionnel du réseau.

Détecteur GLRT

Pour détecter la présence d'un déséquilibre, une approche possible consiste à réaliser un test d'hypothèses binaire portant sur la structure des phaseurs. L'objectif du test est alors de vérifier si les phaseurs sont équilibrés c-à-d $\mathbf{c} = \kappa \mathbf{c}_0$ ($\mathcal{H}_0$) ou déséquilibrés c-à-d $\mathbf{c} \neq \kappa \mathbf{c}_0$ ($\mathcal{H}_1$) avec $\kappa \in \mathbb{C}$. Une technique de détection de déséquilibre basée sur un test GLRT a été proposée dans [241]. Cette technique présente toutefois plusieurs inconvénients. D'une part, le calcul de la statistique de test nécessite de connaître au préalable la variance du bruit, et d'autre part son implémentation repose sur l'utilisation de librairies de calcul matriciel. Dans [54], nous avons

proposé une technique à faible complexité calculatoire basée sur un test GLRT ne nécessitant aucune connaissance *a priori* sur la variance du bruit.

Sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$, la structure spécifique des phaseurs implique la nullité des composantes symétriques homopolaire et inverse. L'hypothèse $\mathcal{H}_0$ peut alors être reformulée de la manière suivante [241, 54] :

$$\alpha_0 = \alpha_- = 0 \tag{2.35}$$

Sous l'hypothèse d'un bruit Gaussien $\mathbf{b}[n] \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I}_3)$, nous avons montré que l'approche GLRT conduit à sélectionner l'hypothèse $\mathcal{H}_1$ lorsque :

$$\mathcal{T}(\mathbf{X}) > \tau. \tag{2.36}$$

où l'expression de la statistique de test $\mathcal{T}(\mathbf{X})$ est donnée dans [145, Théorème 9.1] et où τ désigne le seuil de détection. Compte tenu de la structure particulière de la matrice $\mathbf{A}(\omega)$, nous avons montré que la statistique de test possède une expression analytique simple dont l'évaluation ne nécessite aucun calcul matriciel.

— **Forme exacte.** Sous l'hypothèse $\mathcal{H}_1$, l'estimateur par MV des composantes symétriques, $\widehat{\boldsymbol{\alpha}} = [\widehat{\alpha}_0, \widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2]^T$, est donné par $\widehat{\boldsymbol{\alpha}} = \mathbf{F}\widehat{\mathbf{c}}$ où $\widehat{\mathbf{c}} = [\widehat{c}_0, \widehat{c}_1, \widehat{c}_2]^T$ correspond à l'estimateur par MV des phaseurs (voir équation (2.28)). Dans [54], nous avons alors montré que la statistique de test s'exprime simplement via l'expression :

$$\mathcal{T}(\mathbf{X}) = \frac{1}{8\widehat{\sigma}^2}\left(N|\widehat{\alpha}_0|^2 + \Re e(q(\omega)\widehat{\alpha}_0^2) + \frac{1}{N\beta(\omega)}|\widehat{\alpha}_-|^2\right) \tag{2.37}$$

où $\widehat{\sigma}^2$ correspond à l'estimateur non-biaisé de la variance du bruit. Cet estimateur est donné par :

$$\widehat{\sigma}^2 = \frac{1}{3N-6}\left(\|\mathbf{X}\|^2 - 2\beta(\omega)\left(\sum_{k=0}^{2} N|X_k(\omega)|^2 - \Re e(q(\omega)X_k^2(\omega))\right)\right). \tag{2.38}$$

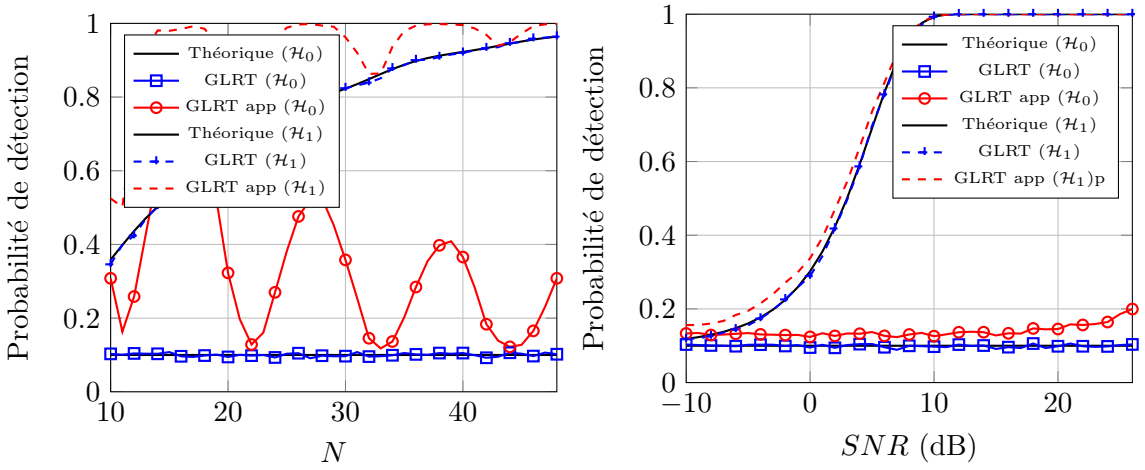
où $X_k(\omega)$ $(k = 0, 1, 2)$ correspond à la DTFT des signaux sur les trois phases.

— **Forme approchée**. Lorsque $N \to \infty$, les paramètres intervenant dans la statistique de test tendent respectivement vers $q(\omega) \to 0$ et $\beta(\omega) = 1/N^2$. De plus, l'estimateur des composantes symétriques s'obtient simplement à partir de la DTFT des signaux via l'expression $\widehat{\boldsymbol{\alpha}} \approx \frac{2}{N}\mathbf{F}\mathbf{x}(\omega)$ où $\mathbf{x}(\omega) \triangleq [X_0(\omega), X_1(\omega), X_2(\omega)]^T$. En utilisant la propriété d'orthogonalité de la matrice de Fortescue ($\mathbf{F}^H\mathbf{F} = \mathbf{I}_3$), la statistique de test peut alors se simplifier sous la forme :

$$\mathcal{T}(\mathbf{X}) \approx \frac{3N^2}{4}\left(\frac{|\widehat{\alpha}_0|^2 + |\widehat{\alpha}_-|^2}{2\|\mathbf{X}\|_F^2 - N\|\widehat{\boldsymbol{\alpha}}\|^2}\right) \tag{2.39}$$

Pour la forme exacte, nous avons déterminé les expressions théoriques des probabilités de détection et de fausse alarme. D'une part, nous avons montré que la probabilité de détection est théoriquement égale à $P_d = P[\widehat{\mathcal{H}} = \mathcal{H}_1|\mathcal{H}_1] = Q^{\lambda}_{4,3(N-2)}(\tau)$ où $Q^{\lambda}_{n,k}(.)$ correspond à la fonction de répartition complémentaire d'une loi $\mathcal{F}$ noncentrée avec n degrés de liberté au numérateur et k degrés de liberté au dénominateur et dont le paramètre de décentrement est donné par :

$$\lambda = \frac{1}{2\sigma^2}\left(N|\alpha_0|^2 + \Re e(q(\omega)\alpha_0^2) + \frac{1}{N\beta(\omega)}|\alpha_-|^2\right). \tag{2.40}$$



(a) Evolution en fonction de N ($SNR = 5$ dB). (b) Evolution en fonction du SNR ($N = 22$).

FIGURE 2.14 – Détection des déséquilibres par approche GLRT : Simulations de Monte Carlo ($f_0 = 65.13$ Hz, $F_s = 60 \times 24$ Hz, $p_{FA} = 0.1$). Sous l'hypothèse $\mathcal{H}_1$, les phaseurs sont donnés par : $c_0 = 0$, $c_1 = 0.9e^{-j\frac{2\pi}{3}}$ et $c_2 = 1.2e^{-j\frac{2\pi}{3}+0.3j}$. La fréquence du signal est considérée parfaitement connue.

D'autre part, nous avons montré que la probabilité de fausse alarme est théoriquement égale à $P_{fa} = P[\widehat{\mathcal{H}} = \mathcal{H}_1|\mathcal{H}_0] = Q_{4,3(N-2)}(\tau)$ où $Q_{n,k}(.)$ correspond à la fonction de répartition complémentaire d'une loi $\mathcal{F}$ centrée. En utilisant cette propriété, il est possible de calibrer le seuil de détection τ à partir d'un niveau de fausse alarme. À titre d'illustration, la figure 2.14 présente l'allure des probabilités de détection et de fausse alarme en fonction de N et du SNR pour le détecteur GLRT et sa version approchée. La figure présente les probabilités théoriques et les probabilités empiriques obtenues par simulation de Monte Carlo. Sur le plan statistique, le détecteur GLRT approché offre des performances décevantes par rapport au détecteur exact lorsque N est faible. Au niveau de la complexité calculatoire, ce détecteur approché est également décevant puisqu'il ne permet qu'une légère réduction du nombre de calculs.

Classification des composantes symétriques par critères d'information théoriques

Le détecteur GLRT que nous avons proposé dans [54] ne donne aucune indication sur la géométrie du déséquilibre. Dans [195], nous avons proposé une technique de classification de la géométrie des phaseurs basée sur la parcimonie des composantes symétriques. Ce classifieur présente un double intérêt. D'une part, il permet de mieux caractériser la nature des déséquilibres. D'autre part, en exploitant la parcimonie des composantes symétriques, ce classifieur permet d'optimiser la bande passante en limitant le volume d'information à transmettre du PMU vers l'organe décisionnel du réseau.

Soit $\boldsymbol{\alpha} \triangleq [\alpha_0, \alpha_+, \alpha_-]^T$ le vecteur contenant les trois composantes symétriques. Dans [195], nous avons proposé un classifieur basé sur la problématique d'optimisation suivante :

$$\widehat{\boldsymbol{\alpha}} = \arg\min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\mathbf{x} - \mathbf{H}\tilde{\boldsymbol{\alpha}}\|^2 \text{ s.t } \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \leq \epsilon. \tag{2.41}$$

où $\|\boldsymbol{\alpha}\|_0$ désigne la norme L_0 du vecteur $\boldsymbol{\alpha}$, $\mathbf{x} = \text{vec}\{\mathbf{X}^T\}$, $\tilde{\boldsymbol{\alpha}} = [\Re e(\boldsymbol{\alpha})^T, -\Im m(\boldsymbol{\alpha})^T]^T$ et où $\mathbf{H}$ est une matrice de taille $N \times 6$ définie par :

$$\mathbf{H} \triangleq (\mathbf{A}(\omega) \otimes \mathbf{I}_3) \begin{bmatrix} \Re e(\mathbf{F}) & \Im m(\mathbf{F}) \\ \Im m(\mathbf{F}) & -\Re e(\mathbf{F}) \end{bmatrix} \tag{2.42}$$

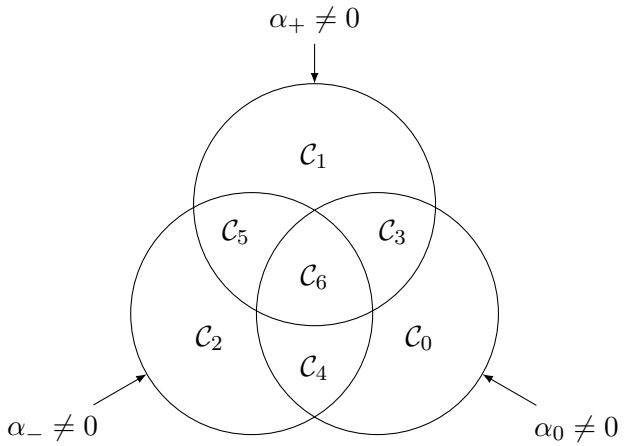


FIGURE 2.15 – Classification des phaseurs basée sur la parcimonie des composantes symétriques $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_0, \alpha_+, \alpha-]^T$. Positionnement des différentes classes $\mathcal{C}_1$-$\mathcal{C}_6$. La classe $\mathcal{C}_1$ contient les systèmes équilibrés.

Classe	$\mathcal{C}_0$	$\mathcal{C}_1$	$\mathcal{C}_2$	$\mathcal{C}_3$	$\mathcal{C}_4$	$\mathcal{C}_5$	$\mathcal{C}_6$
$\boldsymbol{\alpha}_k$	$\begin{bmatrix}\alpha_0\\0\\0\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}0\\\alpha_+\\0\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}0\\0\\\alpha_-\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}\alpha_0\\\alpha_+\\0\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}\alpha_0\\0\\\alpha_-\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}0\\\alpha_+\\\alpha_-\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}\alpha_0\\\alpha_+\\\alpha_-\end{bmatrix}$
$\|\boldsymbol{\alpha}_k\|_0$	1	1	1	2	2	2	3
$\mathbf{E}_k$	$\begin{bmatrix}1\\0\\0\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}0\\1\\0\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}0\\0\\1\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}1&0\\0&1\\0&0\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}1&0\\0&0\\0&1\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}0&0\\1&0\\0&1\end{bmatrix}$	$\mathbf{I}_3$

TABLE 2.2 – Expression des différentes matrices. La matrice $\mathbf{E}_k$ désigne la matrice de synthèse des composantes symétriques $\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{E}_k\boldsymbol{\beta}_k$ où $\boldsymbol{\beta}_k$ correspond aux composantes non nulles.

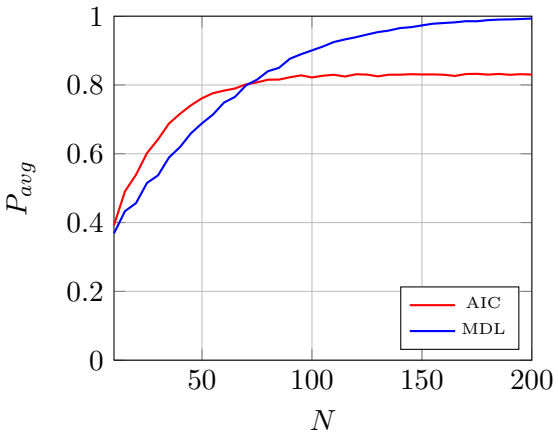
Généralement, ce problème d'optimisation est difficile à traiter en utilisant une régularisation basée sur la norme L_0 [184]. Dans notre contexte, la taille réduite du vecteur $\boldsymbol{\alpha}$ permet aisément de faire une recherche sur l'ensemble des vecteurs de taille 3 possédant $K \leq 3$ éléments non nuls. Nous pouvons alors définir 7 classes particulières en fonction de la parcimonie du vecteur $\boldsymbol{\alpha}$. Ces classes sont présentées dans la figure 2.15 et la Table 2.2.

L'étape de classification nécessite de réduire l'erreur résiduelle $\|\mathbf{x} - \mathbf{H}\tilde{\boldsymbol{\alpha}}\|^2$ et la norme L_0 quantifiant la parcimonie des composantes symétriques. Lorsque le bruit suit une distribution Gaussienne $\mathbf{b} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I})$, l'erreur résiduelle moyenne sous l'hypothèse $\mathcal{C}_l$ correspond à l'estimateur de la variance du bruit. Dans [195], nous avons montré que cet estimateur s'exprime sous la forme $\widehat{\sigma}_k^2 = \frac{1}{3N}\mathbf{x}^T\mathbf{P}^{\perp}_{\mathbf{W}_k}\mathbf{x}$ où $\mathbf{W}_k = \mathbf{H}(\mathbf{I}_2 \otimes \mathbf{E}_k)$ où $\mathbf{E}_k$ désigne la matrice de synthèse des composantes symétriques (voir Table 2.2). Cet estimateur peut également se décomposer sous la forme suivante [195] :

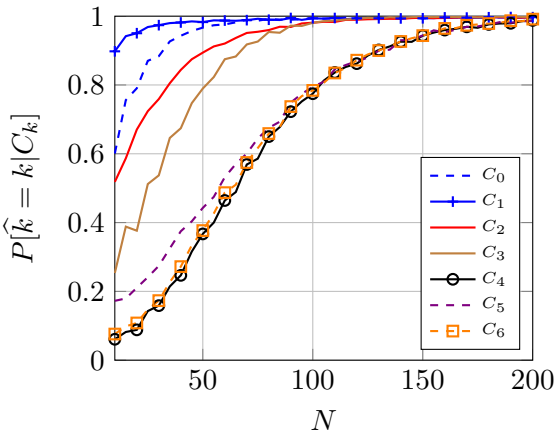
$$\widehat{\sigma}_k^2 = \frac{\|\mathbf{X}\|_F^2}{3N} - \frac{1}{6}\gamma_k^2 \tag{2.43}$$

où le paramètre $\gamma_k^2 = \frac{2}{N}\mathbf{x}^T\mathbf{P}_{\mathbf{W}_k}\mathbf{x}$ correspond à l'énergie (normalisée) du signal après projection sur le sous-espace signal correspondant à l'hypothèse $\mathcal{C}_k$.

En utilisant la structure de la matrice $\mathbf{W}_k$ et en introduisant l'estimateur non contraint et par DTFT des composantes symétriques $\widehat{\boldsymbol{\alpha}} \triangleq \frac{2}{N}\mathbf{F}\mathbf{x}(\omega)$ où $\mathbf{x}(\omega) = [X_0(\omega), X_1(\omega), X_2(\omega)]^T$, il



(a) Critères AIC et MDL : Probabilité moyenne de bonne classification $P_{avg} = \frac{1}{7}\sum_{k=0}^{6} P[\widehat{k} = k|C_k]$



(b) Critère MDL : Probabilités de bonne classification $P[\widehat{k} = k|C_k]$

FIGURE 2.16 – Classification des composantes symétriques ($f_0 = 65.13$ Hz, $F_s = 60 \times 24$ Hz, $\alpha_0 = 0.1$, $\alpha_+ = 1$, $\alpha_- = 0.075e^{-1.1j}$, SNR = 10 dB).

est possible d'exprimer simplement le paramètre γ_k^2. En fonction de $\mathcal{C}_k$, ce paramètre s'exprime sous la forme suivante :

$$
\begin{aligned}
\gamma_0^2 &= N^2\beta(\omega)\left(|\widehat{\alpha}_0|^2 - \frac{1}{N}\Re e(q(\omega)\widehat{\alpha}_0^2)\right)\\
\gamma_1^2 &= |\widehat{\alpha}_+|^2\\
\gamma_2^2 &= |\widehat{\alpha}_-|^2\\
\gamma_3^2 &= \gamma_1^2 + \gamma_0^2\\
\gamma_4^2 &= \gamma_2^2 + \gamma_0^2\\
\gamma_5^2 &= N^2\beta(\omega)\left(|\widehat{\alpha}_+|^2 + |\widehat{\alpha}_-|^2 - \frac{2}{N}\Re e(q(\omega)\widehat{\alpha}_+\widehat{\alpha}_-)\right)\\
\gamma_6^2 &= \gamma_0^2 + \gamma_5^2
\end{aligned}
$$

Pour déterminer la classe $\mathcal{C}_k$ à partir de la valeur de $\widehat{\sigma}_k^2$, nous avons proposé d'utiliser une approche basée sur des critères d'informations théoriques [239]. La classe sélectionnée $\mathcal{C}_{\widehat{k}}$ est alors donnée par [195] :

$$\widehat{k} = \arg\min_k \left(3N\ln(\widehat{\sigma}_k^2) + (1 + 2\|\boldsymbol{\alpha}_k\|_0)\mu\right) \tag{2.44}$$

où μ est un terme de pénalité dont l'objectif est de forcer la parcimonie des composantes symétriques. Dans le cas du critère AIC ou MDL, ce terme s'exprime respectivement sous la forme $\mu_{AIC} = 2$ et $\mu_{MDL} = \ln(3N)$. À titre d'exemple, la figure 2.16 présente la probabilité moyenne de bonne classification des composantes symétriques, $P_{avg} = \frac{1}{7}\sum_{k=0}^{6} P[\widehat{k} = k|C_k]$, obtenue par simulation de Monte Carlo. Remarquons que le classifieur basé sur le critère MDL offre de meilleures performances que celui basé sur le critère AIC lorsque N est élevé. La table 2.3 présente les matrices de confusion pour les deux classifieurs. Par rapport au critère MDL, nous pouvons constater que le critère AIC a tendance à surestimer le nombre de composantes symétriques non nulles.

Réel / Est.	$\mathcal{C}_0$	$\mathcal{C}_1$	$\mathcal{C}_2$	$\mathcal{C}_3$	$\mathcal{C}_4$	$\mathcal{C}_5$	$\mathcal{C}_6$
$\mathcal{C}_0$	730	0	0	0	0	0	0
$\mathcal{C}_1$	0	744	0	0	0	0	0
$\mathcal{C}_2$	0	0	732	0	0	0	0
$\mathcal{C}_3$	126	119	0	861	0	0	0
$\mathcal{C}_4$	121	0	118	0	857	0	0
$\mathcal{C}_5$	0	122	128	0	0	857	0
$\mathcal{C}_6$	23	15	22	139	143	143	1000

(a) Critère AIC

Réel / Est.	$\mathcal{C}_0$	$\mathcal{C}_1$	$\mathcal{C}_2$	$\mathcal{C}_3$	$\mathcal{C}_4$	$\mathcal{C}_5$	$\mathcal{C}_6$
$\mathcal{C}_0$	998	0	0	0	6	0	0
$\mathcal{C}_1$	0	999	0	0	0	10	0
$\mathcal{C}_2$	0	0	999	0	0	0	0
$\mathcal{C}_3$	1	0	0	998	0	0	9
$\mathcal{C}_4$	1	0	1	0	993	0	0
$\mathcal{C}_5$	0	1	0	0	0	989	0
$\mathcal{C}_6$	0	0	0	2	1	1	991

(b) Critère MDL

TABLE 2.3 – Matrice de Confusion ($N = 200$ échantillons, SNR = 10 dB, $f_0 = 65.13$ Hz, $F_s = 60 \times 24$ Hz).

2.4 Analyse des signaux modulés

Les techniques présentées dans la section précédente considèrent uniquement le cas de signaux triphasés sinusoïdaux. En pratique, l'amplitude et/ou la phase des signaux peuvent évoluer en fonction du temps. À titre d'exemple, le standard IEEE C37.118 identifie trois types de modulation possibles. Ces *scenarii* correspondent au cas où les phaseurs restent fixes mais où i) les amplitudes et les phases sont modulées par des sinusoïdes, ii) la fréquence varie linéairement en fonction du temps et iii) les amplitudes et les phases sont perturbées par un échelon. Lorsque les paramètres $a[n]$, $\phi[n]$ des signaux évoluent dans le temps et lorsque les phaseurs sont déséquilibrés, les problématiques d'estimation/détection sont plus difficiles à traiter. Lorsque les paramètres sont quasi-fixes sur N échantillons (avec N petit), une solution possible consiste à appliquer de manière séquentielle les algorithmes de la section précédente. Lorsque les paramètres évoluent rapidement, cette approche n'est toutefois plus satisfaisante. Quelques études récentes se sont intéressées à l'analyse des paramètres du signal triphasé en présence de modulation d'amplitude ou de phase. En particulier, les travaux de l'équipe de D. Mandic [261, 263] se sont focalisés sur l'application d'un algorithme adaptatif (ACLMS) pour l'estimation de la fréquence à partir de la composante symétrique instantanée. Comme mentionné précédemment, l'utilisation de la composante symétrique instantanée reste toutefois discutable d'un point de vue statistique en présence de phaseurs déséquilibrés. Pour pallier ce problème, nous avons proposé plusieurs contributions basées sur des outils statistiques multidimensionnels [58, 57, 56, 55, 64]. Parmi ces outils, nous avons notamment montré que la décomposition en valeurs singulières peut jouer un rôle de premier plan pour l'analyse des signaux triphasés [64]. Même si l'application de la SVD pour l'analyse des signaux triphasés reste relativement récente, notons que cette décomposition est implicitement présente dans l'ensemble de nos contributions depuis 2012 [58, 57, 56, 55].

En présence de modulations d'amplitude et de phase, le signal triphasé $\mathbf{X} = [\mathbf{x}[0], \cdots, \mathbf{x}[n-1]]$ peut s'exprimer de la manière suivante :

$$\mathbf{X} = \mathbf{CZ} + \mathbf{B} \tag{2.45}$$

où $\mathbf{Z} = [\tilde{\mathbf{z}}[0], \cdots, \tilde{\mathbf{z}}[N-1]]$ avec $\tilde{\mathbf{z}}[n] = [\Re e(z[n]), \Im m(z[n])]^T$ et $z[n] = a[n]e^{j(\omega_n + \phi[n])}$.

Cette section s'intéresse à la problématique d'estimation des phaseurs et du signal analytique et à la problématique de détection des déséquilibres. Remarquons que, comme le signal non bruité peut également s'exprimer sous la forme $\mathbf{CZ} = \mathbf{CMM}^{-1}\mathbf{Z}$ où $\mathbf{M}$ est une matrice de taille 2×2, l'identification des matrices $\mathbf{C}$ et $\mathbf{Z}$ nécessite d'inclure des contraintes *a priori*

portant soit sur les phaseurs, soit sur la structure du signal analytique. Ces deux approches ont été respectivement utilisées dans nos contributions [57, 55] et [58, 56, 64].

2.4.1 Expression analytique de la SVD

En utilisant une décomposition en valeurs singulières, le signal triphasé bruité peut s'exprimer de la manière suivante :

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}_x \mathbf{S}_x \mathbf{V}_x^T \tag{2.46}$$

où

- $\mathbf{U}_x = [\mathbf{u}_{2x}, \mathbf{u}_{1x}, \mathbf{u}_{0x}]$ est une matrice orthogonale de taille 3×3 contenant les vecteurs singuliers gauches.
- $\mathbf{S}_x = \text{diag}(\sigma_{2x}, \sigma_{1x}, \sigma_{0x})$ où $\sigma_{2x} \geq \sigma_{1x} \geq \sigma_{0x}$ est une matrice diagonale de taille 3×3 contenant les valeurs singulières.
- $\mathbf{V}_x = [\mathbf{v}_{2x}, \mathbf{v}_{1x}, \mathbf{v}_{0x}]$ est une matrice quasi-orthogonale de taille $N \times 3$ ($\mathbf{V}_\mathbf{x}^T \mathbf{V}_\mathbf{x} = \mathbf{I}_3$) contenant les vecteurs singuliers droits.

Généralement, la SVD est calculée via des librairies d'algèbre linéaire comme par exemple la librairie LAPACK [15]. Compte tenu de la dimension réduite de $\mathbf{X}$, il est toutefois possible d'obtenir cette décomposition analytiquement. Dans [57], nous avons déterminé les expressions analytiques des vecteurs singuliers gauches et des valeurs singulières de $\mathbf{X}$. Il est également possible d'exploiter ces résultats pour obtenir analytiquement les vecteurs singuliers droits. Ces expressions analytiques sont présentées ci-dessous.

Les matrices $\mathbf{U}_x$ et $\mathbf{S}_x$ peuvent s'obtenir facilement à partir de la décomposition en valeurs propres de la matrice $\mathbf{R} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T$ de taille 3×3. Cette matrice peut se décomposer sous la forme :

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{12} & r_{22} & r_{23} \\ r_{13} & r_{23} & r_{33} \end{bmatrix} \tag{2.47}$$

Les valeurs singulières s'expriment en fonction des valeurs propres sous la forme [153] :

$$\sigma_{kx} = \sqrt{\lambda_k} \tag{2.48}$$

où $\lambda_k = \frac{2\sqrt{p}}{3} \cos\left(\phi + \frac{2k\pi}{3}\right) - \frac{1}{3} c_2$ avec

$$\begin{aligned}
\phi &= \frac{1}{3} \arctan\left(\sqrt{27 \left[\frac{1}{4} c_1^2 (p - c_1) + c_0 (q + \frac{27}{4} c_0) \right]} / q \right) \\
p &= c_2^2 - 3c_1 \\
q &= -\frac{27}{2} c_0 - c_2^3 + \frac{9}{2} c_2 c_1 \\
c_0 &= r_{11} r_{23}^2 + r_{22} r_{13}^2 + r_{33} r_{12}^2 - r_{11} r_{22} r_{33} - 2 r_{13} r_{12} r_{23} \\
c_1 &= r_{11} r_{22} + r_{11} r_{33} + r_{22} r_{33} - r_{12}^2 - r_{13}^2 - r_{23}^2 \\
c_2 &= -r_{11} - r_{22} - r_{33}
\end{aligned}$$

Par souci de simplification, nous allons considérer que les valeurs singulières sont rangées dans l'ordre décroissant c-à-d $\sigma_{2x} \geq \sigma_{1x} \geq \sigma_{0x}$. Lorsque les valeurs singulières sont déterminées, les

vecteurs singuliers gauches s'obtiennent de la manière suivante [57] :

$$\mathbf{u}_{kx} = \frac{\mathbf{q}_k}{\|\mathbf{q}_k\|} \quad \text{où } \mathbf{q}_k = \begin{bmatrix} r_{12}r_{23} - r_{13}(r_{22} - \lambda_k) \\ r_{13}r_{12} - (r_{11} - \lambda_k)r_{23} \\ (r_{11} - \lambda_k)(r_{22} - \lambda_k) - r_{12}^2 \end{bmatrix} \tag{2.49}$$

Lorsque les vecteurs singuliers gauches ainsi que les valeurs singulières sont déterminées, le l^{ieme} vecteur singulier droit peut finalement s'obtenir à partir de l'expression suivante :

$$v_k[n] = \frac{1}{\sigma_{kx}} \mathbf{u}_{kx}^T \mathbf{x}[n] \tag{2.50}$$

Notons que ces expressions analytiques permettent d'implémenter facilement la SVD sur des microcontrôleurs ayant des ressources limitées.

2.4.2 Estimation des paramètres : contraintes sur les phaseurs

Dans [57, 55], nous avons proposé plusieurs techniques pour estimer les phaseurs c_k et le signal analytique $z[n]$. Ces techniques reposent sur une paramétrisation particulière des phaseurs $\mathbf{c} = [c_0(\boldsymbol{\theta}), c_1(\boldsymbol{\theta}), c_2(\boldsymbol{\theta})]^T = \mathbf{c}(\boldsymbol{\theta})$ où $\boldsymbol{\theta}$ désigne un ensemble de $|\boldsymbol{\theta}|$ paramètres inconnus. Dans [57], nous nous sommes spécifiquement focalisés sur le cas où les phaseurs $c_k(\boldsymbol{\theta}) = d_k e^{-2jk\pi/3}$ (avec $c_0 = 1$) sont paramétrés par les amplitudes $\boldsymbol{\theta} = \{d_1, d_2\}$. Dans [56], nous avons étendu cette approche au cas plus général où les phaseurs sont paramétrés par un vecteur de $K = |\boldsymbol{\theta}| = 2$ inconnues.

Pour estimer les paramètres, nous avons proposé d'utiliser une approche par moindres carrés :

$$\{\widehat{\boldsymbol{\theta}}, \widehat{\mathbf{Z}}\} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}, \mathbf{Z}} \|\mathbf{X} - \mathbf{C}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{Z}\|_F^2. \tag{2.51}$$

La minimisation de cette fonction de coût peut être réalisée en deux temps. Dans un premier temps, les paramètres $\boldsymbol{\theta}$ sont estimés en minimisant $\text{Trace}[\mathbf{P}_{\mathbf{C}}^{\perp}(\boldsymbol{\theta})\widehat{\mathbf{R}}]$ où $\widehat{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{N}\mathbf{X}\mathbf{X}^T$, puis dans un second temps, les parties réelles et imaginaires du signal analytique sont obtenues via l'expression $\tilde{\mathbf{z}}[n] = \mathbf{C}^{\dagger}(\widehat{\boldsymbol{\theta}})\mathbf{x}[n]$. Le signal analytique estimé est alors égal à $\widehat{z}[n] = \langle \mathbf{m}(\widehat{\boldsymbol{\theta}}), \mathbf{x}[n] \rangle$ où la structure du vecteur de projection $\mathbf{m}(\widehat{\boldsymbol{\theta}})$ est donnée dans l'équation (2.9). Concernant l'implémentation de cet estimateur, l'étape la plus difficile concerne l'estimation de $\boldsymbol{\theta}$. En utilisant les propriétés du projecteur orthogonal et de la fonction Trace, il est possible d'estimer $\boldsymbol{\theta}$ en minimisant la fonction de coût équivalente suivante [55]

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \mathbf{u}_0^T(\boldsymbol{\theta})\mathbf{R}_x\mathbf{u}_0(\boldsymbol{\theta}) \quad \text{s.t } \|\mathbf{u}_0(\boldsymbol{\theta})\|^2 = 1, \mathbf{u}_0^T(\boldsymbol{\theta})\mathbf{c}(\boldsymbol{\theta}) = 0. \tag{2.52}$$

où $\mathbf{u}_0^T(\boldsymbol{\theta})\mathbf{c}(\boldsymbol{\theta}) = 0$ correspond à la contrainte d'orthogonalité entre $\mathbf{u}_0$ et $\mathbf{c}(\boldsymbol{\theta})$. Lorsque $|\boldsymbol{\theta}| = 2$ et lorsque $\mathbf{C}$ est une matrice de rang 2, la contrainte d'orthogonalité ne joue aucun rôle dans la minimisation puisqu'il est possible de trouver une valeur de $\boldsymbol{\theta}$ respectant cette contrainte quel que soit $\mathbf{u}_0(\boldsymbol{\theta})$. Le vecteur $\mathbf{u}_0(\boldsymbol{\theta})$ est alors égal au vecteur singulier gauche associé à la plus petite valeur singulière de $\mathbf{X}$, c-à-d $\mathbf{u}_0(\widehat{\boldsymbol{\theta}}) = \mathbf{u}_{0x}$ (voir équation (2.49)). L'estimation des phaseurs s'obtient ensuite en appliquant la contrainte d'orthogonalité *a posteriori* c-à-d en recherchant le vecteur $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$ tel que :

$$\mathbf{u}_{0x}^T\mathbf{c}(\widehat{\boldsymbol{\theta}}) = 0 \tag{2.53}$$

Par rapport aux algorithmes par sous-espace basés sur une mesure d'orthogonalité type MUSIC, remarquons qu'ici l'orthogonalité peut être respectée strictement. En présence d'un bruit Gaussien $\mathbf{b}[n] \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I})$, la bijection entre $\mathbf{u}_{0x}$ et $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$ permet de garantir que l'estimateur

obtenu correspond au Maximum de Vraisemblance. Pour déterminer la valeur de $\widehat{\boldsymbol{\theta}}$ à partir du vecteur singulier $\mathbf{u}_{0x} = [u_{00}, u_{01}, u_{02}]^T$, nous avons proposé deux approches : l'approche analytique [57] et l'approche géométrique [55]. Pour illustrer ces techniques, nous considérons ici que seules les amplitudes des phaseurs sont déséquilibrées c-à-d $c_k(\boldsymbol{\theta}) = d_k e^{-2jk\pi/3}$ (avec $c_0 = 1$) et $\boldsymbol{\theta} = \{d_1, d_2\}$. Notons que cette configuration particulière a également été étudiée dans [263, 50].

Approche analytique :

L'approche analytique repose directement sur l'expression du vecteur normal $\mathbf{u}_0$ présenté dans l'équation (2.8). Ce vecteur se décompose sous la forme $\mathbf{u}_0 = \mu\mathbf{g}$ où le paramètre de normalisation est égal à $\mu = 1/\|\mathbf{g}\|$. En imposant l'égalité $\mathbf{u}_0(\widehat{\boldsymbol{\theta}}) = \mathbf{u}_{0x}$, nous obtenons le système d'équations suivant [57] :

$$u_{00} = \mu\Im m(c_1(\widehat{\boldsymbol{\theta}})c_2^*(\widehat{\boldsymbol{\theta}})) \tag{2.54a}$$

$$u_{01} = \mu\Im m(c_2(\widehat{\boldsymbol{\theta}})) \tag{2.54b}$$

$$u_{02} = \mu\Im m(c_1^*(\widehat{\boldsymbol{\theta}})) \tag{2.54c}$$

Lorsque $c_k(\boldsymbol{\theta}) = d_k e^{-2jk\pi/3}$, ces trois équations se simplifient sous la forme $u_{00} = (\sqrt{3}/2)\mu\widehat{d}_1\widehat{d}_2$, $u_{01} = (\sqrt{3}/2)\mu\widehat{d}_2$ et $u_{02} = (\sqrt{3}/2)\mu\widehat{d}_1$. Les estimateurs de d_1 et d_2 sont alors simplement donnés par $\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \{u_{00}/u_{01}, u_{00}/u_{02}\}$ [57].

Approche géométrique :

L'approche géométrique exploite directement une interprétation graphique de l'égalité $\mathbf{u}_{0x}^T\mathbf{c}(\widehat{\boldsymbol{\theta}}) = 0$. Cette égalité peut se développer sous la forme [55] :

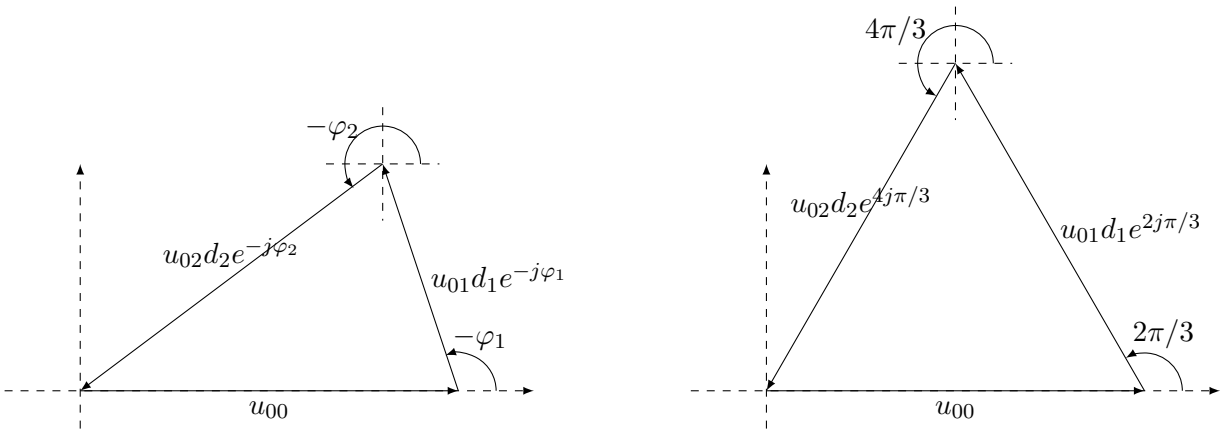
$$u_{00} + c_1(\widehat{\boldsymbol{\theta}})u_{01} + c_2(\widehat{\boldsymbol{\theta}})u_{02} = 0 \tag{2.55}$$

Dans $\mathbb{C}$, cette équation décrit un triangle (voir figure 2.17). L'estimation des paramètres s'obtient ensuite en utilisant des propriétés géométriques élémentaires. À titre d'exemple, pour le cas particulier où $c_k(\boldsymbol{\theta}) = d_k e^{-2jk\pi/3}$, le triangle est équilatéral et par conséquent $\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \{u_{00}/u_{01}, u_{00}/u_{02}\}$. Dans [55], nous avons également utilisé cette approche pour d'autres configurations de phaseurs.

À titre d'illustration, la figure 2.18 présente les performances statistiques de l'estimateur de $\boldsymbol{\theta}$ pour des signaux sinusoïdaux de fréquence $f_0 = 60$Hz et des signaux modulés. Cette figure présente également l'allure des bornes de Cramér-Rao de d_1 et d_2, dont les expressions sont présentées dans [57]. Notons que l'estimateur des phaseurs présente une complexité calculatoire faible et ne fait aucun *a priori* sur la structure du signal analytique. Toutefois, l'utilité de cette approche reste limitée en pratique. En effet, cette technique présuppose une structure spécifique des phaseurs difficile à justifier.

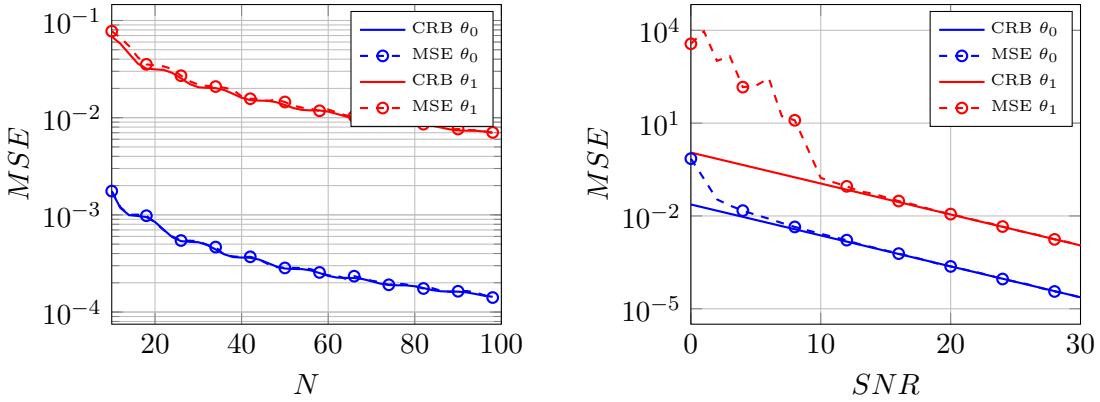
2.4.3 Estimation des paramètres : contraintes sur le signal analytique

Dans [58, 56, 64], nous avons proposé plusieurs techniques d'estimation basées sur l'hypothèse de circularité du signal analytique. Lorsque le signal analytique est circulaire, $\sum_{n=0}^{N-1} z^2[n] = 0$ et la matrice contenant la partie réelle et imaginaire du signal analytique possède la propriété d'être orthogonale à un facteur près c-à-d $\mathbf{Z}\mathbf{Z}^T = \sigma_z^2\mathbf{I}_2$. À titre d'exemple, le signal analytique $z[n] = ce^{j\omega n}$ considéré dans la première partie de ce chapitre respecte la condition de circularité lorsque le nombre d'échantillons est égal à un multiple de la demi-période du signal c-à-d



(a) Cas général (b) Cas où $c_k(\boldsymbol{\theta}) = d_k e^{-2jk\pi/3}$

FIGURE 2.17 – Estimation des paramètres des phaseurs $\boldsymbol{\theta}$: Représentation graphique de l'égalité (2.55).



(a) Signal sinusoidal ($f_0 = 60$Hz, $SNR = 20$dB) (b) Signal modulé ($f_{am} = f_{pm} = 2$Hz, $N = 50$)

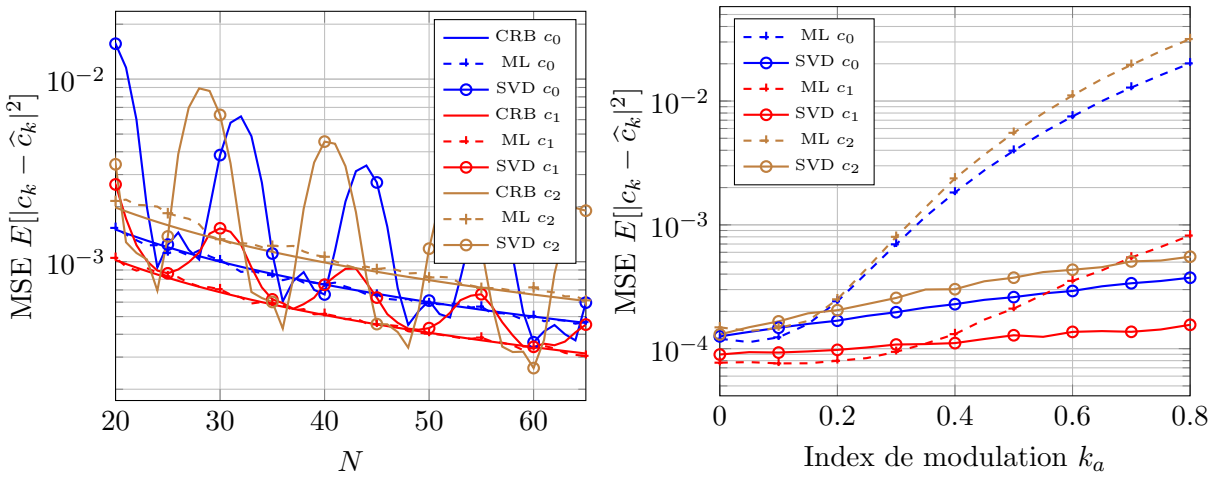
FIGURE 2.18 – Estimation des paramètres $\boldsymbol{\theta}$ des phaseurs : Simulation de Monte Carlo ($\theta_0 = 0.2$, $\theta_1 = 1.4$).

$N = \frac{k\pi}{\omega}$ ($k \in \mathbb{N}$), ou lorsque $N \to \infty$. En exploitant l'hypothèse de circularité, nous avons montré qu'il est possible d'estimer simplement les phaseurs et le signal analytique.

Sans perte de généralité, nous avons considéré que les phaseurs et le signal analytique sont normalisés de la manière suivante : $\Im m(\mathbf{c}^T\mathbf{c}) = 0$ et $\|\mathbf{z}\|^2 = 2$. La normalisation sur les phaseurs implique que les vecteurs singuliers droits de $\mathbf{C}$ sont égaux à $\mathbf{V} = \mathbf{I}_2$. Sous cette normalisation et en exploitant la propriété de circularité du signal analytique, l'estimateur par moindres carrés de $\mathbf{C}$ et de $\mathbf{Z}$ est donné par :

$$\{\widehat{\mathbf{C}}, \widehat{\mathbf{Z}}\} = \arg\min_{\mathbf{C},\mathbf{Z}} \|\mathbf{X} - \mathbf{C}\mathbf{Z}\|_F^2 \quad \text{s.t } \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T = \mathbf{I}_2, \mathbf{C} \in \mathcal{M}^{3\times 2}, \tag{2.56}$$

où $\mathcal{M}^{3\times 2}$ désigne l'ensemble des matrices de taille 3×2 ayant pour vecteurs singuliers droits $\mathbf{V} = \mathbf{I}_2$. Remarquons que ce problème d'optimisation est directement lié au problème connu sous le nom de *low rank approximation*. Dans [64], nous avons montré que les matrices minimisant la fonction de coût s'obtiennent à partir de la SVD de $\mathbf{X}$ via les expressions $\widehat{\mathbf{C}} = \mathbf{U}_r\mathbf{S}_r$ et $\widehat{\mathbf{Z}} = \mathbf{V}_r^T$ où $\mathbf{U}_r = [\mathbf{u}_{2x}, \mathbf{u}_{1x}]$, $\mathbf{S}_r = \text{diag}(\sigma_{2x}, \sigma_{1x})$ avec $\sigma_{2x} \geq \sigma_{1x}$ et $\mathbf{V}_r = [\mathbf{v}_{2x}, \mathbf{v}_{1x}]$. Par conséquent, les



(a) Signal sinusoïdal ($f_0 = 60$ Hz, $N = 48$)

(b) Signal modulé en amplitude ($f_0 = 60$ Hz, $f_{am} = 5$ Hz, $N = 400$)

FIGURE 2.19 – Estimation des phaseurs basée sur la SVD : Simulation de Monte Carlo ($c_0 = 0.868 + 0.496j$, $c_1 = 0.2j$, $c_2 = -1.363 + 0.316j$, SNR = 20 dB).

estimateurs des phaseurs et du signal analytique s'expriment sous la forme :

$$\widehat{\mathbf{c}} = \sigma_{2x}\mathbf{u}_{2x} - j\sigma_{1x}\mathbf{u}_{1x}, \tag{2.57a}$$

$$\widehat{z}[n] = \langle \mathbf{m}, \mathbf{x}[n] \rangle, \text{ avec } \mathbf{m} = \frac{\mathbf{u}_{2x}}{\sigma_{2x}} - j\frac{\mathbf{u}_{1x}}{\sigma_{1x}}. \tag{2.57b}$$

Notons que cette solution n'est pas unique et possède des indéterminations modifiant potentiellement le sens de rotation et le signe de $\mathbf{c}$ et $z[n]$. Pour lever ces indéterminations, une technique possible consiste à imposer que le module de la composante symétrique positive soit supérieure au module de la composante négative c-à-d $|\alpha_+| > |\alpha_-|$. Si cette condition n'est pas respectée, les phaseurs et le signal analytique sont corrigés *a posteriori*.

Lorsqu'une modélisation statistique plus fine du bruit et du signal analytique est disponible, il est possible d'affiner les estimateurs. Par exemple, dans [56], nous avons considéré le cas où $\mathbf{b}[n] \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma_2\mathbf{I})$ et où le signal analytique est modélisé par une variable Gaussienne circulaire de moyenne nulle et de variance égale à 2. En utilisant une approche par MV [246], nous avons alors montré que les estimateurs du phaseur et du signal analytique peuvent être améliorés en réalisant la substitution $\sigma_{2x} \to \sqrt{\sigma_{2x}^2 - \sigma_{0x}^2}$ et $\sigma_{1x} \to \sqrt{\sigma_{1x}^2 - \sigma_{0x}^2}$.

À titre d'illustration, la figure 2.19 présente les performances statistiques de l'estimateur des phaseurs. La première simulation compare les performances de l'estimateur avec celles obtenues avec l'estimateur MV lorsque le signal est une sinusoïde de fréquence 60 Hz. La seconde simulation compare ces deux estimateurs en présence de modulation d'amplitude pour différents index de modulation.

2.4.4 Détection des déséquilibres

Dans [64], nous avons proposé une technique pour détecter la présence de phaseurs déséquilibrés en présence de signaux modulés. Cette technique décompose la problématique de détection des déséquilibres en deux sous-problématiques : détection de la nullité de la composante symétrique homopolaire, et détection de la composante symétrique négative. Ces problématiques de détection sont directement basées sur l'expression de la SVD de $\mathbf{X}$.

Test de nullité de la composante symétrique homopolaire (SVD0)

Lorsque les phaseurs sont équilibrés, la composante homopolaire est nulle ce qui implique que le vecteur normal au sous-espace signal est égal à $\mathbf{u} = \frac{1}{\sqrt{3}}[1,1,1]^T$. Lorsque le bruit est négligé, ce vecteur normal est égal au vecteur singulier gauche associé à la plus petite valeur singulière de $\mathbf{X}$. En présence de bruit, nous avons alors proposé le test d'hypothèses suivant : $\mathbf{u}_{0x} = \mathbf{u}$ $(\mathcal{H}_0)$ et $\mathbf{u}_{0x} \neq \mathbf{u}$ $(\mathcal{H}_1)$. Pour réaliser ce test d'hypothèses, une solution naturelle consiste à évaluer la variance du bruit sous les hypothèses $\mathcal{H}_0$ et $\mathcal{H}_1$. Lorsque $\mathbf{b}[n] \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2\mathbf{I}_3)$, l'estimateur de la variance du bruit sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$ s'exprime sous la forme $\widehat{\sigma}^2_{\mathcal{H}_0} = \mathrm{Tr}[\mathbf{P}^{\dagger}_{\mathbf{C}_0}\widehat{\mathbf{R}}_x]$. Sous l'hypothèse $\mathcal{H}_1$, la variance du bruit peut être estimée à partir de la plus petite valeur singulière de $\mathbf{X}$ via l'expression $\widehat{\sigma}^2_{\mathcal{H}_1} = \sigma^2_{0x}/N$. En utilisant ces estimateurs, nous avons montré dans [64] que l'utilisation de l'approche GLRT conduit à utiliser la statistique de test suivante :

$$\mathcal{T}_0(\mathbf{X}) = \frac{N}{\sigma^2_{0x}}\left(\sum_{n=0}^{N-1} y_0^2[n] - \sigma^2_{0x}\right) \tag{2.58}$$

où $y_0[n] \triangleq \mathbf{u}_0^T\mathbf{x}[n]$ correspond à la composante homopolaire instantanée. Sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$, nous avons également montré que la distribution de $\mathcal{T}_0(\mathbf{X})$ suit asymptotiquement une loi du χ^2 ayant 2 degrés de liberté, c-à-d $\mathcal{T}_0(\mathbf{X}) \sim \chi^2_2$. Un seuil de détection peut alors être fixé à partir de la probabilité de fausse alarme via l'expression $\tau = -2\ln(p_{fa})$.

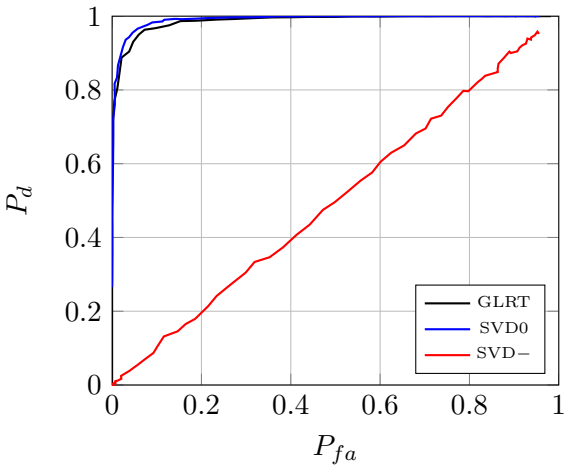
Test de nullité de la composante symétrique négative (SVD-)

Lorsque les phaseurs sont équilibrés, les deux valeurs singulières de $\mathbf{C}$ sont égales. Lorsque le signal analytique est circulaire et en l'absence de bruit, les deux plus grandes valeurs singulières de la matrice $\mathbf{X}$ partagent également la même propriété. Lorsque la composante de bruit est prise en compte, nous avons alors proposé le test d'hypothèses suivant : $\sigma_{2x} = \sigma_{1x}$ $(\mathcal{H}_0)$ et $\sigma_{2x} \neq \sigma_{1x}$ $(\mathcal{H}_1)$. Dans la littérature, plusieurs auteurs ont proposé des détecteurs permettant de tester la circularité de signaux aléatoires complexes [232, 190]. En particulier, un test GLRT basé sur un rapport entre la moyenne géométrique et arithmétique des valeurs propres de la matrice de covariance augmentée a été proposé par Ollila dans [190]. Dans notre contexte, ce test est toutefois mal adapté car il repose sur une modélisation stochastique du signal complexe $z[n]$. Dans [64], nous avons proposé une approche GLRT pour tester l'égalité des deux valeurs singulières. Sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$, nous avons montré que l'estimateur des deux valeurs singulières est donné par la moyenne $(\sigma_{2x}+\sigma_{1x})/2$. Le test GLRT est alors basé sur la statistique suivante :

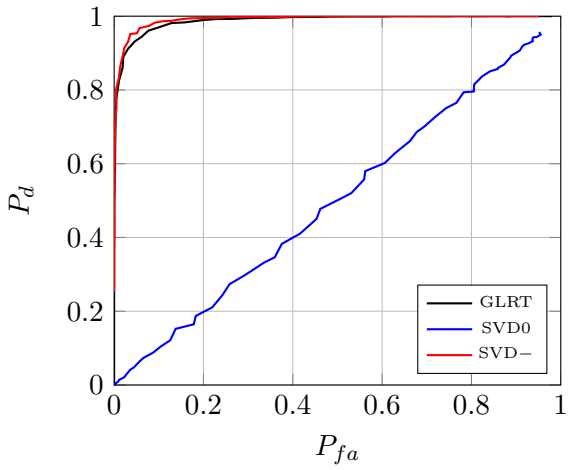
$$\mathcal{T}_-(\mathbf{X}) = \frac{N}{2\sigma^2_{0x}}(\sigma_{2x} - \sigma_{1x})^2 \tag{2.59}$$

Au niveau asymptotique, nous avons également montré que $\mathcal{T}_-(\mathbf{X}) \sim \chi^2_2$ sous l'hypothèse $\mathcal{H}_0$.

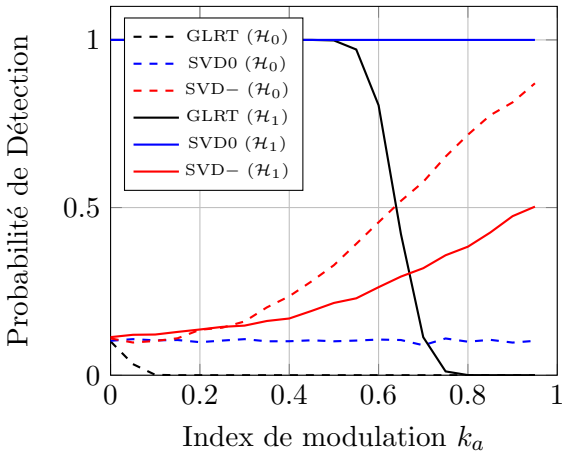
A titre d'illustration, la courbe 2.20 compare les performances de ces détecteurs avec le détecteur GLRT en présence de signaux sinusoïdaux et de signaux modulés en amplitude. D'autres résultats de simulations sont également présentés dans la référence [64]. Notons que les performances du détecteur $SVD-$ dépendent significativement de la matrice $\mathbf{Z}\mathbf{Z}^T$. En particulier, ce détecteur présente une probabilité de fausse alarme importante lorsque $\mathbf{Z}\mathbf{Z}^T \neq \mathbf{I}$.



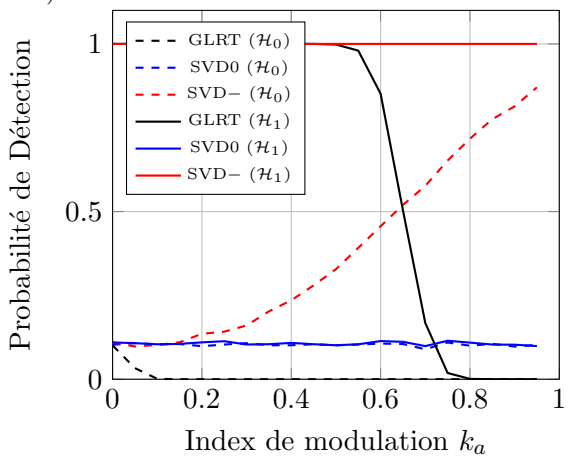
(a) Courbe ROC : composante symétrique homopolaire non-nulle ($N = 24$, SNR $= 25$, $\alpha_0 = 0.05$)



(b) Courbe ROC : composante symétrique négative non nulle ($N = 24$, SNR $= 25$, $\alpha_- = 0.05$)



(c) Probabilité de détection : composante symétrique homopolaire non-nulle ($N = 240$, SNR $= 25$, $p_{fa} = 0.1$, $\alpha_0 = 0.05$)



(d) Probabilité de détection : composante symétrique négative non nulle ($N = 240$, SNR $= 25$, $p_{fa} = 0.1$, $\alpha_- = 0.05$)

FIGURE 2.20 – Détection de déséquilibre pour des signaux purement sinusoïdaux ((a) et (b)) et modulés en amplitude (c) et (d))

2.5 Conclusions et Perspectives

Dans ce chapitre, nous avons présenté une synthèse de nos travaux portant sur le développement d'algorithmes intégrés aux PMUs.

— Nos différents travaux ont débouché sur le développement de nouvelles techniques pour l'estimation des paramètres du signal, la détection de déséquilibres et la classification des phaseurs. Pour ces applications, nous avons montré que l'utilisation de stratégies d'estimation basée sur le MV ou de détection basée sur le GLRT conduit à des algorithmes à faible complexité calculatoire, relativement simples à mettre en œuvre (sans calcul matriciel). Plusieurs de ces algorithmes ont d'ailleurs été implémentés en C sur des microcontrôleurs de type STM32 dans le cadre d'un projet encadré à l'ENIB.

— Pour analyser les signaux triphasés, la majorité des travaux actuels reposent sur la transformée de Clarke. En présence de signaux déséquilibrés, nous avons montré que l'utilisation

de cette transformée est généralement sous-optimale d'un point de vue statistique. Nous avons alors proposé d'utiliser d'autres transformations basées sur les statistiques du signal triphasé. Ce positionnement scientifique a récemment été suivi par l'équipe de D. Mandic et a fait l'objet de deux articles intitulés *A Data Analytics Perspective of Power Grid Analysis (Part I & Part II)* publiés dans l'IEEE Signal Processing Magazine [174, 141]. Parmi les différentes transformations possibles, nos différents travaux ont montré l'avantage de la SVD. Pour les signaux triphasés, la SVD s'obtient analytiquement et offre une interprétation géométrique simple de l'allure du signal triphasé. Cette décomposition joue également un rôle important dans l'implémentation de techniques d'estimation/détection paramétriques.

Concernant la problématique d'estimation, plusieurs axes d'amélioration sont possibles.

— Dans l'ensemble de nos travaux, les paramètres du signal sont traités comme des quantités déterministes inconnues. Pour améliorer les performances d'estimation, une solution possible consisterait à modéliser plus finement ces paramètres en y intégrant par exemple des contraintes "physiques" portant sur l'évolution temporelle des paramètres. Une autre solution consisterait à adopter une approche bayesienne en modélisant aléatoirement certains paramètres comme la fréquence par exemple.

— En pratique, chaque PMU réalise une estimation locale des paramètres du signal électrique. Dans un réseau de PMUs, la structure du réseau impose certaines contraintes sur l'évolution spatiale des paramètres du signal. Ainsi, la probabilité d'obtenir des paramètres similaires pour deux PMUs est directement liée à la distance spatiale séparant ces PMUs. Dans ce contexte, il serait souhaitable d'identifier des groupements de capteurs ayant des paramètres similaires et d'affiner l'estimation des paramètres au sein de ces groupements. Cette problématique a été abordée dans un contexte général dans [49]. Il serait intéressant de l'appliquer au contexte spécifique des *smart-grids* en prenant en compte certaines contraintes physiques (distance entre capteurs, type de lignes entre capteurs).

Pour conclure cette partie, notons que l'utilisation massive des PMUs dans les réseaux électriques intelligents présente un risque majeur sur le plan de la cybersécurité. En transmettant des informations malveillantes, il est possible d'attaquer le réseau électrique en déstabilisant son fonctionnement. Pour ces raisons, une axe de recherche prioritaire concerne la détection de données erronées ou malveillantes. Actuellement, cette problématique est en plein essor dans certaines revues comme l'IEEE Transactions on Smart-Grid [162, 198, 82, 199, 256, 275, 218, 78, 257, 171].

Chapitre 3

Projet de Recherche

3.1 Introduction

3.1.1 Contexte

Dans une chaîne de communication, l'objectif est de transmettre une information utile d'un émetteur vers un ou plusieurs récepteurs. Ces dernières années, l'apparition de nouveaux usages (vidéo/musique à la demande, services de cloud, réalité virtuelle, etc) a fait exploser la demande en débit. Cette tendance devrait probablement se maintenir lors des prochaines décennies. Même si les systèmes de communications sans-fil ont connu un essor exceptionnel ces 20 dernières années, les systèmes de communications optiques restent le moyen le plus efficace pour transmettre de l'information rapidement entre un émetteur et un récepteur. Les systèmes de communications optiques ont bénéficié de plusieurs avancées technologiques majeures au niveau de la couche physique permettant ainsi une augmentation significative du débit. Ces avancées sont liées à l'utilisation de la détection cohérente, du multiplexage en polarisation (Polarization Division Multiplexing (PDM)) et des fibres multi-modes et multi-coeurs. Le principe de fonctionnement d'une chaine de communication optique cohérente est brièvement présenté dans la figure 3.1.

3.1.2 Problématiques

A la réception, l'objectif est de retrouver le signal source à partir du signal reçu. Comme le signal source appartient le plus souvent à une constellation $\mathcal{M}$ (ex : PAM, QAM, PSK), cette problématique correspond à une problématique de détection. Pour obtenir de bonnes performances de détection, le récepteur doit prendre en compte l'effet du canal de propagation et la présence d'éventuelles imperfections au niveau des dispositifs *hardware* (Mach-Zehnder Modulator (MZM), amplificateurs, etc). Pour compenser ces effets, une solution possible consiste à intégrer des algorithmes numériques de traitement du signal au niveau de l'émetteur et/ou du récepteur. Spécifiquement, ces algorithmes doivent notamment permettre de compenser les effets suivants :

— Perte de synchronisation au niveau des convertisseurs analogiques-numériques côté récepteur,

— Présence d'imperfection au niveau des modulateurs/démodulateurs optiques : déséquilibre entre les voies I et Q (amplitude, phase, retard), présence de non-linéarités,

— Présence d'imperfection au niveau de la porteuse laser : résidu de fréquence, bruit de phase laser,

— Influence de la fibre : dispersion chromatique, effet Kerr, dispersion modale de polarisation,

— Influence des non-linéarités des amplificateurs optiques.

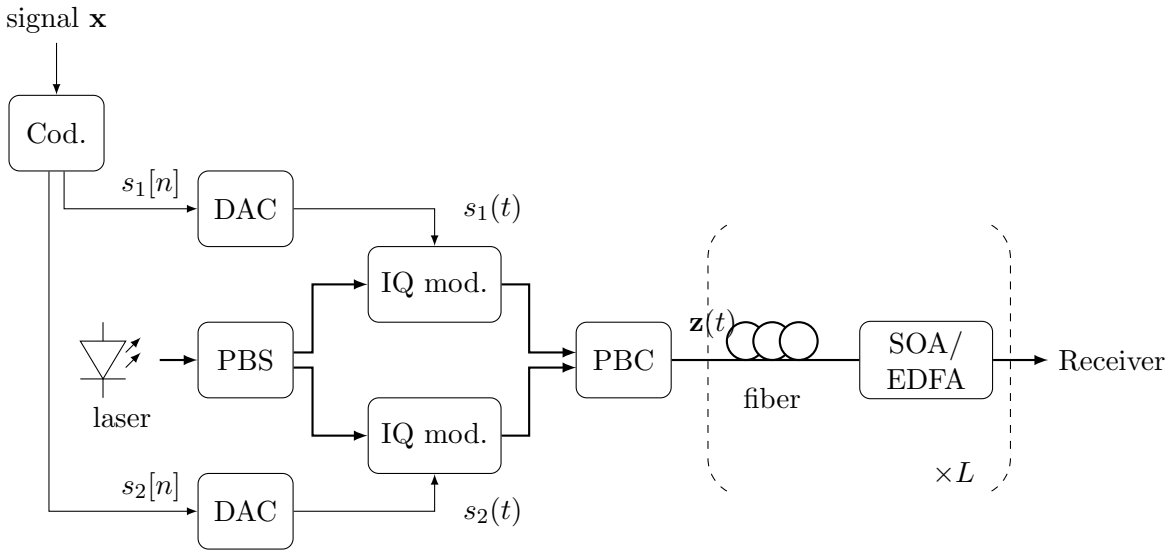


FIGURE 3.1 – Chaîne de communication optique cohérente utilisant un multiplexage en polarisation [135]. Le signal source $\mathbf{x} \in \mathcal{M}^N$ est envoyé dans un module de multiplexage en polarisation. Les deux signaux en sortie $s_1[n]$ et $s_2[n]$ sont ensuite envoyés à un convertisseur numérique-analogique pour être convertis en signaux électriques. En parallèle, un laser génère un signal optique qui est séparé en deux voies de polarisation via le Polarization Beam Splitter (PBS). Le signal optique sur chaque voie de polarisation est ensuite modulé par les signaux électriques $s_1(t)$ (ou $s_2(t)$) grâce à un modulateur optique composé de deux modulateurs IQ. Les deux voies de polarisation sont finalement combinées via le Polarization Beam Combiner (PBC) avant d'être transmises dans le canal optique. Le canal optique est constitué de L tronçons de fibre optique connectés entre eux par des amplificateurs optiques.

Par rapport aux communications sans-fil autorisant des scénarios de mobilité, une caractéristique importante des communications utilisant la fibre optique réside dans le fait que le lien physique entre l'émetteur et le récepteur reste fixe. Une autre caractéristique réside dans le fait que, lors de sa propagation, le signal peut être perturbé par des effets non-linéaires (effets Kerr, etc). La conception d'algorithmes de compensation et d'égalisation nécessite des compétences transverses dans les domaines de l'optique, des communications numériques et du traitement du signal. Historiquement, les différentes études sur ce sujet ont principalement été publiées dans des revues spécialisées comme l'*IEEE Journal of Lightwave Technology*, l'*IEEE Photonics Technology Letters*, l'*IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking* ou les revues *Optics Express*, *Optics Communications* et *Optical Fiber Technology*, *Nature Photonics*. Pour sensibiliser la communauté du traitement du signal, l'*IEEE Signal Processing* a également sorti un numéro spécial en 2014 intitulé *Advanced Digital Signal Processing and Coding for Multi-Tbs Optical Transport* sur les problématiques spécifiques aux communications optiques cohérentes [85].

3.1.3 Positionnement scientifique

En septembre 2018, j'ai intégré l'ENIB en tant que Maître de conférences. Mon poste est rattaché à l'équipe Dispositifs et Interfaces Multiphysiques (DIM) du pôle MOM du laboratoire Lab-STICC (UMR 6285). L'équipe possède une expertise reconnue au niveau international dans le domaine des amplificateurs optiques de type Semiconductor Optical Amplifier (SOA) [38, 234, 178, 179]. Récemment, plusieurs membres de l'équipe se sont intéressés à l'utilisation des

SOA dans des chaînes de communications optiques cohérentes [148]. Le matériel disponible à l'ENIB permet de tester et de valider expérimentalement les algorithmes développés au sein du laboratoire. En 2012, l'équipe a recruté le professeur d'université Stéphane Azou pour développer les activités liées à la compensation des dispositifs optiques et appuyer l'équipe sur l'utilisation des techniques de modulations avancées comme l'Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) [22, 26, 84, 269, 191]. Dans mon projet d'intégration à l'ENIB, j'ai également proposé d'appuyer l'axe Photonique de l'équipe DIM en apportant mon expertise dans les domaines du traitement du signal paramétrique, des traitements Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) et du Machine Learning. Bien que l'application principale visée reste les communications optiques cohérentes, cet axe de recherche possède un spectre d'application potentiellement plus large allant des systèmes de communications utilisant de la modulation d'intensité et de la détection directe (IM/DD) jusqu'aux systèmes de radio-sur fibre [188, 161].

Ce chapitre se décompose en 3 sections. La section 3.2 présente les modèles de signaux. Les sections 3.3 et 3.4 décrivent ensuite les axes de recherche que je souhaiterais mener sur un horizon moyen terme.

3.2 Modèle de Signaux

Cette partie présente les modélisations mathématiques des différents éléments constituant la chaîne de communication de la figure 3.2.

— **Modulateur/Démodulateur optiques**. L'objectif du modulateur optique est de convertir le signal électrique $s_q(t)$ $(q = 1, 2)$ en signal optique. Le détecteur cohérent réalise l'opération inverse. Lors des opérations de modulation / démodulation, les signaux transitant dans les branches I et Q peuvent être impactés par la présence d'imperfections *hardware*. En première approximation, le signal optique obtenu sur chaque voie de polarisation, noté $z_q(t)$, peut comporter des déséquilibres d'amplitude et/ou de phase. Dans la littérature, l'influence des déséquilibres est couramment modélisée par une relation linéaire au sens large via l'expression [243] :

$$z_q(t) = \mu_q s_q(t) + \nu_q s_q^*(t) \tag{3.1}$$

où μ_q et ν_q désignent les paramètres de déséquilibre. Des études récentes considèrent également des modélisations plus réalistes en prenant par exemple en compte la présence d'un retard temporel entre les signaux $s_q(t)$ et $s_q^*(t)$ [240, 270] ou la présence d'un déséquilibre IQ non-uniforme sur l'ensemble de la bande fréquentielle [260]. L'influence des non-linéarités du modulateur optique est également considéré dans [182].

— **Fibre optique**. Lors de sa propagation de l'émetteur vers le récepteur, le signal optique $\mathbf{z}(t) = [z_1(t), z_2(t)]^T$ peut être impacté par les effets de la fibre optique. Ces effets peuvent être de nature linéaire ou non-linéaire.

  — Effets Linéaires : Dans la fibre optique, la vitesse de propagation du signal optique dépend de la longueur d'onde. De plus, les signaux transitant sur les polarisations peuvent présenter un retard de groupe différent. Ces deux phénomènes sont respectivement désignés sous les termes dispersion chromatique et dispersion modale de polarisation (Polarization Mode Dispersion (PMD)). Mathématiquement, ces deux effets peuvent être modélisés dans le domaine fréquentiel par la relation $\mathbf{y}(\omega) = \mathbf{H}(\omega)\mathbf{z}(\omega)$ où $\mathbf{z}(\omega) = [z_1(\omega), z_2(\omega)]^T$ et $\mathbf{y}(\omega) = [y_1(\omega), y_2(\omega)]^T$ contient respectivement les transformées de Fourier des signaux en entrée et en sortie et $\mathbf{H}(\omega)$ est une matrice de taille 2×2 modélisant la réponse fréquentielle des différents canaux optiques. Cette matrice

peut se décomposer sous la forme [227, 133] :

$$\mathbf{H}(\omega) = \mathbf{K}(\omega)e^{-j\frac{\beta_2 L\omega^2}{2}} \tag{3.2}$$

où ω désigne la pulsation (rad/s), L correspond à la longueur de la fibre, β_2 correspond au paramètre de dispersion de second ordre et $\mathbf{K}(\omega)$ est une matrice modélisant la PMD. Cette matrice s'exprime de la manière suivante [133] :

$$\mathbf{K}(\omega) = \begin{bmatrix}\cos(\theta) & -\sin(\theta)\\ \sin(\theta) & \cos(\theta)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}e^{j\omega\tau/2} & 0\\ 0 & e^{-j\omega\tau/2}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos(\theta) & \sin(\theta)\\ -\sin(\theta) & \cos(\theta)\end{bmatrix} \tag{3.3}$$

où θ et τ correspondent respectivement à l'angle et à la différence de retard de groupe entre les deux états de polarisation.

— Effets non-linéaires : Pour des signaux de fortes puissances, une modélisation plus fine consiste à prendre en compte les effets non-linéaires de la fibre optique. Pour les fibres de type Single Mode Fiber (SMF), l'évolution de l'enveloppe complexe du champ électrique sur les deux voies de polarisation, notées $\mathbf{e}(z,t) = [\mathbf{e}_1(z,t), \mathbf{e}_2(z,t)]^T$ où t et z désignent respectivement le temps et la distance, est modélisée par l'équation non-linéaire de Schrödinger. En moyennant les effets de la PMD sur les deux polarisations, cette équation peut être approximée par l'équation de Manakov [86, 6, 7]. L'équation de Manakov est donnée par [86] :

$$\frac{\partial \mathbf{e}(z,t)}{\partial z} = -\frac{j\beta_2}{2}\frac{\partial \mathbf{e}^2(z,t)}{\partial t^2} - \frac{\alpha}{2}\mathbf{e}(z,t) + j\gamma\frac{8}{9}\|\mathbf{e}(z,t)\|^2\mathbf{e}(z,t) \tag{3.4}$$

où le terme α correspond au coefficient d'atténuation de la fibre, γ est le coefficient non-linéaire de la fibre et β_2 est le paramètre de dispersion de second ordre. Une généralisation de l'équation de Manakov aux fibres multi-modes et multi-cœurs a récemment été proposée dans [180].

— **Amplificateurs Optiques**. Dans une chaîne de communication optique, les pertes liées à la propagation du signal optique sont compensées par l'utilisation d'amplificateurs optiques. Deux types d'amplificateur sont couramment utilisés : les Erbium-Doped Fiber Amplifier (EDFA)s et les SOAs. Les amplificateurs à fibre EDFA constituent aujourd'hui la solution de référence pour les réseaux à longue portée compte-tenu de leur bonne linéarité et de leur faible facteur de bruit. Les amplificateurs de type SOAs sont, quant à eux, essentiellement utilisés dans les réseaux d'accès ou métropolitains. L'influence des amplificateurs sur le signal optique est couramment modélisée par l'ajout d'un bruit additif nommé Amplified Spontaneous Emission (ASE) modélisé statistiquement par une variable aléatoire complexe Gaussienne circulaire de moyenne nulle [86, 135]. Concernant les SOA, pour des fortes puissances en entrée, ces amplificateurs possèdent également un comportement non-linéaire provoqué par un couplage amplitude-phase des signaux [178].

— **Résidu de phase laser**. Lorsque les lasers à l'émission et à la réception ne sont pas parfaitement synchronisés, le signal reçu est impacté par un résidu de phase laser. De manière générale, la relation mathématique liant le signal d'entrée et de sortie en présence de résidu de phase laser est donnée par :

$$y(t) = e^{j\theta(t)}z(t) \tag{3.5}$$

Dans le cas des communications optiques, le résidu de phase laser est couramment modélisé par un processus de Wiener [244]. D'autres études considèrent des modélisations déterministes du résidu de phase laser. En particulier deux modélisations sont couramment utilisées :

— La modélisation du Common Phase Error (CPE) : $\theta(t) = \theta_0$ [268].

— La modélisation du Carrier Frequency Offset (CFO) : $\theta(t) = \theta_1 t$ [109].

3.3 Compensation du signal en présence d'effets linéaires (au sens large) via des approches paramétriques

Dans un premier temps, je souhaite aborder la problématique de compensation via des approches paramétriques. La figure 3.2 présente une modélisation simplifiée d'une chaîne de communication optique cohérente présentant différentes imperfections. Les approches présentées dans cette section reposent sur plusieurs hypothèses. D'une part, en première approximation, ces approches considèrent uniquement les imperfections linéaires au sens large pour lesquelles un modèle entrée-sortie paramétrique existe. D'autre part, pour simplifier la présentation de cette section, ces approches se focalisent uniquement sur les communications optiques cohérentes exploitant une seule polarisation.

Notons $\mathbf{x} = [x[0], \cdots, x[N-1]]^T \in \mathcal{M}^N$ le signal à transmettre et $\mathbf{y} = [y[0], \cdots, y[N-1]]^T$ le signal numérique reçu. Sous l'hypothèse où seuls les effets linéaires au sens large sont considérés et que l'émetteur et le récepteur sont parfaitement synchronisés, le signal reçu peut s'écrire sous la forme générale suivante :

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}(\mathbf{\Omega})\tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{b} \tag{3.6}$$

où $\mathbf{\Omega}$ contient l'ensemble des paramètres inconnus de la chaîne de communication (déséquilibres IQ, paramètres du bruit de phase laser, dispersion chromatique cumulée, etc) et $\mathbf{b}$ désigne la composante additive de bruit. Le signal $\tilde{\mathbf{x}}$ contient le signal émis ainsi que sa version complexe-conjuguée. La matrice $\mathbf{H}(\mathbf{\Omega})$ est une matrice de taille $N \times 2N$ dont l'expression dépend des imperfections considérées.

À la réception, l'objectif est de retrouver les symboles émis $\mathbf{x} \in \mathcal{M}^N$, à partir du signal reçu $\mathbf{y}$ lorsque les paramètres $\mathbf{\Omega}$ sont inconnus. En traitant les paramètres inconnus comme des paramètres de nuisance, cette problématique de détection peut être reformulée comme une problématique d'optimisation sous la forme :

$$\{\widehat{\mathbf{x}}, \widehat{\mathbf{\Omega}}\} = \arg\min_{\mathbf{x},\mathbf{\Omega}} \mathcal{L}(\mathbf{y}; \mathbf{x}, \mathbf{\Omega}) \tag{3.7}$$

où $\mathcal{L}(.)$ désigne une fonction de coût. Au niveau du récepteur, il est important de dissocier deux problématiques différentes :

— la problématique de détection pour laquelle $\mathbf{x} \in \mathcal{M}^N$ où $\mathcal{M}$ désigne la constellation des signaux,

— la problématique de compensation pour laquelle $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^N$.

Concernant la problématique de détection, cette problématique est généralement trop complexe sur le plan calculatoire pour pouvoir être traitée directement. Pour réduire la complexité calculatoire, il est souvent préférable de traiter dans un premier temps la problématique de compensation des signaux. La problématique de compensation consiste à pré-estimer $\mathbf{x}$ en relâchant la contrainte sur la constellation des signaux. L'étape de compensation nécessite d'estimer au préalable les paramètres $\mathbf{\Omega}$. Dans la littérature liée aux communications sans-fil, la problématique d'estimation des imperfections est une problématique bien couverte. Dans le cas des communications sans-fil, le contexte est souvent bien plus défavorable car le comportement du canal peut varier rapidement dans le temps lorsque des scénarios de mobilités entre l'émetteur et le récepteur sont considérés. En prenant en compte les caractéristiques du canal optique, je pense que de nouveaux estimateurs potentiellement plus performants et moins complexes sur le plan calculatoire peuvent être développés.

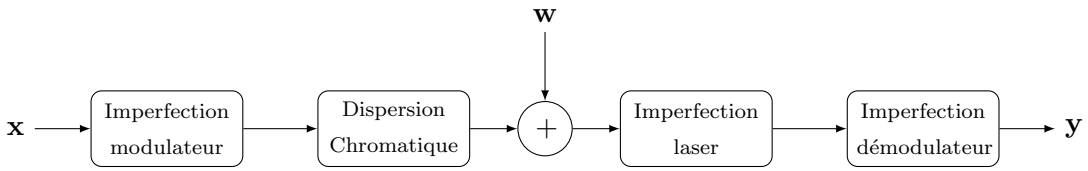
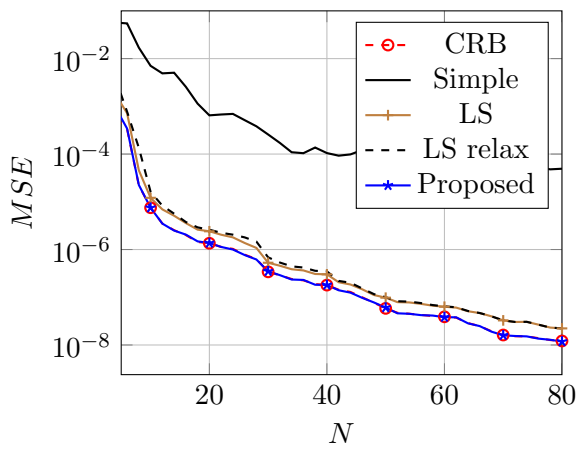
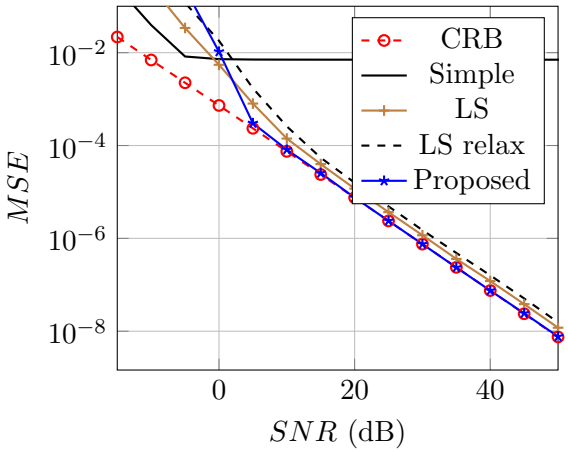


FIGURE 3.2 – Modélisation d'une chaîne de communication optique cohérente exploitant une seule polarisation et prenant en compte les imperfections du modulateur/démodulateur optique, les effets du canal optique et les imperfections laser.



(a) MSE versus N ($SNR = 20$ dB).



(b) MSE versus SNR ($N = 10$ samples).

FIGURE 3.3 – Estimation du CFO en présence de déséquilibre IQ émetteur et récepteur (canal sélectif en fréquence)

3.3.1 Estimation basée sur des séquences d'apprentissage

Pour estimer les paramètres $\mathbf{\Omega}$, je souhaite tout d'abord me placer dans un cas favorable où une séquence d'apprentissage $\mathbf{x} = \mathbf{x}_{app}$ est connue du récepteur. Dans ce contexte, l'estimation de $\mathbf{\Omega}$ s'obtient en minimisant une fonction de coût :

$$\widehat{\mathbf{\Omega}} = \arg\min_{\mathbf{\Omega}} \ \mathcal{L}(\mathbf{y}; \mathbf{x}_{app}, \mathbf{\Omega}). \tag{3.8}$$

Plusieurs choix sont possibles pour la fonction de coût $\mathcal{L}(\mathbf{y}; \mathbf{\Omega})$ (LS, MV). Un grand nombre d'algorithmes d'estimation du CFO, de la dispersion chromatique et des déséquilibres IQs émetteur et récepteur est disponible en littérature [74, 167, 158, 46, 139, 166, 165, 168, 169, 272]. Ces algorithmes découplent le plus souvent la problématique d'estimation en plusieurs sous-problématiques d'estimation gérées séquentiellement. Bien que simple à mettre en œuvre, l'approche séquentielle présente toutefois des performances statistiques limitées. De mon côté, je souhaiterais adopter une approche globale en estimant l'ensemble des paramètres inconnus $\mathbf{\Omega}$.

Dans des travaux récents, je me suis intéressé à l'estimation des paramètres $\mathbf{\Omega} = [\mathbf{\Omega}_{iq}^T, \mathbf{\Omega}_h^T]^T$ où $\mathbf{\Omega}_{iq}$ contient les paramètres de déséquilibre IQ émetteur et récepteur et $\mathbf{\Omega}_h$ désigne les paramètres restants (CFO, dispersion chromatique, etc). L'estimation des paramètres IQ est une problématique très bien couverte dans la littérature liée aux communications sans-fil [252, 253, 243, 242, 45, 175]. Toutefois, les travaux disponibles considèrent quasi-systématiquement une fonction de coût basée sur les moindres carrés $\mathcal{L}(\mathbf{y}; \mathbf{\Omega})$ et un canal de réponse impulsionnelle inconnue. Dans le cas des communications optiques, l'estimateur par moindre carré est sous-optimal car les statistiques du bruit à la réception sont également affectées par les paramètres de

déséquilibre IQ du récepteur [1]. De plus, la connaissance du canal est souvent plus fine lorsque seuls les effets linéaires sont pris en compte. Partant de ce constat, j'ai proposé d'adopter une approche par Maximum de Vraisemblance pour estimer $\mathbf{\Omega}$. En utilisant cette approche, j'ai proposé un nouvel estimateur à faible complexité calculatoire permettant de découpler la recherche des paramètres $\mathbf{\Omega}_h$ et $\mathbf{\Omega}_{iq}$ tout en ayant des performances comparables au MV. A titre d'illustration, la figure 3.3 compare les performances d'estimation de cette technique avec les performances de plusieurs approches basées sur les moindres carrés pour l'estimation du CFO en présence de déséquilibre IQ. Contrairement aux approches basées sur les moindres carrés (Least Squares (LS)), l'estimateur proposé permet d'atteindre asymptotiquement la borne de Cramér-Rao. De plus, les simulations montrent que cette nouvelle approche présente une complexité calculatoire environ 8 fois inférieure aux approches par LS [2]. Ces premiers résultats prometteurs ouvrent un certain nombre de perspectives.

— Choix judicieux de la séquence d'apprentissage $\mathbf{x}_{app}$. Comment choisir la séquence d'apprentissage $\mathbf{x}_{app}$ pour réduire la complexité calculatoire de l'estimateur ? Comment choisir $\mathbf{x}_{app}$ pour améliorer les performances d'estimation (en adoptant par exemple une approche similaire à celle présentée dans [117]) ?

— Application au cas spécifique des communications optiques. Est-il possible de simplifier l'expression de l'estimateur lorsque $\mathbf{\Omega}_h$ est composé du CFO et du paramètre de dispersion de second ordre β_2 du canal optique ? Comment généraliser l'estimateur proposé au cas des signaux possédant deux voies de polarisations ?

— Estimation en présence de résidu de phase laser. Sous l'hypothèse où le bruit de phase laser possède une décomposition parcimonieuse dans un espace particulier [3] c-à-d $\boldsymbol{\theta} = \mathbf{A}\boldsymbol{\varphi}$ où $\|\boldsymbol{\varphi}\|_0 \leq \epsilon$, comment étendre l'estimateur de $\mathbf{\Omega}_h$ pour prendre en compte la parcimonie du vecteur $\boldsymbol{\varphi}$?

3.3.2 Estimation Aveugle

L'approche précédente nécessite d'envoyer de manière périodique une séquence d'apprentissage pour estimer les paramètres $\mathbf{\Omega}$. Cette approche présente l'inconvénient de réduire la bande passante disponible. Au lieu d'utiliser la connaissance d'une séquence d'apprentissage $\mathbf{x}_{app}$, une approche alternative consiste à exploiter uniquement certaines propriétés statistiques des signaux émis $\mathbf{x}$.

Lorsque la distribution statistique *a priori* de $\mathbf{x}$, $p(\mathbf{x})$, est connue, une approche possible consiste à supprimer la dépendance de $\mathbf{x}$ via une intégration. En utilisant cette approche, un estimateur de $\boldsymbol{\theta}$ s'obtient en maximisant la fonction de vraisemblance marginale :

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\max_{\boldsymbol{\theta}} \int p(\mathbf{y};\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x}. \tag{3.9}$$

L'utilisation de cet estimateur nécessite de fixer la distribution *a priori* de $\mathbf{x}$. En première approximation, les différents éléments du vecteur $\mathbf{x} = [x_1, \cdots, x_N]^T$ peuvent être grossièrement modélisés par des variables *i.i.d* de distribution :

$$p[x_k = X] = \begin{cases} \frac{1}{|\mathcal{M}|} & \text{si } X \in \mathcal{M} \\ 0 & \text{ailleurs.} \end{cases} \tag{3.10}$$

1. Dans une chaîne de communication optique, la source majeure de bruit provient des amplificateurs optiques

2. Contrairement à l'approche LS qui nécessite d'inverser une matrice de taille 4×4, l'approche par ML ne nécessite qu'une inversion d'une matrice 2×2

3. La notion de parcimonie sur le bruit de phase est implicitement exploitée dans plusieurs études récentes [185, 266, 177].

où $\mathcal{M}$ désigne la constellation des signaux. En adoptant cette modélisation, la fonction de vraisemblance marginale s'exprime sous la forme $\frac{1}{|\mathcal{M}|^N}\sum_{\mathbf{x}\in\mathcal{M}^N} p(\mathbf{y};\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x})$. Pour des valeurs de $|\mathcal{M}|$ élevées, cet estimateur possède une complexité calculatoire très importante. Pour réduire la complexité calculatoire, une approche possible consiste à utiliser des algorithmes d'optimisation sous-optimaux comme l'algorithme Expectation Maximisation (EM) [81, 29]) ou à approximer la distribution de $\mathbf{x}$ par une loi aléatoire plus simple à manipuler comme par exemple la loi Gaussienne circulaire $\mathbf{x} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma_s^2\mathbf{I}_N)$. Ce type de modélisation a donné de très bons résultats dans mes travaux de recherche antérieurs en reconnaissance de codages spatio-temporels [66].

Lorsque seules certaines propriétés statistiques de $\mathbf{x}$ sont connues, une autre solution repose sur l'exploitation des propriétés du signal après compensation. A titre d'exemple, en utilisant une compensation de type Zero Forcing (ZF), le signal obtenu s'exprime sous la forme :

$$\widehat{\widetilde{\mathbf{x}}}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{H}^{\dagger}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{y} \tag{3.11}$$

où $\widehat{\widetilde{\mathbf{x}}}(\boldsymbol{\theta}) = [\widehat{\mathbf{x}}^T(\boldsymbol{\theta}), \widehat{\mathbf{x}}^H(\boldsymbol{\theta})]^T$. Pour estimer les paramètres inconnus, une technique possible consiste alors à chercher la valeur de $\boldsymbol{\theta}$ permettant de retrouver certaines propriétés statistiques du signal émis. A titre d'exemple, pour estimer le déséquilibre IQ récepteur, une approche couramment utilisée dans la littérature est basée sur la maximisation de la circularité empirique du signal $\widehat{\widetilde{\mathbf{x}}}(\boldsymbol{\theta})$ [253, 16, 110]. En plus de la circularité, il serait également intéressant d'exploiter l'indépendance de $\mathbf{x}$ via l'utilisation de statistiques d'ordre supérieur.

En résumé, je pense qu'il serait intéressant de traiter les problématiques suivantes.

— Estimateur basé sur la fonction de vraisemblance marginale : Quelle est l'expression de l'estimateur de $\boldsymbol{\theta}$ lorsque les éléments de $\mathbf{x}$ sont modélisés par des variables *i.i.d* dont la distribution est donnée par (3.10) ? Comment réduire la complexité calculatoire de cet estimateur ? Même question lorsque $\mathbf{x} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma_s^2\mathbf{I}_N)$.

— Estimateur basé sur les statistiques de $\mathbf{x}$. Est-il possible d'estimer $\boldsymbol{\theta}$ en exploitant les statistiques d'ordre 2 et/ou d'ordre supérieur du signal après égalisation ZF ? Est-ce que cette approche permet d'identifier de manière unique les paramètres $\boldsymbol{\theta}$? Si non, comment générer des séquences pilotes pour lever les indéterminations restantes ?

3.4 Compensations des non-linéarités via des techniques de Machine Learning

Dans mes travaux antérieurs, je me suis systématiquement orienté vers des approches paramétriques pour traiter des problématiques d'estimation ou de détection. Même si ces approches présentent généralement de très bonnes performances, leurs utilisations reposent sur l'existence d'une modélisation paramétrique du signal. Dans le cas des communications optiques cohérentes, certaines non-linéarités ne possèdent pas de modélisation paramétrique. Pour compenser ces non-linéarités, une approche possible consiste à utiliser des outils de Machine Learning [33]. Le Machine Learning et notamment les algorithmes de Deep Learning ont connu un essor spectaculaire en une décennie [157, 124]. Une des raisons de cet essor est liée à la disponibilité en open source de plusieurs librairies très populaires comme Scikit-Learn [205] [4], TensorFlow [3] et Pytorch [204]. Bien qu'historiquement les techniques de Deep Learning furent développées pour résoudre des problématiques de classification en traitement de l'image, le recours à ces outils

4. A titre d'anecdote, dans l'un de mes forums sur le site de musique francais Audiofanzine, le lecteur pourra s'amuser à consulter la discussion en 2004 de deux membres autour des techniques de Machine Learning (Pov Gabou et Miles1981) : `https://fr.m.audiofanzine.com/synthese-sonore-acoustique/forums/t.81439,synthese-par-apprentissage,p.2.html`. Pov Gabou (David Cournapeau) est à l'origine du projet Scikit-Learn et ces deux membres sont co-auteurs du papier [205].

commence à être envisagé pour aborder certaines problématiques liées à la couche physique des systèmes de communications numériques [192]. Pour encourager les recherches dans ce domaine, l'IEEE maintient une page intitulée "Machine Learning For Communications" recensant les contributions récentes sur le sujet [5]. Je suis convaincu que le recours à des techniques de Deep Learning est une approche très pertinente dans le contexte des communications optiques pour gérer les problèmes de non-linéarité.

3.4.1 Compensation des non-linéarités de la fibre

En présence de signaux de fortes puissances, la fibre optique présente un comportement non-linéaire qu'il est possible d'approximer par les équations de Manakov (voir (3.4)). Comme cette équation ne possède pas de solution analytique, plusieurs techniques ont été proposées pour simuler cette équation via des approches numériques. Ces techniques peuvent se diviser en deux catégories : les techniques par éléments finis et les techniques pseudo-spectrales [5]. Actuellement, la technique la plus utilisée est une technique pseudo-spectrale nommée Split-Step Fourier Method (SSFM). Cette technique repose sur l'hypothèse que, sur une courte distance, les effets linéaires (dispersion chromatique) et non-linéaires (effet Kerr) agissent indépendamment. Pour compenser les effets non-linéaires de la fibre, la technique de référence, nommée Digital Back Propagation (DBP), est basée sur "l'inversion" de l'approche SSFM [134, 86]. Le principe de fonctionnement de la technique DBP est présenté dans la figure 3.4. Lorsque la fibre est divisée en M sections de même longueur L, il est nécessaire d'utiliser des valeurs de L faible pour que la compensation soit satisfaisante. Néanmoins, la réduction de L entraine une augmentation significative de la complexité calculatoire. Pour réduire cette complexité, plusieurs études ont utilisé des longueurs de section non-uniformes [233, 155]. En plus de la complexité calculatoire, il est important de noter que l'approche DBP, basée sur l'équation de Manakov, présente l'inconvénient de moyenner l'influence de la PMD sur l'ensemble de la fibre. Dans certaines situations, cette approximation peut conduire à des performances peu satisfaisantes. Pour ces raisons, plusieurs travaux se sont orientés vers l'utilisation d'approches alternatives. Un état de l'art récent de ces techniques est disponible dans [6].

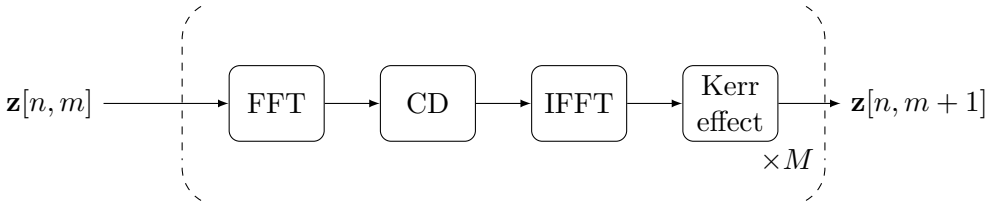


FIGURE 3.4 – Principe de l'algorithme DBP. La longueur totale L_{tot} de la fibre est divisée en M sections uniformes de longueur L. Pour chaque section, les effets linéaires (dispersion chromatique) et non-linéaires (effet de Kerr) sont compensés séquentiellement.

Mathématiquement, notons $\mathbf{x}$ les signaux envoyés et $\mathbf{y}$ les signaux reçus. De manière générale, l'étape de compensation des non-linéarités consiste à construire une fonction non-linéaire $\mathbf{f}(.;\boldsymbol{\theta})$ paramétrée par un vecteur $\boldsymbol{\theta}$ telle que $\widehat{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{y};\boldsymbol{\theta})$ soit "proche" de $\mathbf{x} \in \mathcal{C}^N$ au sens d'une fonction de coût $\mathcal{L}$. Cette approche nécessite de choisir la fonction $\mathbf{f}(.;\boldsymbol{\theta})$ *a priori* de sorte qu'idéalement les paramètres $\boldsymbol{\theta}$ soient invariants en temps.

Que ce soit pour compenser ou pour détecter, l'identification de $\mathbf{f}(.;\boldsymbol{\theta})$ peut être reformulée comme une problématique d'estimation de $\boldsymbol{\theta}$. Lorsque une séquence d'apprentissage $\mathbf{x}_{app}$ est

5. Voir `https://mlc.committees.comsoc.org/research-library/`

connue du récepteur, un estimateur de $\boldsymbol{\theta}$ s'obtient via la minimisation :

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \mathcal{L}(\mathbf{f}(\mathbf{y};\boldsymbol{\theta}), \mathbf{x}_{app}) \tag{3.12}$$

Dans le domaine des communications optiques, la fonction la plus utilisée pour compenser les non-linéarités de la fibre est basée sur des séries de Volterra [200, 163, 201, 202]. En utilisant cette approche, la fonction non-linéaire peut être modélisée sous la forme $\mathbf{f}(\mathbf{y};\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{A}(\mathbf{y})\boldsymbol{\theta}$ où $\mathbf{A}(\mathbf{y})$ contient les différentes noyaux de Volterra et $\mathcal{L}(\widehat{\mathbf{x}}, \mathbf{x}) = \|\widehat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|^2$ [146]. La difficulté de cette approche réside dans le choix de la matrice $\mathbf{A}(\mathbf{y})$. En effet, un nombre de noyaux trop faible peut conduire à des performances décevantes alors qu'un nombre trop élevé peut conduire à une perte de généralisation et à des problèmes de stabilité numérique. Pour pallier ce problème, une extension naturelle consiste à exploiter la parcimonie du vecteur $\boldsymbol{\theta}$ via des algorithmes comme le LASSO [236].

En parallèle, plusieurs auteurs ont également proposé de construire $\mathbf{f}(.;\boldsymbol{\theta})$ à partir de techniques de Machine Learning. Actuellement, la majeure partie des travaux évalue l'apport des techniques de classification pour traiter directement la problématique de détection. Précisément, différents classifieurs basés sur l'algorithme des k-moyennes [273], des SVM [118, 120, 187, 121, 119] ou des réseaux de neurones [138, 118, 108, 274, 149] ont été proposés. La problématique de compensation des non-linéarités via des techniques de régression est un sujet moins couvert dans la littérature. Dans [226], une technique de régression basée sur des machines à noyaux a été décrite pour compenser les non-linéarités dans les systèmes de communication sans-fil MIMO. A notre connaissance, les machines à noyaux n'ont toutefois pas encore été exploitées dans le contexte des communications optiques cohérentes. Pour construire $\mathbf{f}(.;\boldsymbol{\theta})$, une approche alternative repose sur l'utilisation des techniques de Deep Learning [127, 126]. Comme mentionné dans [127, 126], il existe une analogie remarquable entre la structure d'un réseau de neurones et l'algorithme DBP. D'un côté, comme le montre la figure 3.4, l'algorithme DBP possède une structure itérative où chaque itération est composée d'une phase de filtrage linéaire suivie d'une étape de compensation non-linéaire. D'un autre côté, un réseau de neurones est composé de plusieurs couches où chaque couche k peut être modélisée mathématiquement par

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{g}_k(\mathbf{W}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{b}_k) \tag{3.13}$$

où $\mathbf{g}_k$ désigne la fonction d'activation non-linéaire, $\mathbf{W}_k$ est une matrice de pondération et $\mathbf{b}_k$ désigne le biais, $\mathbf{x}_k$ et $\mathbf{x}_{k+1}$ désignent respectivement l'entrée et la sortie de la couche. Dans [127, 126], une structure particulière de réseau de neurones basée sur l'algorithme DBP a été proposée. Cette structure utilise des fonctions d'activation permettant d'annuler l'effet de Kerr et les matrices $\mathbf{W}_k$ sont initialisées à des valeurs permettant de compenser la dispersion chromatique. Je pense que cette approche prometteuse peut être raffinée de manière à mieux prendre en compte la spécificité des canaux optiques.

— Raffinement de la structure du réseau : Est-il possible de concevoir une architecture de réseau de neurones calquée sur l'algorithme DBP prenant en compte plus finement l'effet de la dispersion chromatique lors de l'étape de rétropropagation du gradient (utilisation de matrices $\mathbf{W}_k(\boldsymbol{\theta}_k)$ au lieu de $\mathbf{W}_k$) ? Est il possible d'étendre cette structure pour compenser localement les effets de la PMD ?

— Structure de compensation hybride : Comment étendre cette architecture pour y inclure également les modèles de compensation paramétriques du CFO et des déséquilibres IQ émetteur et récepteur ?

3.4.2 Conception d'architectures de communication *end-to-end*

Dans le domaine des communications numériques, de très nombreux formats de codage et de modulation ont été proposés pour adapter le signal au support de transmission. Historiquement, les premiers systèmes de communications optiques se sont orientés vers l'utilisation des techniques de modulation d'intensité et à détection directe désignées en anglais sous le terme Intensity Modulation/Direct Detection (IM/DD). L'utilisation de modulateurs de type MZM conjointement avec des détecteurs cohérents a ensuite permis l'exploitation de formats de modulation plus élaborés comme les formats PAM, PSK et QAM. La dernière décennie, plusieurs auteurs se sont également intéressés à l'utilisation des formats de modulation multi-porteuses comme l'OFDM en s'inspirant des technologies développées pour les communications sans-fil [235, 18]. En parallèle, l'utilisation du multiplexage en polarisation (PDM) et le recours à des fibres multi-modes et multi-cœurs ont également permis une augmentation importante du débit [128, 137, 17]. Plusieurs études ont également évalué l'apport des techniques de codage spatio-temporel MIMO pour exploiter la diversité du canal de propagation optique [181, 19, 20, 129]. Pour des canaux linéaires et invariants en temps, la technique de modulation OFDM et les techniques de codages spatio-temporels orthogonales permettent la mise en œuvre de détecteurs optimaux à très faible complexité calculatoire. En présence de canaux non-linéaires potentiellement impactés par des imperfections *hardware*, le recours à ces techniques reste toutefois discutable.

Idéalement, les opérations de modulation / codage ainsi que les opérations de démodulation / décodage doivent permettre d'améliorer les performances de détection tout en limitant la complexité calculatoire côté émetteur et récepteur. Récemment, plusieurs études ont utilisé des techniques de Deep Learning pour rechercher automatiquement un espace de représentation adapté aux canaux de transmission sans-fil [192, 212]. Dans l'étude de référence [192], les auteurs ont proposé une architecture basée sur des réseaux de type "autoencodeur". Un autoencodeur cherche à construire une fonction non-linéaire $\mathbf{f}(.;\boldsymbol{\theta})$ de sorte à minimiser une fonction de coût $\mathcal{L}(\mathbf{f}(\mathbf{x};\boldsymbol{\theta}),\mathbf{x})$ où $\mathbf{x}$ désigne l'entrée du réseau et $\mathbf{f}(\mathbf{x};\boldsymbol{\theta})$ sa sortie. Dans le cas des communications numériques, $\mathbf{x} \in \mathcal{I}^N$ correspond au signal à transmettre, $\mathcal{I}$ désigne un ensemble fini de messages et la fonction $\mathbf{f}(.;\boldsymbol{\theta})$ modélise les opérations de codage de l'émetteur, l'effet du canal et les opérations de décodage du récepteur. Cette architecture de communication basée sur des réseaux de neurones est qualifiée de *end-to-end*. Alors qu'un encodeur classique recherche un espace de représentation permettant la compression des données, les systèmes de communication *end-to-end* recherchent une représentation du signal à la fois adaptée au support de transmission et robuste à la présence d'imperfections [192].

Dans [192], plusieurs simulations ont montré que les systèmes *end-to-end* permettent d'atteindre des performances de détection similaires à celles obtenues avec des techniques de modulation/codage classiques sous différents scénarios (canal AWGN, canal de Rayleigh avec rotation IQ). Ces systèmes *end-to-end* ont également été utilisés récemment dans des chaînes de communications optiques IM/DD ne présentant que des imperfections linéaires [143]. Pour améliorer la robustesse des réseaux de neurones vis-à-vis de certaines imperfections, une solution repose sur l'utilisation de modules de transformation appelés "Spatial Transformation Networks". Initialement, ces modules de transformation ont été utilisés en traitement de l'image pour forcer le réseau à pré-traiter les données de manière à rendre le réseau invariant par rapport à certaines transformations des données en entrée (translation, facteur d'échelle, rotation) [136]. Dans [192], cette approche a été utilisée pour forcer un système de communication *end-to-end* à compenser les déséquilibres de phase. La conception de systèmes *end-to-end* est un axe de recherche récent et très prometteur. Je suis convaincu que l'utilisation de systèmes *end-to-end* basés sur des techniques de Machine Learning est très pertinente dans le contexte des chaînes de communication optiques présentant des imperfections non-linéaires. Plus spécifiquement, je

souhaite explorer les axes suivants.

— Architecture *end-to-end* pour les communications cohérentes : Est-il possible de concevoir un système de communication *end-to-end* adapté aux chaînes de communications optiques cohérentes présentant de bonnes performances de détection ? Est-il possible de forcer le réseau à obtenir des espaces de représentation orthogonaux afin de réduire la complexité calculatoire du détecteur ?

— Développement de modules de transformation dédiés aux communications cohérentes : Est-il possible d'intégrer des modules de transformation au sein du réseau de neurones pour apprendre à compenser automatiquement les déséquilibres IQ, les résidus de phase laser, les non-linéarités du modulateur optique ou des amplificateurs optiques ?

Conclusion Générale

Ce manuscrit a présenté une synthèse de mes travaux de recherches portant sur le diagnostic des machines électriques et la surveillance des *smart-grid*. Ces activités m'ont permis de developper une expertise importante dans le domaine du traitement du signal paramétrique. Bien que les approches paramétriques présentent une base théorique solide ancrée dans la théorie de l'estimation et de la détection, je me suis souvent confronté dans mes travaux passés à la légitimité des modèles mathématiques utilisés et au manque de robustesse de certains algorithmes par rapport à des écarts de modèles. En parallèle, le domaine du *machine learning*, domaine dans lequel j'ai fait mes premiers pas en recherche chez Orange Lab en 2004, a connu un développement exceptionnel ces dernières décennies. En particulier, les techniques de *deep learning* ont rapidement dépassé les frontières de la recherche académique pour atteindre quasiment tous les domaines de l'ingénierie. Ces techniques apportent une solution générale pour résoudre des problèmes de classification parfois très complexes et leurs déploiements ne nécessitent, par rapport aux techniques paramétriques, que très peu de manipulations mathématiques et d'*apriori* sur les modèles de signaux.

Alors que les positions idéologiques entre les partisans du traitement du signal paramétrique et des techniques de *machine learning* semblent s'opposer, la frontière entre ces deux approches commence toutefois à s'effriter dans certains domaines d'applications. Un domaine particulièrement impacté par cette transformation est le domaine des communications numériques. Historiquement, les algorithmes de détection était essentiellement réalisés par des approches paramétriques. En intégrant des modèles de canaux de plus en plus réalistes, ces approches ont néanmoins commencé à montrer leurs limites. Dans ce contexte, plusieurs chercheurs se sont réorienté vers des approches alternatives basées sur du *machine learning*. A titre personnel, je pense qu'il est souhaitable de concilier le meilleur des deux approches. Mes nouvelles activités de recherches liées au domaine des communications optiques cohérentes, qui ont été décrites dans mon dernier chapitre, s'orientent naturellement vers cette utilisation conjointe. Cet axe de recherche peut, à mon avis, se révéler extrêmement fertile sur le plan scientifique et technologique. Pour le mener pleinement, je souhaiterais être en mesure de diriger mes propres doctorants et de disposer d'une plus grande autonomie scientifique et administrative.

Bibliographie

[1] *IEEE Standard Definitions for the Measurement of Electric Power Quantities Under Sinusoidal, Nonsinusoidal, Balanced, or Unbalanced Conditions*. IEEE Std 1459-2010 (Revision of IEEE Std 1459-2000), March 2010.

[2] *IEEE Standard for Synchrophasor Measurements for Power Systems*. IEEE Std C37.118.1-2011 (Revision of IEEE Std C37.118-2005), Dec 2011.

[3] Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Irving, G., Isard, M., et al. Tensorflow : A system for large-scale machine learning. In *12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI 16)* (2016), pp. 265–283.

[4] Abid, F. B., Zgarni, S., and Braham, A. Distinct bearing faults detection in induction motor by a hybrid optimized SWPT and aiNet-DAG SVM. *IEEE Transactions on Energy Conversion 33*, 4 (2018), 1692–1699.

[5] Agrawal, G. P. *Nonlinear fiber optics*. Springer, 2000.

[6] Amari, A., Dobre, O. A., Venkatesan, R., Kumar, O. S., Ciblat, P., and Jaouën, Y. A survey on fiber nonlinearity compensation for 400 Gb/s and beyond optical communication systems. *IEEE Communications Surveys & Tutorials 19*, 4 (2017), 3097–3113.

[7] Amari, A., Lin, X., Dobre, O. A., Venkatesan, R., and Alvarado, A. A machine learning-based detection technique for optical fiber nonlinearity mitigation. *IEEE Photonics Technology Letters 31*, 8 (2019), 627–630.

[8] Aminifar, F., Fotuhi-Firuzabad, M., Safdarian, A., Davoudi, A., and Shahidehpour, M. Synchrophasor measurement technology in power systems : Panorama and state-of-the-art. *IEEE Access 2* (2014), 1607–1628.

[9] Amirat, Y., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Condition monitoring of wind turbines based on amplitude demodulation. In *2010 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition* (Sept 2010), pp. 2417–2421.

[10] Amirat, Y., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Wind turbines condition monitoring and fault diagnosis using generator current amplitude demodulation. In *IEEE International Energy Conference and Exhibition (EnergyCon), 2010* (Dec 2010), pp. 310–315.

[11] Amirat, Y., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Wind turbine bearing failure detection using generator stator current homopolar component ensemble empirical mode decomposition. In *38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society IECON 2012* (Oct 2012), pp. 3937–3942.

[12] Amirat, Y., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Eemd-based wind turbine bearing failure detection using the generator stator current homopolar component. *Mechanical Systems and Signal Processing 41*, 1 (2013), 667–678.

[13] Amirat, Y., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Charpentier, J.-F. Bearing fault detection in DFIG-based wind turbines using the first intrinsic mode function. In *2010 XIX International Conference on Electrical Machines (ICEM)* (Sept 2010), pp. 1–6.

[14] Amirat, Y., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Turri, S. Hilbert transform-based bearing failure detection in dfig-based wind turbines. *International Review of Electrical Engineering 6*, 3 (2011), 1249–1256.

[15] Anderson, E., Bai, Z., Bischof, C., Blackford, S., Dongarra, J., Du Croz, J., Greenbaum, A., Hammarling, S., McKenney, A., and Sorensen, D. *LAPACK Users' guide*, vol. 9. Siam, 1999.

[16] Anttila, L., and Valkama, M. Blind signal estimation in widely-linear signal models with fourth-order circularity : Algorithms and application to receiver I/Q calibration. *IEEE Signal Processing Letters 20*, 3 (2012), 221–224.

[17] Arik, S. O., Kahn, J. M., and Ho, K.-P. MIMO signal processing for mode-division multiplexing : An overview of channel models and signal processing architectures. *IEEE Signal Processing Magazine 31*, 2 (2014), 25–34.

[18] Armstrong, J. OFDM for optical communications. *Journal of lightwave technology 27*, 3 (2009), 189–204.

[19] Awwad, E., Jaouën, Y., and Othman, G. R.-B. Polarization-time coding for PDL mitigation in long-haul PolMux OFDM systems. *Optics express 21*, 19 (2013), 22773–22790.

[20] Awwad, E., Othman, G. R.-B., and Jaouën, Y. Space-time coding schemes for MDL-impaired mode-multiplexed fiber transmission systems. *Journal of Lightwave Technology 33*, 24 (2015), 5084–5094.

[21] Ayhan, B., Trussell, H. J., Chow, M.-Y., and Song, M.-H. On the use of a lower sampling rate for broken rotor bar detection with DTFT and AR-based spectrum methods. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 55*, 3 (2008), 1421–1434.

[22] Azou, S., Bejan, S., Morel, P., and Sharaiha, A. Performance improvement of a SOA-based coherent optical-OFDM transmission system via nonlinear companding transforms. *Optics Communications 336* (2015), 177–183.

[23] Barabell, A. Improving the resolution performance of eigenstructure-based direction-finding algorithms. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP'83.* (1983), vol. 8, IEEE, pp. 336–339.

[24] Barankin, E. Locally best unbiased estimates. *The Annals of Mathematical Statistics* (1949), 477–501.

[25] Behrens, R. T., and Scharf, L. L. Signal processing applications of oblique projection operators. *Signal Processing, IEEE Transactions on 42*, 6 (1994), 1413–1424.

[26] Bejan, S., Azou, S., Morel, P., Diouf, C., Telescu, M., Tanguy, N., and Sharaiha, A. A joint linearization/companding approach for improving a CO-OFDM transmitter. *IEEE photonics technology letters 27*, 20 (2015), 2162–2165.

[27] Bellini, A., Filippetti, F., Tassoni, C., and Capolino, G.-A. Advances in diagnostic techniques for induction machines. *IEEE Transactions on industrial electronics 55*, 12 (2008), 4109–4126.

[28] Bellini, A., Yazidi, A., Filippetti, F., Rossi, C., and Capolino, G.-A. High frequency resolution techniques for rotor fault detection of induction machines. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 55*, 12 (2008), 4200–4209.

[29] Belouchrani, A., and Cardoso, J.-F. Maximum likelihood source separation for discrete sources. In *in Proc. EUSIPCO* (1994), Citeseer.

[30] Benbouzid, M. A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 47*, 5 (2000), 984–993.

[31] Benbouzid, M. E. H., Vieira, M., and Theys, C. Induction motors' faults detection and localization using stator current advanced signal processing techniques. *IEEE Transactions on power electronics 14*, 1 (1999), 14–22.

[32] Bhaskar, B. N., Tang, G., and Recht, B. Atomic norm denoising with applications to line spectral estimation. *IEEE Transactions on Signal Processing 61*, 23 (2013), 5987–5999.

[33] Bishop, C. M. Pattern recognition. *Machine Learning 128* (2006).

[34] Blodt, M., Chabert, M., Regnier, J., and Faucher, J. Mechanical load fault detection in induction motors by stator current time-frequency analysis. *IEEE Transactions on Industry Applications 42*, 6 (2006), 1454–1463.

[35] Blödt, M., Granjon, P., Raison, B., and Rostaing, G. Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 55*, 4 (2008), 1813–1822.

[36] Blodt, M., Regnier, J., and Faucher, J. Distinguishing load torque oscillations and eccentricity faults in induction motors using stator current wigner distributions. *IEEE Transactions on Industry Applications 45*, 6 (2009), 1991–2000.

[37] Bollen, M., and Gu, I. *Signal Processing of Power Quality Disturbances*, vol. 30. John Wiley & Sons, 2006.

[38] Boucher, Y., and Sharaiha, A. Spectral properties of amplified spontaneous emission in semiconductor optical amplifiers. *IEEE journal of quantum electronics 36*, 6 (2000), 708–720.

[39] Bouchikhi, E. H., Choqueuse, V., Benbouzid, M., Charpentier, J.-F., and Barakat, G. A comparative study of time-frequency representations for fault detection in wind turbine. In *37th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society IECON 2011* (2011), IEEE, pp. 3584–3589.

[40] Bouzid, M. B. K., Champenois, G., Bellaaj, N. M., Signac, L., and Jelassi, K. An effective neural approach for the automatic location of stator interturn faults in induction motor. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 55*, 12 (2008), 4277–4289.

[41] Bouzida, A., Touhami, O., Ibtiouen, R., Belouchrani, A., Fadel, M., and Rezzoug, A. Fault diagnosis in industrial induction machines through discrete wavelet transform. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 58*, 9 (2011), 4385–4395.

[42] Bretthorst, G. L. *Bayesian spectrum analysis and parameter estimation*, vol. 48. Springer Science & Business Media, 2013.

[43] Brittain, J. E. From computor to electrical engineer : the remarkable career of edith clarke. *IEEE Transactions on Education 28*, 4 (1985), 184–189.

[44] Cablea, G., Granjon, P., and Berenguer, C. Three-phase electrical signals analysis for mechanical faults monitoring in rotating machine systems. *Mechanical Systems and Signal Processing 92* (2017), 278 – 292.

[45] Cai, X., Wu, Y.-C., Lin, H., and Yamashita, K. Estimation and compensation of CFO and I/Q imbalance in OFDM— systems under timing ambiguity. *IEEE Transactions on Vehicular Technology 60*, 3 (2011), 1200–1205.

[46] Cao, S., Yu, C., and Kam, P. Y. Decision-aided joint compensation of transmitter IQ mismatch and phase noise for coherent optical ofdm. *IEEE Photonics Technology Letters 24*, 12 (2012), 1066–1068.

[47] Chakrabarti, S., and Kyriakides, E. Optimal placement of phasor measurement units for power system observability. *IEEE Transactions on power systems 23*, 3 (2008), 1433–1440.

[48] Chan, K., and So, H.-C. Accurate frequency estimation for real harmonic sinusoids. *IEEE Signal Processing Letters 11*, 7 (2004), 609–612.

[49] Chen, J., Richard, C., and Sayed, A. H. Multitask diffusion adaptation over networks. *IEEE Transactions on Signal Processing 62*, 16 (2014), 4129–4144.

[50] Chen, Y., and So, H. C. Accurate parameter estimation for unbalanced three-phase system. *The Scientific World Journal 2014* (Aug 2014).

[51] Choqueuse, V., Azou, S., Yao, K., Collin, L., and Burel, G. Blind modulation recognition for MIMO systems. *MTA Review 19*, 2 (2009), 183–196.

[52] Choqueuse, V., Azou, S., Yao, K. C., Collin, L., and Burel, G. Blind modulation recognition for MIMO communications. In *IEEE Communication Conference* (2008).

[53] Choqueuse, V., Belouchrani, A., Auger, F., and Benbouzid, M. Frequency and phasor estimations in three-phase systems : Maximum likelihood algorithms and theoretical performance. *IEEE Transactions on Smart Grid 10*, 3 (2018), 3248–3258.

[54] Choqueuse, V., Belouchrani, A., Auger, F., and Benbouzid, M. Maximum likelihood phasor estimation and unbalance detection in three-phase systems. Technical Report 1, UBO, October 2018.

[55] Choqueuse, V., Belouchrani, A., and Benbouzid, M. Phasor estimation using conditional maximum likelihood : Strengths and limitations. In *Proceedings of the 2015 European Signal Processing Conference (EUSIPCO)* (Nice, France, Aug 2015), IEEE, pp. 2251–2255.

[56] Choqueuse, V., Belouchrani, A., Bouleux, G., and Benbouzid, M. Voltage sags estimation in three phase systems using unconditional maximum likelihood estimation. In *Proceedings of the 2015 IEEE ICASSP* (Brisbane, Australia, April 2015), pp. 2869–2873.

[57] Choqueuse, V., Belouchrani, A., Elbouchikhi, E., and Benbouzid, M. Estimation of amplitude, phase and unbalance parameters in three-phase systems : Analytical solutions, efficient implementation and performance analysis. *IEEE Transactions on Signal Processing 62*, 16 (Aug 2014), 4064–4076.

[58] Choqueuse, V., Benbouzid, M., Amirat, Y., and Turri, S. Diagnosis of three-phase electrical machines using multidimensional demodulation techniques. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 59*, 4 (2012), 2014–2023.

[59] Choqueuse, V., Collin, L., Yao, K. C., and Burel, G. Reconnaissance aveugle de codages OSTBC basée sur les propriétés matricielles des statistiques d'ordre 2. In *21° Colloque GRETSI 2007* (2007), pp. 249–252.

[60] Choqueuse, V., Elbouchikhi, E., and Benbouzid, M. Maximum likelihood frequency estimation in smart grid applications. In *24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE 2015)* (Buzios, Brazil, 2015), IEEE, pp. 1339 – 1344.

[61] Choqueuse, V., Elbouchikhi, E., Benbouzid, M., and Auger, F. A low complexity spectral estimator for current signature analysis of induction machines. Technical report, UBO, 2019.

[62] Choqueuse, V., Elbouchikhi, E., Oubrahim, Z., and Benbouzid, M. On the use of phase diversity for spectral estimation in current signature analysis. In *41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2017* (Beijing, China, 2017), pp. 8093–8098.

[63] Choqueuse, V., Elbouchilhi, E., and Benbouzid, M. Analyse spectrale paramétrique dans un contexte smart-grid. In *GRETSI 2013* (Brest, France, 2013), pp. 1–4.

[64] Choqueuse, V., Granjon, P., Belouchrani, A., Auger, F., and Benbouzid, M. Monitoring of three-phase signals based on singular-value decomposition. *IEEE Transactions on Smart Grid 10*, 6 (2019), 6156 – 6166.

[65] Choqueuse, V., Mansour, A., Burel, G., Collin, L., and Yao, K. Blind channel estimation for STBC systems using higher-order statistics. *IEEE Transactions on Wireless Communications 10*, 2 (2011), 495–505.

[66] Choqueuse, V., Marazin, M., Collin, L., Yao, K. C., and Burel, G. Blind recognition of linear space–time block codes : a likelihood-based approach. *IEEE Transactions on Signal Processing 58*, 3 (2010), 1290–1299.

[67] Choqueuse, V., and Pallone, G. A spatialised sound environment synthesizer. In *Audio Engineering Society Conference : 28th International Conference : The Future of Audio Technology–Surround and Beyond* (2006), Audio Engineering Society.

[68] Choqueuse, V., Yao, K., Collin, L., and Burel, G. Blind detection of the number of communication signals under spatially correlated noise by ICA and KS tests. In *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008. ICASSP 2008. IEEE International Conference on* (2008), IEEE, pp. 2397–2400.

[69] Choqueuse, V., Yao, K., Collin, L., and Burel, G. Blind recognition of linear space time block codes. In *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008. ICASSP 2008. IEEE International Conference on* (2008), IEEE, pp. 2833–2836.

[70] Choqueuse, V., Yao, K., Collin, L., and Burel, G. Hierarchical space-time block code recognition using correlation matrices. *Wireless Communications, IEEE Transactions on 7*, 9 (2008), 3526–3534.

[71] Chow, T. W., and Hai, S. Induction machine fault diagnostic analysis with wavelet technique. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 51*, 3 (2004), 558–565.

[72] Christensen, M. G., and Jakobsson, A. Multi-pitch estimation. *Synthesis Lectures on Speech & Audio Processing 5*, 1 (2009), 1–160.

[73] Chudamani, R., Vasudevan, K., and Ramalingam, C. Real-time estimation of power system frequency using nonlinear least squares. *IEEE Transactions on Power Delivery 24*, 3 (2009), 1021–1028.

[74] Chung, W. Transmitter IQ mismatch compensation in coherent optical ofdm systems using pilot signals. *Optics express 18*, 20 (2010), 21308–21314.

[75] Clarke, E. *Circuit analysis of AC power systems*, vol. 1. Wiley, 1943.

[76] Climente-Alarcon, V., Antonino-Daviu, J. A., Riera-Guasp, M., and Vlcek, M. Induction motor diagnosis by advanced notch FIR filters and the Wigner–Ville distribution. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 61*, 8 (2014), 4217–4227.

[77] Cui, S., Han, Z., Kar, S., Kim, T. T., Poor, H. V., and Tajer, A. Coordinated data-injection attack and detection in the smart grid : A detailed look at enriching detection solutions. *IEEE Signal Processing Magazine 29*, 5 (2012), 106–115.

[78] Cui, Y., Bai, F., Liu, Y., Fuhr, P., and Morales-Rodriguez, M. Spatio-temporal characterization of synchrophasor data against spoofing attacks in smart grids. *IEEE Transactions on Smart Grid* (2019).

[79] de Jesus Romero-Troncoso, R. Multirate signal processing to improve FFT-based analysis for detecting faults in induction motors. *IEEE Transactions on industrial informatics 13*, 3 (2017), 1291–1300.

[80] De La Ree, J., Centeno, V., Thorp, J. S., and Phadke, A. G. Synchronized phasor measurement applications in power systems. *IEEE Transactions on Smart Grid 1*, 1 (2010), 20–27.

[81] Dempster, A. P., Laird, N. M., and Rubin, D. B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Methodological) 39*, 1 (1977), 1–22.

[82] Deng, R., Zhuang, P., and Liang, H. Ccpa : Coordinated cyber-physical attacks and countermeasures in smart grid. *IEEE Transactions on Smart Grid 8*, 5 (2017), 2420–2430.

[83] Didier, G., Ternisien, E., Caspary, O., and Razik, H. Fault detection of broken rotor bars in induction motor using a global fault index. *IEEE Transactions on Industry Applications 42*, 1 (2006), 79–88.

[84] Diouf, C., Younes, M., Noaja, A., Azou, S., Telescu, M., Morel, P., and Tanguy, N. Robustness analysis of a parallel two-box digital polynomial predistorter for an SOA-based CO-OFDM system. *Optics Communications 402* (2017), 442–452.

[85] Djordjevic, I. B., Shieh, W., Liu, X., and Nazarathy, M. Advanced digital signal processing and coding for multi-Tb/s optical transport [from the guest editors]. *IEEE Signal Processing Magazine 31*, 2 (2014), 15–142.

[86] Du, L. B., Rafique, D., Napoli, A., Spinnler, B., Ellis, A. D., Kuschnerov, M., and Lowery, A. J. Digital fiber nonlinearity compensation : toward 1-Tb/s transport. *IEEE signal processing magazine 31*, 2 (2014), 46–56.

[87] Dupont, D., and Gautriaud, A. Modélisation des défaillances dans les génératrices asynchrones pour éoliennes et hydroliennes : mise au point d'un outil de simulation.

[88] Echavarria, E., Hahn, B., Van Bussel, G., and Tomiyama, T. Reliability of wind turbine technology through time. *Journal of Solar Energy Engineering 130*, 3 (2008), 031005.

[89] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Amirat, Y., Benbouzid, M., and Turri, S. An efficient Hilbert-Huang transform-based bearing faults detection in induction machines. *IEEE Transactions on Energy Conversion 32*, 2 (2017), 401 – 413.

[90] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Amirat, Y., Benbouzid, M. E. H., and Turri, S. An efficient Hilbert–Huang transform-based bearing faults detection in induction machines. *IEEE Transactions on Energy Conversion 32*, 2 (2017), 401–413.

[91] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Auger, F., and Benbouzid, M. E. H. Motor current signal analysis based on a matched subspace detector. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 66*, 12 (2017), 3260–3270.

[92] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Current frequency spectral subtraction and its contribution to induction machines' bearings condition monitoring. *IEEE Transactions on Energy Conversion 28*, 1 (2013), 135–144.

[93] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Non-stationary spectral estimation for wind turbine induction generator faults detection. In *39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2013* (Nov 2013), pp. 7376–7381.

[94] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. A parametric spectral estimator for faults detection in induction machines. In *39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2013* (2013), IEEE, pp. 7358–7363.

[95] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Condition monitoring of induction motors based on stator currents demodulation. *International Review of Electrical Engineering 10*, 6 (2015), 704–715.

[96] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Induction machine diagnosis using stator current advanced signal processing. *International Journal on Energy Conversion 3*, 3 (2015), 76–87.

[97] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing 52* (2015), 447–464.

[98] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Induction machine bearing faults detection based on a multi-dimensional MUSIC algorithm and maximum likelihood estimation. *ISA transactions 63*, 413–424 (July 2016).

[99] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Antonino-Daviu, J. Stator current demodulation for induction machine rotor faults diagnosis. In *2014 First International Conference on Green Energy ICGE 2014* (March 2014), pp. 176–181.

[100] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., Antonino-Daviu, J. A., et al. Stator current demodulation for induction machine rotor faults diagnosis. In *2014 First International Conference on Green Energy ICGE 2014* (2014), IEEE, pp. 176–181.

[101] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Charpentier, J. F. Induction machine bearing failures detection using stator current frequency spectral subtraction. In *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)* (2012), IEEE, pp. 1228–1233.

[102] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Charpentier, J. F. Induction machine fault detection enhancement using a stator current high resolution spectrum. In *38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society IECON 2012* (2012), IEEE, pp. 3913–3918.

[103] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., Charpentier, J.-F., and Barakat, G. A comparative study of time-frequency representations for fault detection in wind turbine. In *37th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society IECON 2011* (Nov 2011), pp. 3584–3589.

[104] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., et al. Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing 52* (2015), 447–464.

[105] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Jean, F. C. Etude comparative des techniques de traitement du signal non-stationnaires dédiées au diagnostic des génératrices asynchrones dans les eoliennes offshores et les hydroliennes. In *EF2011* (2011), pp. 1–10.

[106] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Feld, G., Amirat, Y., and Benbouzid, M. A symmetrical components-based load oscillation detection method for closed-loop controlled induction motors. In *41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2017* (Beijing, China, 2017), pp. 8047–8052.

[107] Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Trachi, Y., and Benbouzid, M. Induction machine bearing faults detection based on Hilbert-Huang transform. In *2015 IEEE 24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)* (June 2015), pp. 843–848.

[108] Eriksson, T. A., Bülow, H., and Leven, A. Applying neural networks in optical communication systems : possible pitfalls. *IEEE Photonics Technology Letters 29*, 23 (2017), 2091–2094.

[109] Fatadin, I., and Savory, S. J. Compensation of frequency offset for 16-QAM optical coherent systems using qpsk partitioning. *IEEE Photonics Technology Letters 23*, 17 (2011), 1246–1248.

[110] Fatadin, I., Savory, S. J., and Ives, D. Compensation of quadrature imbalance in an optical QPSK coherent receiver. *IEEE Photonics Technology Letters 20*, 20 (2008), 1733–1735.

[111] Fiippetti, F., and Vas, P. Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques. In *IECON'98. Proceedings of the 24th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (Cat. No. 98CH36200)* (1998), vol. 4, IEEE, pp. 1966–1973.

[112] Fortescue, C. L. Method of symmetrical co-ordinates applied to the solution of polyphase networks. *American Institute of Electrical Engineers, Transactions of the 37*, 2 (1918), 1027–1140.

[113] Gao, Z., Cecati, C., and Ding, S. X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—part I : Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 62*, 6 (2015), 3757–3767.

[114] Garcia-Bracamonte, J. E., Ramirez-Cortes, J. M., de Jesus Rangel-Magdaleno, J., Gomez-Gil, P., Peregrina-Barreto, H., and Alarcon-Aquino, V. An approach on MCSA-based fault detection using independent component analysis and neural networks. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* (2019).

[115] Gharavi, H., Scaglione, A., Dohler, M., and Guan, X. Technical challenges of the smart grid : From a signal processing perspective [from the guest editors]. *IEEE Signal Processing Magazine 29*, 5 (2012), 12–13.

[116] Ghate, V. N., and Dudul, S. V. Cascade neural-network-based fault classifier for three-phase induction motor. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 58*, 5 (2011), 1555–1563.

[117] Ghogho, M., and Swami, A. Training design for multipath channel and frequency-offset estimation in MIMO systems. *IEEE Transactions on Signal Processing 54*, 10 (2006), 3957–3965.

[118] Giacoumidis, E., Le, S. T., Ghanbarisabagh, M., McCarthy, M., Aldaya, I., Mhatli, S., Jarajreh, M. A., Haigh, P. A., Doran, N. J., Ellis, A. D., et al. Fiber nonlinearity-induced penalty reduction in CO-OFDM by ANN-based nonlinear equalization. *Optics letters 40*, 21 (2015), 5113–5116.

[119] Giacoumidis, E., Matin, A., Wei, J., Doran, N. J., Barry, L. P., and Wang, X. Blind nonlinearity equalization by machine-learning-based clustering for single-and multichannel coherent optical OFDM. *Journal of Lightwave Technology 36*, 3 (2018), 721–727.

[120] Giacoumidis, E., Mhatli, S., Le, S. T., Aldaya, I., McCarthy, M. E., Ellis, A. D., and Eggleton, B. J. Nonlinear blind equalization for 16-QAM coherent optical OFDM using support vector machines. In *ECOC 2016; 42nd European Conference on Optical Communication* (2016), VDE, pp. 1–3.

[121] Giacoumidis, E., Mhatli, S., Stephens, M. F., Tsokanos, A., Wei, J., McCarthy, M. E., Doran, N. J., and Ellis, A. D. Reduction of nonlinear intersubcarrier

intermixing in coherent optical OFDM by a fast newton-based support vector machine nonlinear equalizer. *Journal of Lightwave Technology 35*, 12 (2017), 2391–2397.

[122] Giannakis, G., Kekatos, V., Gatsis, N., K., S.-J., Z., H., and Wollenberg, B. Monitoring and optimization for power grids : A signal processing perspective. *Signal Processing Magazine, IEEE 30*, 5 (Sept 2013), 107–128.

[123] Golub, G. H., and Pereyra, V. The differentiation of pseudo-inverses and nonlinear least squares problems whose variables separate. *SIAM Journal on numerical analysis 10*, 2 (1973), 413–432.

[124] Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. *Deep learning*. MIT press, 2016.

[125] Granjon, P., and Phua, G. S. L. Estimation of geometric properties of three-component signals for system monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing 97* (2017), 95–111.

[126] Häger, C., and Pfister, H. D. Deep learning of the nonlinear schrödinger equation in fiber-optic communications. In *2018 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)* (2018), IEEE, pp. 1590–1594.

[127] Häger, C., and Pfister, H. D. Nonlinear interference mitigation via deep neural networks. In *2018 Optical Fiber Communications Conference and Exposition (OFC)* (2018), IEEE, pp. 1–3.

[128] Han, Y., and Li, G. Coherent optical communication using polarization multiple-input-multiple-output. *Optics Express 13*, 19 (2005), 7527–7534.

[129] Hei, Y. Q., Li, W. T., Xu, X. C., and Chen, R. T. Orthogonal STBC for MDL mitigation in mode division multiplexing system with MMSE channel estimation. *Journal of Lightwave Technology 35*, 10 (2017), 1858–1867.

[130] Huang, Y.-F., Kishore, S., Koivunen, V., Mandic, D., and Tong, L. Introduction to the issue on signal processing in smart electric power grid. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing 8*, 6 (2014), 1019–1021.

[131] IEEE. IEEE standard for synchrophasor measurements for power systems – amendment 1 : Modification of selected performance requirements. *IEEE Std C37.118.1a-2014 (Amendment to IEEE Std C37.118.1-2011)* (April 2014), 1–25.

[132] Ince, T., Kiranyaz, S., Eren, L., Askar, M., and Gabbouj, M. Real-time motor fault detection by 1-D convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 63*, 11 (2016), 7067–7075.

[133] Ip, E., and Kahn, J. M. Digital equalization of chromatic dispersion and polarization mode dispersion. *Journal of Lightwave Technology 25*, 8 (2007), 2033–2043.

[134] Ip, E., Lau, A. P. T., Barros, D. J. F., and Kahn, J. M. Coherent detection in optical fiber systems. *Opt. Express 16*, 2 (Jan 2008), 753–791.

[135] Ip, E. M., and Kahn, J. M. Fiber impairment compensation using coherent detection and digital signal processing. *Journal of Lightwave Technology 28*, 4 (2009), 502–519.

[136] Jaderberg, M., Simonyan, K., Zisserman, A., et al. Spatial transformer networks. In *Advances in neural information processing systems* (2015), pp. 2017–2025.

[137] Jansen, S. L., Morita, I., Schenk, T. C., and Tanaka, H. Long-haul transmission of 16× 52.5 Gbits/s polarization-division-multiplexed OFDM enabled by MIMO processing. *Journal of Optical Networking 7*, 2 (2008), 173–182.

[138] Jarajreh, M. A., Giacoumidis, E., Aldaya, I., Le, S. T., Tsokanos, A., Ghassemlooy, Z., and Doran, N. J. Artificial neural network nonlinear equalizer for coherent optical OFDM. *IEEE Photonics Technology Letters 27*, 4 (2014), 387–390.

[139] Jiang, S., Hu, G., Li, Z., Mu, L., and Zhang, J. ICA-based compensation for IQ imbalance in OFDM optical fiber communication. *Optics Communications 310* (2014), 80–84.

[140] Jung, J.-H., Lee, J.-J., and Kwon, B.-H. Online diagnosis of induction motors using MCSA. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 53*, 6 (2006), 1842–1852.

[141] Kanna, S., Moniri, A., Xia, Y., Constantinides, A. G., and Mandic, D. P. A data analytics perspective of power grid analysis-part 2 : Teaching old power systems new tricks [lecture notes]. *IEEE Signal Processing Magazine 36*, 3 (2019), 110–117.

[142] Kar, C., and Mohanty, A. Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform. *Mechanical systems and signal processing 20*, 1 (2006), 158–187.

[143] Karanov, B., Chagnon, M., Thouin, F., Eriksson, T. A., Bülow, H., Lavery, D., Bayvel, P., and Schmalen, L. End-to-end deep learning of optical fiber communications. *Journal of Lightwave Technology 36*, 20 (2018), 4843–4855.

[144] Kay, S. M. Fundamentals of statistical processing, vol. I : Estimation theory. *Signal Processing. Upper Saddle River, NJ : Prentice Hall 1* (1993).

[145] Kay, S. M. Fundamentals of statistical signal processing, vol. II : Detection theory. *Signal Processing. Upper Saddle River, NJ : Prentice Hall* (1998).

[146] Kekatos, V., and Giannakis, G. B. Sparse volterra and polynomial regression models : Recoverability and estimation. *IEEE Transactions on Signal Processing 59*, 12 (2011), 5907–5920.

[147] Keskes, H., and Braham, A. Recursive undecimated wavelet packet transform and DAG SVM for induction motor diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Informatics 11*, 5 (2015), 1059–1066.

[148] Khaleghi, H., Morel, P., Sharaiha, A., and Rampone, T. Experimental validation of numerical simulations and performance analysis of a coherent optical-OFDM transmission system employing a semiconductor optical amplifier. *Journal of Lightwave Technology 31*, 1 (2012), 161–170.

[149] Khan, F. N., Fan, Q., Lu, C., and Lau, A. P. T. An optical communication's perspective on machine learning and its applications. *Journal of Lightwave Technology 37*, 2 (2019), 493–516.

[150] Kia, S. H., Henao, H., and Capolino, G.-A. A high-resolution frequency estimation method for three-phase induction machine fault detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 54*, 4 (2007), 2305–2314.

[151] Kim, Y.-H., Youn, Y.-W., Hwang, D.-H., Sun, J.-H., and Kang, D.-S. High-resolution parameter estimation method to identify broken rotor bar faults in induction motors. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 60*, 9 (2013), 4103–4117.

[152] Knockaert, L. The Barankin bound and threshold behavior in frequency estimation. *IEEE Transactions on Signal Processing 45*, 9 (1997), 2398–2401.

[153] Kopp, J. Efficient numerical diagonalization of hermitian 3× 3 matrices. *International Journal of Modern Physics C 19*, 03 (2008), 523–548.

[154] Krim, H., and Viberg, M. Two decades of array signal processing research. *IEEE signal processing magazine* (1996).

[155] Kumar, S., and Shao, J. Optical back propagation with optimal step size for fiber optic transmission systems. *IEEE Photonics Technology Letters 25*, 5 (2013), 523–526.

[156] Lau, E. C., and Ngan, H. Detection of motor bearing outer raceway defect by wavelet packet transformed motor current signature analysis. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 59*, 10 (2010), 2683–2690.

[157] LeCun, Y., Bengio, Y., and Hinton, G. Deep learning. *nature 521*, 7553 (2015), 436.

[158] Lee, J., Ha, Y., Shin, B.-S., Kim, S., Kim, B.-M., and Chung, W. Novel pilot scheme for transmitter IQ mismatch compensation in CO-OFDM system. *IEEE Photonics Technology Letters 24*, 17 (2012), 1543–1545.

[159] Lemaire, V., Clerot, F., Busson, S., Nicol, R., and Choqueuse, V. Individualized HRTFs from few measurements : a statistical learning approach. In *Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2005.* (July 2005), vol. 4, pp. 2041–2046 vol. 4.

[160] Li, H., Stoica, P., and Li, J. Computationally efficient parameter estimation for harmonic sinusoidal signals. *Signal Processing 80*, 9 (2000), 1937–1944.

[161] Lim, C., Tian, Y., Ranaweera, C., Nirmalathas, T. A., Wong, E., and Lee, K.-L. Evolution of radio-over-fiber technology. *Journal of Lightwave Technology 37*, 6 (2019), 1647–1656.

[162] Lin, H., Chen, C., Wang, J., Qi, J., Jin, D., Kalbarczyk, Z. T., and Iyer, R. K. Self-healing attack-resilient PMU network for power system operation. *IEEE Transactions on Smart Grid 9*, 3 (2016), 1551–1565.

[163] Liu, L., Li, L., Huang, Y., Cui, K., Xiong, Q., Hauske, F. N., Xie, C., and Cai, Y. Intrachannel nonlinearity compensation by inverse volterra series transfer function. *Journal of Lightwave Technology 30*, 3 (2011), 310–316.

[164] Lyon, W. V. *Transient Analysis of Alternating-current Machinery : An Application of Method of Symmetrical Components.* Technology Press of Massachusetts Institute of Technology, and Wiley, New York, 1954.

[165] Ma, X., Ding, Z., Li, K., and Wang, X. Novel Rx IQ mismatch compensation considering laser phase noise for CO-OFDM system. *Optical Fiber Technology 24* (2015), 44–48.

[166] Ma, X., Ding, Z., Peng, D., and Wang, X. A novel compensation method of transmitter iq mismatch considering laser phase noise for CO-OFDM. *Optics Communications 340* (2015), 16–20.

[167] Ma, X., Li, K., and Bai, Y. Novel training symbol structure for transmitter IQ mismatch compensation for coherent optical OFDM. *IEEE Photonics Technology Letters 25*, 21 (2013), 2047–2049.

[168] Ma, X., Peng, D., and Yao, X. Novel training symbol structure for transmitter IQ mismatch estimation for PDM coherent optical OFDM system. *Journal of Lightwave Technology 34*, 22 (2016), 5183–5188.

[169] Ma, X., Zhang, H., Yao, X., and Peng, D. Pilot-based phase noise, IQ mismatch, and channel distortion estimation for PDM CO-OFDM system. *IEEE Photonics Technology Letters 29*, 22 (2017), 1947–1950.

[170] Macii, D., Fontanelli, D., Barchi, G., and Petri, D. Impact of acquisition wideband noise on synchrophasor measurements : A design perspective. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 65*, 10 (2016), 2244–2253.

[171] Mahapatra, K., Ashour, M., Chaudhuri, N. R., and Lagoa, C. M. Malicious corruption resilience in PMU data and wide-area damping control. *IEEE Transactions on Smart Grid* (2019).

[172] Mallat, S., and Zhang, Z. Matching pursuit with time-frequency dictionaries. Tech. rep., Courant Institute of Mathematical Sciences New York United States, 1993.

[173] Mamandipoor, B., Ramasamy, D., and Madhow, U. Newtonized orthogonal matching pursuit : Frequency estimation over the continuum. *IEEE Transactions on Signal Processing 64*, 19 (Oct 2016), 5066–5081.

[174] Mandic, D. P., Kanna, S., Xia, Y., Moniri, A., Junyent-Ferre, A., and Constantinides, A. G. A data analytics perspective of power grid analysis-part 1 : The clarke and related transforms [lecture notes]. *IEEE Signal Processing Magazine 36*, 2 (2019), 110–116.

[175] Marey, M., Samir, M., and Dobre, O. A. EM-based joint channel estimation and IQ imbalances for OFDM systems. *IEEE Transactions on Broadcasting 58*, 1 (2012), 106–113.

[176] Marple, S.L., J. Computing the discrete-time analytic signal via FFT. *Signal Processing, IEEE Transactions on 47*, 9 (Sep 1999), 2600–2603.

[177] Mathecken, P., Riihonen, T., Werner, S., and Wichman, R. Constrained phase noise estimation in OFDM using scattered pilots without decision feedback. *IEEE Transactions on Signal Processing 65*, 9 (2017), 2348–2362.

[178] Morel, P. *Modélisation des amplificateurs optiques à semi-conducteurs : du composant au système*. PhD thesis, 2006.

[179] Morel, P., and Sharaiha, A. Wideband time-domain transfer matrix model equivalent circuit for short pulse propagation in semiconductor optical amplifiers. *IEEE Journal of Quantum Electronics 45*, 2 (2008), 103–116.

[180] Mumtaz, S., Essiambre, R.-J., and Agrawal, G. P. Nonlinear propagation in multimode and multicore fibers : generalization of the manakov equations. *Journal of Lightwave Technology 31*, 3 (2012), 398–406.

[181] Mumtaz, S., Othman, G.-B., and Jaouen, Y. Space-time codes for optical fiber communication with polarization multiplexing. In *2010 IEEE International Conference on Communications* (2010), IEEE, pp. 1–5.

[182] Napoli, A., Mezghanni, M. M., Calabro, S., Palmer, R., Saathoff, G., and Spinnler, B. Digital predistortion techniques for finite extinction ratio IQ Mach–Zehnder modulators. *Journal of Lightwave Technology 35*, 19 (2017), 4289–4296.

[183] Nassar, M., Lin, J., Mortazavi, Y., Dabak, A., Kim, I. H., and Evans, B. L. Local utility power line communications in the 3–500 khz band : channel impairments, noise, and standards. *IEEE signal processing magazine 29*, 5 (2012), 116–127.

[184] Natarajan, B. K. Sparse approximate solutions to linear systems. *SIAM journal on computing 24*, 2 (1995), 227–234.

[185] Negusse, S., Zetterberg, P., and Händel, P. Phase-noise mitigation in OFDM by best match trajectories. *IEEE Transactions on Communications 63*, 5 (2015), 1712–1725.

[186] Nehorai, A., and Porat, B. Adaptive comb filtering for harmonic signal enhancement. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing 34*, 5 (1986), 1124–1138.

[187] Nguyen, T., Mhatli, S., Giacoumidis, E., Van Compernolle, L., Wuilpart, M., and Mégret, P. Fiber nonlinearity equalizer based on support vector classification for coherent optical OFDM. *IEEE Photonics Journal 8*, 2 (2016), 1–9.

[188] Novak, D., Waterhouse, R. B., Nirmalathas, A., Lim, C., Gamage, P. A., Clark, T. R., Dennis, M. L., and Nanzer, J. A. Radio-over-fiber technologies for emerging wireless systems. *IEEE Journal of Quantum Electronics 52*, 1 (2015), 1–11.

[189] Nuqui, R. F., and Phadke, A. G. Phasor measurement unit placement techniques for complete and incomplete observability. *IEEE Transactions on Power Delivery 20*, 4 (2005), 2381–2388.

[190] Ollila, E. On the circularity of a complex random variable. *Signal Processing Letters, IEEE 15* (2008), 841–844.

[191] Ortiz-Cornejo, J. C., Azou, S., Pardiñas-Mir, J. A., and Morel, P. An improved envelope tracking SOA amplifier for CO-OFDM transmission by using PSO. In *2018 IEEE 10th Latin-American Conference on Communications (LATINCOM)* (2018), IEEE, pp. 1–5.

[192] O'Shea, T., and Hoydis, J. An introduction to deep learning for the physical layer. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking 3*, 4 (2017), 563–575.

[193] Oubrahim, Z., Choqueuse, V., Amirat, Y., and Benbouzid, M. An improved algorithm for power system fault type classification based on least square phasor estimation. In *41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2015* (Yokohama, Japan, 2015), IEEE, pp. 002735–002740.

[194] Oubrahim, Z., Choqueuse, V., Amirat, Y., and Benbouzid, M. Classification of three-phase power disturbances based on model order selection in smart grid applications. In *42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2016* (2016), IEEE, pp. 5143–5148.

[195] Oubrahim, Z., Choqueuse, V., Amirat, Y., and Benbouzid, M. Disturbances classification based on a model order selection method for power quality monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 64*, 12 (2017), 9421–9432.

[196] Oubrahim, Z., Choqueuse, V., Amirat, Y., and Benbouzid, M. Maximum likelihood frequency and phasor estimations for electric power grid monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Informatics 14*, 1 (2018), 167–177.

[197] Paap, G. C. Symmetrical components in the time domain and their application to power network calculations. *IEEE Transactions on Power Systems 15*, 2 (May 2000), 522–528.

[198] Pal, S., Sikdar, B., and Chow, J. H. An online mechanism for detection of gray-hole attacks on PMU data. *IEEE Transactions on Smart Grid 9*, 4 (2016), 2498–2507.

[199] Pal, S., Sikdar, B., and Chow, J. H. Classification and detection of PMU data manipulation attacks using transmission line parameters. *IEEE Transactions on Smart Grid 9*, 5 (2017), 5057–5066.

[200] Pan, J., and Cheng, C.-H. Nonlinear electrical compensation for the coherent optical OFDM system. *Journal of Lightwave Technology 29*, 2 (2010), 215–221.

[201] Pan, J., and Cheng, C.-H. Nonlinear electrical predistortion and equalization for the coherent optical communication system. *Journal of Lightwave Technology 29*, 18 (2011), 2785–2789.

[202] Pan, Z., Châtelain, B., Chagnon, M., and Plant, D. V. Volterra filtering for nonlinearity impairment mitigation in DP-16QAM and DP-QPSK fiber optic communication systems. In *Optical Fiber Communication Conference* (2011), Optical Society of America, p. JThA040.

[203] Paris, J. F. Nakagami-q (Hoyt) distribution function with applications. *Electronics Letters 45*, 4 (2009), 210–211.

[204] Paszke, A., Gross, S., Chintala, S., Chanan, G., Yang, E., DeVito, Z., Lin, Z., Desmaison, A., Antiga, L., and Lerer, A. Automatic differentiation in pytorch.

[205] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., et al. Scikit-learn : Machine learning in python. *Journal of machine learning research 12*, Oct (2011), 2825–2830.

[206] Phadke, A. Synchronized phasor measurements in power systems. *IEEE Computer Applications in Power 6*, 2 (April 1993), 10–15.

[207] Phadke, A., and Thorp, J. *Synchronized Phasor Measurements and Their Applications*. Springer Science & Business Media, 2008.

[208] Phua, G. *Estimation des propriétés géométriques de signaux à trois composantes pour la surveillance des systèmes*. PhD thesis, Université Grenoble Alpes, 2016.

[209] Pons-Llinares, J., Antonino-Daviu, J. A., Riera-Guasp, M., Lee, S. B., Kang, T.-J., and Yang, C. Advanced induction motor rotor fault diagnosis via continuous and discrete time–frequency tools. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 62*, 3 (2015), 1791–1802.

[210] Pradhan, A., Routray, A., and Basak, A. Power system frequency estimation using least mean square technique. *IEEE Transactions on Power Delivery 20*, 3 (2005), 1812–1816.

[211] Puche-Panadero, R., Pineda-Sanchez, M., Riera-Guasp, M., Roger-Folch, J., Hurtado-Perez, E., and Perez-Cruz, J. Improved resolution of the MCSA method via Hilbert transform, enabling the diagnosis of rotor asymmetries at very low slip. *IEEE Transactions on Energy Conversion 24*, 1 (2009), 52–59.

[212] Qin, Z., Ye, H., Li, G. Y., and Juang, B.-H. F. Deep learning in physical layer communications. *IEEE Wireless Communications 26*, 2 (2019), 93–99.

[213] Rajagopalan, S., Aller, J. M., Restrepo, J. A., Habetler, T. G., and Harley, R. G. Detection of rotor faults in brushless DC motors operating under nonstationary conditions. *IEEE Transactions on Industry Applications 42*, 6 (2006), 1464–1477.

[214] Rajagopalan, S., Restrepo, J. A., Aller, J. M., Habetler, T. G., and Harley, R. G. Nonstationary motor fault detection using recent quadratic time–frequency representations. *IEEE Transactions on Industry Applications 44*, 3 (2008), 735–744.

[215] Renaux, A., Forster, P., Chaumette, E., and Larzabal, P. On the high-SNR conditional maximum-likelihood estimator full statistical characterization. *IEEE Transactions on Signal Processing 54*, 12 (2006), 4840–4843.

[216] Rife, D., and Boorstyn, R. Single tone parameter estimation from discrete-time observations. *IEEE Transactions on Information Theory 20*, 5 (Sep 1974), 591–598.

[217] Rife, D. C. *Digital tone parameter estimation in the presence of Gaussian noise*. UMI Dissertation Services, 1973.

[218] Risbud, P., Gatsis, N., and Taha, A. Vulnerability analysis of smart grids to GPS spoofing. *IEEE Transactions on Smart Grid* (2018).

[219] Routtenberg, T., Concepcion, R., and Tong, L. PMU-based detection of voltage imbalances with tolerance constraints. *IEEE Transactions on Power Delivery 32*, 1 (2017), 484–494.

[220] Routtenberg, T., and Eldar, Y. C. Centralized identification of imbalances in power networks with synchrophasor data. *IEEE Transactions on Power Systems 33*, 2 (2018), 1981–1992.

[221] Routtenberg, T., Xie, Y., Willett, R., and Tong, L. PMU-based detection of imbalance in three-phase power systems. *IEEE Transactions on Power Systems 30*, 4 (July 2015), 1966–1976.

[222] Roy, R., and Kailath, T. ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing 37*, 7 (Jul 1989), 984–995.

[223] Ruzza, C. D. Détection en temps réel des défauts dans les machines asynchrones par analyse des détection en temps-réel des défauts dans les machines asynchrones par analyse des signaux électriques. Projet de master recherche, Polytech Nantes, 2017.

[224] Sahraoui, M., Cardoso, A. J. M., and Ghoggal, A. The use of a modified prony method to track the broken rotor bar characteristic frequencies and amplitudes in three-phase induction motors. *IEEE Transactions on Industry Applications 51*, 3 (2015), 2136–2147.

[225] Sahraoui, M., Cardoso, A. J. M., Yahia, K., and Ghoggal, A. The use of the modified prony's method for rotor speed estimation in squirrel-cage induction motors. *IEEE Transactions on Industry Applications 52*, 3 (2016), 2194–2202.

[226] Sánchez-Fernández, M., de Prado-Cumplido, M., Arenas-García, J., and Pérez-Cruz, F. SVM multiregression for nonlinear channel estimation in multiple-input multiple-output systems. *IEEE transactions on signal processing 52*, 8 (2004), 2298–2307.

[227] Savory, S. J. Digital filters for coherent optical receivers. *Optics express 16*, 2 (2008), 804–817.

[228] Sayed, A. H. *Fundamentals of adaptive filtering*. John Wiley & Sons, 2003.

[229] Scharf, L., and Friedlander, B. Matched subspace detectors. *Signal Processing, IEEE Transactions on 42*, 8 (Aug 1994), 2146–2157.

[230] Schmidt, R. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation 34*, 3 (Mar 1986), 276–280.

[231] Schreier, P. J., and Scharf, L. L. *Statistical Signal Processing of Complex-valued Data : the Theory of Improper and Noncircular Signals*. Cambridge University Press, 2010.

[232] Schreier, P. J., Scharf, L. L., and Hanssen, A. A generalized likelihood ratio test for impropriety of complex signals. *IEEE Signal Processing Letters 13*, 7 (2006), 433–436.

[233] Shao, J., Kumar, S., and Liang, X. Digital back propagation with optimal step size for polarization multiplexed transmission. *IEEE Photonics Technology Letters 25*, 23 (2013), 2327–2330.

[234] Sharaiha, A., and Guegan, M. Equivalent circuit model for multi-electrode semiconductor optical amplifiers and analysis of inline photodetection in bidirectional transmissions. *Journal of Lightwave Technology 18*, 5 (2000), 700.

[235] Shieh, W., Bao, H., and Tang, Y. Coherent optical OFDM : theory and design. *Optics express 16*, 2 (2008), 841–859.

[236] Sorokina, M., Sygletos, S., and Turitsyn, S. Sparse identification for nonlinear optical communication systems : SINO method. *Optics express 24*, 26 (2016), 30433–30443.

[237] Stoica, P., and Moses, R. *Introduction to Spectral Analysis*, vol. 1. Prentice hall New Jersey :, 1997.

[238] Stoica, P., and Nehorai, A. Performance study of conditional and unconditional direction-of-arrival estimation. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing 38*, 10 (1990), 1783–1795.

[239] Stoica, P., and Selen, Y. Model-order selection : a review of information criterion rules. *Signal Processing Magazine, IEEE 21*, 4 (July 2004), 36–47.

[240] Stojanovic, N., and Changsong, X. An efficient method for skew estimation and compensation in coherent receivers. *IEEE Photonics Technology Letters 28*, 4 (2015), 489–492.

[241] Sun, M., Demirtas, S., and Sahinoglu, Z. Joint voltage and phase unbalance detector for three phase power systems. *Signal Processing Letters, IEEE 20*, 1 (Jan 2013), 11–14.

[242] Tandur, D., and Moonen, M. Joint adaptive compensation of transmitter and receiver iq imbalance under carrier frequency offset in OFDM-based systems. *IEEE Transactions on Signal Processing 55*, 11 (2007), 5246–5252.

[243] Tarighat, A., Bagheri, R., and Sayed, A. H. Compensation schemes and performance analysis of IQ imbalances in OFDM—receivers. *IEEE Transactions on Signal Processing 53*, 8 (2005), 3257–3268.

[244] Taylor, M. G. Phase estimation methods for optical coherent detection using digital signal processing. *Journal of Lightwave Technology 27*, 7 (2009), 901–914.

[245] Thomson, W. T., and Fenger, M. Current signature analysis to detect induction motor faults. *IEEE Industry Applications Magazine 7*, 4 (Jul 2001), 26–34.

[246] Tipping, M. E., and Bishop, C. M. Probabilistic principal component analysis. *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Statistical Methodology) 61*, 3 (1999), 611–622.

[247] Top, P., Bell, M., Coyle, E., and Wasynczuk, O. Observing the power grid : Working toward a more intelligent, efficient, and reliable smart grid with increasing user visibility. *IEEE Signal Processing Magazine 29*, 5 (Sept 2012), 24–32.

[248] Trachi, Y., Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. Stator current analysis by subspace methods for fault detection in induction machines. In *41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2015* (Nov 2015), pp. 003479–003484.

[249] Trachi, Y., Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Benbouzid, M., and Wang, T. A novel induction machine faults detector based on hypothesis testing. *IEEE Transactions on Industry Applications 53*, 4 (2016), 3039 – 3048.

[250] Trachi, Y., Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., and Benbouzid, M. E. H. Induction machines fault detection based on subspace spectral estimation. *IEEE Transactions on Industrial Electronics 63*, 9 (2016), 5641–5651.

[251] Trachi, Y., Elbouchikhi, E., Choqueuse, V., Wang, T., and Benbouzid, M. Induction machine faults detection based on a constant false alarm rate detector. In *42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON 2016* (2016), IEEE, pp. 6359–6363.

[252] Valkama, M., Renfors, M., and Koivunen, V. Advanced methods for I/Q imbalance compensation in communication receivers. *IEEE Transactions on Signal Processing 49*, 10 (2001), 2335–2344.

[253] Valkama, M., Renfors, M., and Koivunen, V. Blind signal estimation in conjugate signal models with application to I/Q imbalance compensation. *IEEE Signal Processing Letters 12*, 11 (2005), 733–736.

[254] Valles-Novo, R., de Jesus Rangel-Magdaleno, J., Ramirez-Cortes, J. M., Peregrina-Barreto, H., and Morales-Caporal, R. Empirical mode decomposition analysis for broken-bar detection on squirrel cage induction motors. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 64*, 5 (2015), 1118–1128.

[255] Van Trees, H. L. *Detection, Estimation, and Modulation Theory, Optimum Array Processing*. John Wiley & Sons, 2004.

[256] Wang, J., Shi, D., Li, Y., Chen, J., Ding, H., and Duan, X. Distributed framework for detecting PMU data manipulation attacks with deep autoencoders. *IEEE Transactions on Smart Grid* (2018).

[257] Wang, X., Shi, D., Wang, J., Yu, Z., and Wang, Z. Online identification and data recovery for PMU data manipulation attack. *IEEE Transactions on Smart Grid* (2019).

[258] Wax, M., and Kailath, T. Detection of signals by information theoretic criteria. *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on 33*, 2 (Apr 1985), 387–392.

[259] Widodo, A., Yang, B.-S., and Han, T. Combination of independent component analysis and support vector machines for intelligent faults diagnosis of induction motors. *Expert systems with applications 32*, 2 (2007), 299–312.

[260] Winzer, P. J., Liu, X., Sethumadhavan, C., and Gnauck, A. H. Frequency-dependent I/Q-signal imbalance correction coherent optical transceivers, Dec. 1 2015. US Patent 9,203,682.

[261] Xia, Y., Douglas, S. C., and Mandic, D. P. Adaptive frequency estimation in smart grid applications : Exploiting noncircularity and widely linear adaptive estimators. *IEEE Signal Processing Magazine 29*, 5 (Sept 2012), 44–54.

[262] Xia, Y., Kanna, S., and Mandic, D. P. Maximum likelihood parameter estimation of unbalanced three-phase power signals. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 67*, 3 (2018), 569–581.

[263] Xia, Y., and Mandic, D. P. Widely linear adaptive frequency estimation of unbalanced three-phase power systems. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 61*, 1 (2012), 74–83.

[264] Xia, Y., and Mandic, D. P. Augmented MVDR spectrum-based frequency estimation for unbalanced power systems. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 62*, 7 (2013), 1917–1926.

[265] Xu, B., Sun, L., Xu, L., and Xu, G. Improvement of the Hilbert method via ESPRIT for detecting rotor fault in induction motors at low slip. *IEEE Transactions on Energy Conversion 28*, 1 (2013), 225–233.

[266] Xu, Z., Tan, Z., and Yang, C. Eigenvector basis expansion-based phase noise suppression method for CO-OFDM systems. *IEEE Photonics Technology Letters 29*, 13 (2017), 1124–1127.

[267] Yazici, B., and Kliman, G. B. An adaptive statistical time-frequency method for detection of broken bars and bearing faults in motors using stator current. *IEEE Transactions on Industry Applications 35*, 2 (1999), 442–452.

[268] Yi, X., Shieh, W., and Ma, Y. Phase noise effects on high spectral efficiency coherent optical OFDM transmission. *Journal of Lightwave Technology 26*, 10 (2008), 1309–1316.

[269] Younes, M., Telescu, M., Tanguy, N., Diouf, C., Morel, P., and Azou, S. Robustness improvement of compact predistorters in a CO-OFDM system using semiconductor optical amplifiers. In *2017 29th International Conference on Microelectronics (ICM)* (2017), IEEE, pp. 1–4.

[270] Yue, Y., Zhang, B., Wang, Q., Lofland, R., O'Neil, J., and Anderson, J. Detection and alignment of dual-polarization optical quadrature amplitude transmitter IQ and XY skews using reconfigurable interference. *Optics express 24*, 6 (2016), 6719–6734.

[271] Zhan, L., Liu, Y., and Liu, Y. A clarke transformation-based DFT phasor and frequency algorithm for wide frequency range. *IEEE Transactions on Smart Grid* (2016).

[272] Zhang, H., Ma, X., and Li, P. A novel transmitter IQ imbalance and phase noise suppression method utilizing pilots in PDM CO-OFDM system. *Optics Communications 413* (2018), 14–18.

[273] Zhang, J., Gao, M., Chen, W., and Shen, G. Non-data-aided k-nearest neighbors technique for optical fiber nonlinearity mitigation. *Journal of Lightwave Technology 36*, 17 (2018), 3564–3572.

[274] Zhang, J., Lei, P., Hu, S., Zhu, M., Yu, Z., Xu, B., and Qiu, K. Functional-link neural network for nonlinear equalizer in coherent optical fiber communications. *IEEE Access 7* (2019), 149900–149907.

[275] Zhou, M., Wang, Y., Srivastava, A. K., Wu, Y., and Banerjee, P. Ensemble-based algorithm for synchrophasor data anomaly detection. *IEEE Transactions on Smart Grid 10*, 3 (2018), 2979–2988.

[276] Ziv, J., and Zakai, M. Some lower bounds on signal parameter estimation. *IEEE transactions on Information Theory 15*, 3 (1969), 386–391.

Titre : Apports des techniques de traitement du signal paramétriques pour l'analyse des signaux électriques et les communications optiques cohérentes

Mots-clés : Traitement du Signal, Estimation et Détection, Réseaux Electriques Intelligents, Communications Optiques

Résumé : Ce mémoire résume mes activités de recherches menées ces 12 dernières années à l'IRDL puis au Lab-STICC. Dans un premier temps, il présente une synthèse des travaux réalisés au sein de l'IRDL sur la période 2008-2018. Ces travaux couvrent essentiellement deux problématiques : le diagnostic des machines électriques et la surveillance des réseaux électriques (*smart-grid*). Pour résoudre ces problématiques, l'originalité de nos travaux réside dans l'exploitation systématique de la structure signaux au moyen de techniques de traitement du signal paramétriques.

Dans un second temps, ce mémoire présente les activités de recherches initiées au laboratoire Lab-STICC depuis mon intégration en 2018. Ces activités concernent la conception d'algorithmes pour la compensation des imperfections dans les chaines de communications optiques cohérentes. Après avoir lister nos travaux en cours portant sur l'utilisation des approches paramétriques pour la compensation des imperfections linéaires au sens large (imperfections du laser, déséquilibre IQ et dispersion chromatique), ce mémoire insiste sur le potentiel des approches mixtes paramétriques / *machine learning* pour compenser conjointement les imperfections linéaires et non-linéaires de la chaine de communication.

Title: On the contribution of parametric signal processing algorithms for electrical signal monitoring and coherent optical communications

Keywords: Signal Processing, Estimation and Detection, Smart Grid, Optical Communication

Abstract: This manuscript presents my research activities carried out over the past 12 years at the laboratories IRDL (formerly LBMS) and Lab-STICC. First, it summarises my scientific contributions during the period 2008-2018 within the IRDL. These contributions essentially focus on two main topics : the monitoring of electrical machines and the monitoring of electrical signals in smart-grids. To address these topics, the originality of our contributions lies in the use of parametric signal processing techniques.

Second, this manuscript describes the research activities conducted within the Lab-STICC since my integration in 2018. These activities focus on the design of digital algorithms for imperfection compensation in coherent optical communication systems. After reviewing our current works dealing with the use of parametric approaches for the compensation of widely linear impairments (laser impermanent, IQ imbalance and chromatic dispersion), this thesis emphasizes the benefit of using mixed parametric approaches / machine learning to jointly compensate linear and nonlinear impairments in optical communication systems.