



**HAL**  
open science

# Analyse des perturbations et des défauts dans les réseaux électriques avec des méthodes temps-fréquence et des techniques d'apprentissage machine

Gandorj Darambazar

► **To cite this version:**

Gandorj Darambazar. Analyse des perturbations et des défauts dans les réseaux électriques avec des méthodes temps-fréquence et des techniques d'apprentissage machine. Electronique. Université de Haute Alsace - Mulhouse, 2024. Français. NNT : 2024MULH5246 . tel-04902104

**HAL Id: tel-04902104**

**<https://theses.hal.science/tel-04902104v1>**

Submitted on 20 Jan 2025

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

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

# UNIVERSITÉ DE HAUTE ALSACE

École Doctorale Mathématiques, Sciences de l'Information et de l'Ingénieur  
(MSII, ED 269)

Institut de Recherche en Informatique, Mathématiques, Automatique et Signal  
(IRIMAS, EA 7499)

## Analyse des perturbations et des défauts dans les réseaux électriques avec des méthodes temps-fréquence et des techniques d'apprentissage machine

THÈSE

préparée par

**Gandorj DARAMBAZAR**

présentée pour obtenir le grade de  
Docteur de l'Université de Haute Alsace  
Discipline : Électronique, Électrotechnique et Automatique

soutenue publiquement le 30/09/2024 devant le jury composé de :

Pr. Karim Abed-Meraim, Université d'Orléans, Président  
Pr. Eric Campo, Université Toulouse Jean Jaurès, Rapporteur  
Dr. HDR Antoneta Iuliana Bratcu, Université Grenoble-Alpes, Rapporteur  
Pr. Salah Laghrouche, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, Invité  
Dr. Ali Moukadem, Université de Haute Alsace, Co-encadrant  
Dr. Bruno Colicchio, Université de Haute Alsace, Co-encadrant  
Pr. Patrice Wira, Université de Haute Alsace, Directeur de thèse

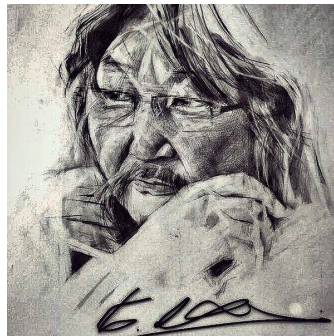


Travaillez dur en silence, et vos résultats parleront d'eux-mêmes.

B. Lhagvasuren

Шургуу хэрнээ чимээгүй хөдөлмөрлө, гарсан үр дүн чиний өмнөөс ярих болно.

Б.Лхагвасүрэн







# Remerciements

Ce travail de thèse a été réalisé au laboratoire IRIMAS de l'Université de Haute-Alsace (UHA), grâce à une subvention du partenariat gouvernemental franco-mongol. Je tiens à exprimer ma gratitude à tous ceux qui ont contribué à la réussite de ce travail. En premier lieu, je souhaite remercier mon directeur de thèse, M. Patrice Wira, pour son encadrement exceptionnel. Sa guidance, ses connaissances, ses conseils précieux, sa disponibilité et ses encouragements ont été indispensables durant ces années de recherche.

Je remercie également mes encadrants, M. Ali Moukadem et M. Bruno Colicchio, Maîtres de Conférences à l'UHA, pour leur proximité, leurs conseils précieux et leur soutien constant.

Je remercie également les membres du jury : Mr Karim Abed-Meraim, Professeur à l'Université d'Orléans ; Mr Eric Campo, Professeur à l'Université Toulouse Jean Jaurès ; Mme Antoneta Iuliana Bratcu, Maître de Conférences HDR à l'Université Grenoble-Alpes ; Mr Salah Laghrouche, Professeur à l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard (UTBM), pour leurs intérêt et pour avoir accepté de rapporter sur mon travail.

Je suis également reconnaissant envers les membres de mon comité de suivi de thèse, M. Alain Dieterlen, Professeur à l'UHA et M. Salah Laghrouche, Professeur à l'UTBM, pour leur suivi rigoureux et leurs conseils éclairés tout au long de ce parcours.

Un grand merci aussi à mes collègues de l'équipe IMTI du département ASI de l'IRIMAS à l'IUT de Mulhouse ainsi qu'à tous les doctorants pour les échanges enrichissants et le soutien mutuel.

Je suis particulièrement reconnaissant envers la Fondation Pierre et Jeanne Spiegel, et en particulier à M. Gérard Binder, son président, pour le soutien financier apporté permettant de compléter la subvention gouvernementale. Je tiens également à souligner la coopération initiée par M. Gérard Binder, lorsqu'il était président de l'UHA, avec l'Université des Sciences et Technologies de Mongolie (MUST), favorisant l'engagement des étudiant et des jeunes enseignants mongols à réaliser des études de maîtrise et de doctorat en France et notamment ma propre participation entre 2004 et 2007.

Enfin, je suis infiniment reconnaissant envers mon épouse, Bat-Ochir, et mes deux filles, pour leur encouragement et leur soutien constant. Merci également à toute ma famille, à mes amis, à mes collègues de l'École de l'Énergie de MUST, et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.



# Abstract

**Thesis title :** Analysis of disturbances and faults in electrical networks using time-frequency methods and machine learning techniques

**Abstract :** The objective of this thesis is to study the quality of electrical energy transported by power distribution networks. By their nature, electrical networks are distributed and complex systems because devices connected to the network can modify the characteristics of electrical signals measured at different locations on the network. Maintaining a perfectly sinusoidal network signal is a major challenge not only to ensure proper operation but also to minimize losses. This thesis aims to achieve three major objectives. Firstly, it aims to detect in real time any degradation or disturbances in the sinusoidal shape of the electrical signal transporting energy. The second objective focuses on proposing several descriptors, particularly time-frequency descriptors, capable of reflecting the uniqueness of a disturbance. Finally, the third objective involves implementing automatic classification to associate a disturbance with a category, such as those defined by standards, which can be overvoltage, outages, the presence of higher-order harmonic components, fundamental frequency fluctuation, phase shifts, etc. Therefore, this work addresses the synchronization of signals, and several Phase-Locked Loop (PLL) methods have been studied, implemented and evaluated. These PLL-based methods were compared with other detection methods based on estimating the instantaneous frequency using the Hilbert Transform (HT) or from the time-frequency plane. They allow real-time estimation of the fundamental frequency fluctuations and of the phase when these are not constant. The detection of various disturbances was addressed by proposing ten descriptors capable of reflecting the non-stationary nature of the sinusoidal signal disturbances. The use of time-frequency techniques, particularly the Short-Term Fourier Transform (STFT), the Stockwell Transform (ST), and an optimized Stockwell transform (OST), is justified and complemented by temporal segmentation introduced to indicate in real-time the presence or absence of disturbances. The validity of the proposed descriptors to unambiguously reveal the presence of several disturbances over time has been confirmed through tests on numerous signals. These descriptors are then used by learning approaches for the final classification step. Simple approaches such as Random Forest (RF), K-Nearest Neighbors (KNN) and Support Vector Machine (SVM) have been employed. All these steps have been implemented, tested and evaluated through numerous tests with a simulated electrical network model and in the pre-

## **Abstract**

---

sence of various typical disturbances. These results enable real-time identification of outages, voltage drops, overvoltages and 3rd and 5th order harmonics within a few seconds.

**Key words :** Electrical network; Power Quality; Time-frequency methods; Frequency estimation; PLL; Electrical faults; Electrical disturbances; Machine learning; Automatic classification

# Résumé

**Titre de la thèse :** Analyse des perturbations et des défauts dans les réseaux électriques avec des méthodes temps-fréquence et des techniques d'apprentissage machine

**Résumé :** L'objectif de cette thèse consiste à étudier la qualité de l'énergie électrique transportée par les réseaux de distribution de l'énergie électrique. De par leur nature, les réseaux électriques sont des systèmes distribués et complexes car les appareils connectés au réseau peuvent modifier les caractéristiques des signaux électriques mesurés à différentes localisations du réseau. Maintenir le signal du réseau parfaitement sinusoïdal est un enjeu majeur pour garantir non seulement un bon fonctionnement mais également pour assurer le moins de pertes possibles. Ce travail de thèse vise à atteindre trois objectifs majeurs. En premier lieu, il a pour but de détecter en temps-réel toutes dégradations ou perturbations de l'allure sinusoïdale du signal électrique transportant l'énergie. Le deuxième objectif se focalise sur la proposition de plusieurs descripteurs, notamment temps-fréquence, capables de refléter la singularité d'une perturbation. Enfin, le troisième objectif concerne la mise en œuvre d'une classification automatique afin d'associer une perturbation à une catégorie telle que celles qui sont définies par des normes et qui peuvent être une surtension, une coupure, la présence de composantes harmoniques d'ordre supérieur, la fluctuation de la fréquence fondamentale, des déphasages, etc. Ainsi, ce travail aborde la question de la synchronisation des signaux et plusieurs méthodes de boucle à verrouillage de phase appelées également PLL (Phase Locked Loop) ont été étudiées, implémentées et évaluées. Ces méthodes basées sur les PLL ont été comparées avec d'autres méthodes de détection basées sur l'estimation de la fréquence instantanée à partir de la transformée de Hilbert (HT) ou à partir du plan temps-fréquence. Elles permettent d'estimer en temps réel les fluctuations de la fréquence fondamentale et la phase quand celles-ci viennent à ne pas être constantes. La détection des différentes perturbations a été traitée en proposant dix descripteurs capables de refléter les perturbations qui affectent de manière non stationnaire l'allure des signaux sinusoïdaux. L'emploi de techniques « temps-fréquences » et en particulier la Transformée de Fourier (STFT) à court terme, la Transformée de Stockwell (ST) et une TS Optimisée (OST), se justifie et a été complété par une segmentation temporelle introduite pour indiquer en temps-réel la présence ou non de perturbation. La validité des descripteurs proposés pour révéler la présence sans ambiguïté de plusieurs perturbations en temps a été attestée par des tests sur de nombreux signaux. Ces descripteurs sont alors utilisés par des ap-

## Résumé

---

proches d'apprentissage pour une ultime étape de classification. Des approches simples comme le Random Forest (RF), le K-Nearest Neighbors (KNN) et le Support Vector Machine (SVM) ont été employées. L'ensemble de ces étapes a été implémenté, testé et évalué par de nombreux tests avec un modèle de réseau électrique simulé et en présence de différentes perturbations typiques. Ces résultats permettent d'identifier en temps-réel la présence de coupures, de chute de tension, de surtension et d'harmoniques d'ordre 3 et 5 en quelques secondes.

**Mots clefs :** Réseau électrique; Qualité de l'énergie électrique; Méthodes temps-fréquence; Estimation de fréquence; PLL; Défaits électriques; Perturbations électriques; Apprentissage machine; Classification automatique

# Table des matières

<b>Remerciements</b>	<b>i</b>
<b>Résumé (English/Français)</b>	<b>iii</b>
<b>Table des matières</b>	<b>vii</b>
<b>Liste des acronymes</b>	<b>xii</b>
<b>Liste des figures</b>	<b>xiii</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>xvii</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
0.1 Contexte . . . . .	1
0.2 Problématique . . . . .	2
0.3 Objectifs et motivations . . . . .	3
0.4 Contributions de cette thèse . . . . .	4
0.5 Organisation de la thèse . . . . .	5
0.6 Publications . . . . .	6
<b>1 Qualité de l'énergie dans les systèmes électriques</b>	<b>7</b>
1.1 Introduction . . . . .	7
1.2 À propos de la qualité de l'énergie et de la structure des systèmes électriques modernes . . . . .	8
1.3 Perturbations de la qualité de l'énergie . . . . .	9
1.3.1 Variation de fréquence fondamentale et angle de phase . . . . .	11
1.3.2 Variation d'amplitude de tension . . . . .	14
1.3.3 Distorsion de la forme d'onde . . . . .	17
1.3.4 Déséquilibre triphasé . . . . .	18
1.4 Contrôle de la fréquence dans les systèmes électriques . . . . .	18
1.5 Méthodologie proposée dans cette thèse . . . . .	20
1.5.1 Méthodologie proposée pour la détection et la classification des perturbations . . . . .	20
1.5.2 Génération des données . . . . .	21



## Table des matières

---

1.6	Conclusion . . . . .	24
<b>2</b>	<b>Détection des perturbations de la qualité de l'énergie</b>	<b>27</b>
2.1	Introduction . . . . .	27
2.2	Méthodes de détection . . . . .	31
2.2.1	Méthode de boucle à verrouillage de phase (PLL) . . . . .	32
2.2.2	Transformée de Hilbert (HT) . . . . .	38
2.2.3	Vers les méthodes temps-fréquence . . . . .	39
2.3	Résultats de simulation . . . . .	41
2.3.1	Précision dans l'estimation de la fréquence instantanée . . . . .	41
2.3.2	Précision dans la détection des perturbations PQ . . . . .	46
2.3.3	Discussions et robustesse face aux bruits . . . . .	47
2.4	Conclusion . . . . .	52
<b>3</b>	<b>Extraction de descripteurs temps-fréquence</b>	<b>55</b>
3.1	Introduction . . . . .	55
3.2	Méthodes temps-fréquence . . . . .	56
3.2.1	Transformée de Fourier à court terme (STFT) . . . . .	58
3.2.2	Transformée de Stockwell (ST) . . . . .	60
3.2.3	Transformée de Stockwell optimisée (OST) . . . . .	62
3.3	Descripteurs temps-fréquence proposés . . . . .	64
3.3.1	Nombre de composantes - $F_1$ . . . . .	65
3.3.2	Rapport d'entropies - $F_2$ . . . . .	68
3.3.3	Concentration d'énergie (CE) - $F_3$ . . . . .	69
3.3.4	Descripteurs de forme des transitoires ( $\beta_{f_n}$ ) - $F_4, F_5$ et $F_6$ . . . . .	69
3.3.5	Descripteurs des paramètres d'optimisation de l'OST - $F_7 - F_{10}$ . . . . .	71
3.3.6	Récapitulatif des descripteurs proposés . . . . .	73
3.4	Résultats de simulation . . . . .	73
3.4.1	Nombre de composantes - $F_1$ . . . . .	75
3.4.2	Rapport d'entropies - $F_2$ . . . . .	75
3.4.3	Concentration d'énergie - $F_3$ . . . . .	75
3.4.4	Descripteurs de forme des transitoires ( $\beta_{f_n}$ ) - $F_4, F_5$ et $F_6$ . . . . .	76
3.4.5	Descripteurs des paramètres d'optimisation de l'OST - $F_7, F_8, F_9$ et $F_{10}$ . . . . .	76
3.4.6	Bilan . . . . .	76
3.5	Conclusion . . . . .	83
<b>4</b>	<b>Classification des perturbations de la qualité de l'énergie</b>	<b>87</b>
4.1	Introduction . . . . .	87
4.2	Préparation des données d'apprentissage . . . . .	89
4.3	Méthode de classification . . . . .	90
4.3.1	Choix des algorithmes apprentissage machine . . . . .	91
4.3.2	Configuration et critère d'évaluation . . . . .	93
4.4	Résultats de simulation avec des signaux synthétiques . . . . .	94

4.5	Tests, résultats et analyse appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds . . . . .	95
4.5.1	Paramètres de simulation et scénario des défauts . . . . .	99
4.5.2	Analyse du défaut de type court-circuit triphasé ( $d_1$ ) . . . . .	103
4.5.3	Analyse du défaut de type coupure monophasée ( $d_2$ ) . . . . .	110
4.6	Conclusion . . . . .	113
 <b>Conclusion and Perspectives</b>		 <b>117</b>
 <b>A Annexes</b>		 <b>121</b>
A.1	Le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds . . . . .	121
A.2	Application de l'apprentissage machine de classification . . . . .	123
A.3	Représentation temps-fréquence à différentes perturbations de la qualité de l'énergie . . . . .	126
 <b>Bibliographie</b>		 <b>147</b>



# Liste des acronymes

- AC** courant alternatif - Alternating Current
- AGC** contrôle automatique du gain - Automatic Gain Control
- AVR** régulateur de tension automatique - Automatic Voltage Regulator
- CE** concentration d'énergie - Concentration of Energy
- CWT** transformée en ondelettes continue - Continuous Wavelet Transform
- DC** courant continu - Direct Current
- DFT** transformée de Fourier discrète - Discrete Fourier Transform
- DWT** transformée en ondelettes discrète - Discrete Wavelet Transform
- E-PLL** PLL améliorée - Enhanced PLL
- FLL** boucle à verrouillage de fréquence - Frequency Locked Loop
- FT** transformée de Fourier - Fourier Transform
- FFT** transformée de Fourier rapide - Fast Fourier Transform
- HT** transformée de Hilbert - Hilbert Transform
- HVDC** courant continu haute tension - High Voltage Direct Current
- IEC** Commission électrotechnique internationale - International Electrotechnical Commission
- IEEE** Institut d'ingénieurs en électricité et électronique - Institute of Electrical and Electronics Engineers
- IF** fréquence instantanée - Instantaneous Frequency
- KNN** k plus proches voisins - K-Nearest Neighbors
- Lag-PLL** PLL avec retard - Lag PLL
- LF** filtre de boucle - Loop Filter
- LFC** contrôle de la fréquence de charge - Load-Frequency Control
- LPF-PLL** filtre passe-bas PLL - Low-Pass Filter PLL
- MAE** erreurs absolues moyennes - Mean Absolute Error
- ML** apprentissage machine - Machine Learning

## Liste des acronymes

---

- MSE** erreur quadratique moyenne - Mean Squared Error
- OST** transformée de Stockwell optimisée - Optimized Stockwell Transform
- PD** détecteur de phase - Phase Detector
- PF** facteur de puissance - Power Factor
- PI** proportionnelle intégrale - Proportional Integral
- PLL** boucle à verrouillage de phase - Phase Locked Loop
- PQ** qualité de l'énergie - Power Quality
- RBF** fonction de base radiale - Radial Basis Function
- RF** forêt aléatoire - Random Forest
- PV** photovoltaïque - PhotoVoltaic
- RMS** valeur efficace - Root Mean Square
- SD** écarts types - Standard Deviation
- SNR** rapport signal sur bruit - Signal to Noise Ratio
- SOGI** intégrateur généralisé de second ordre - Second Order Generalized Integrator
- SOGI-FLL** intégrateur généralisé de second ordre - boucle à verrouillage de fréquence - Second Order Generalized Integrator - Frequency Locked Loop
- SRF-PLL** cadre de référence synchrone PLL - Synchronous Reference Frame PLL
- ST** transformée de Stockwell - Stockwell Transform
- STFT** transformée de Fourier à court terme - Short-Time Fourier Transform
- SVM** machines à vecteurs de support - Support Vector Machine
- TF** temps-fréquence - Time-Frequency
- TFR** représentation temps-fréquence - Time-Frequency Representation
- THD** distorsion harmonique totale - Total Harmonic Distortion
- TWD** distorsion totale de la forme d'onde - Total Waveform Distortion
- UPS** alimentation sans interruption - Uninterruptible Power Supply
- VCO** oscillateur contrôlé en tension - Voltage Controlled Oscillator
- WT** transformée en ondelettes - Wavelet Transform
- WVT** transformée de Wigner-Ville - Wigner-Ville Transform

# Table des figures

1.1	Structure du système électrique moderne intégrant les technologies de réseau intelligent . . . . .	8
1.2	Analyse des paramètres clés de la qualité de l'énergie électrique : Angle de phase, fréquence, amplitude et harmoniques . . . . .	10
1.3	Variation de la fréquence des systèmes électriques dans différents pays : a) Suède, b) Europe centrale, c) Grande-Bretagne, d) Singapour, e) Chine (Est), enregistrement sur deux jours . . . . .	13
1.4	Classification des perturbations de tension selon IEEE 1159-1995 . . . . .	15
1.5	Unité de contrôle de puissance du système de distribution électrique . . . . .	19
1.6	Schéma fonctionnel proposé pour la détection et la classification des perturbations de la qualité de l'énergie . . . . .	20
1.7	Différentes perturbations de la qualité de l'énergie dans cette étude . . . . .	23
1.8	Schéma du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds . . . . .	24
2.1	Taxonomie des méthodes de transformation . . . . .	28
2.2	Schéma de la détection et de la segmentation des perturbations de la qualité de l'énergie . . . . .	30
2.3	Détection des perturbations d'un signal avec chute de tension . . . . .	31
2.4	Schéma du principe général d'une PLL . . . . .	32
2.5	Schéma de la SRF-PLL ( $K_P = 50$ et $K_I = 0.05$ ) . . . . .	35
2.6	Schéma du Lag-PLL . . . . .	36
2.7	Schéma du LPF-PLL . . . . .	36
2.8	Schéma d'PLL améliorée - Enhanced PLL (E-PLL) . . . . .	37
2.9	Schéma du SOGI-FLL . . . . .	38
2.10	Fréquence instantanée par HT du signal $\sin(120\pi(t + t^2))$ . . . . .	40
2.11	Fréquence instantanée par HT du signal $\sin(120\pi t) + 0.33(h(t, 0.3) - h(t, 0.5)) \sin(360\pi t)$ . . . . .	40
2.12	L'estimation de la fréquence du système est passée de 60 à 60,05 Hz et a ajouté du bruit . . . . .	42
2.13	L'estimation de la fréquence instantanée par HT et STFT . . . . .	42
2.14	Performances comparées avec le MSE des cinq implémentations des différentes PLL . . . . .	43
2.15	Le MSE a été comparé par trois méthodes sélectionnées SRF-PLL, HT et STFT . . . . .	43
2.16	Les courants et tensions mesurés au nœud 8 . . . . .	44

## Table des figures

2.17	La fréquence système estimée au nœud 8 avec cinq PLL lors d'un défaut triphasé et d'un bruit additif . . . . .	45
2.18	La fréquence instantanée estimée par la HT et la STFT . . . . .	45
2.19	Comparaison de la détection des perturbations de la qualité de l'énergie : a. $x_2(t)$ signal monocomposant à différents niveaux de bruit, b. par PLL, c. par HT et d. par STFT . . . . .	48
2.20	Comparaison de la détection des perturbations de la qualité de l'énergie : a. $x_6(t)$ signal multicomposant à différents niveaux de bruit, b. par PLL, c. par HT et d. par STFT . . . . .	49
2.21	L'erreur absolue dans la détection du début et de la fin des perturbations à partir des 10 classes de signaux sans bruit. . . . .	50
2.22	L'erreur absolue dans la détection du début et de la fin des perturbations à partir des 10 classes de signaux avec SNR=30 dB. . . . .	51
3.1	La STFT appliquée au signal $x_1(t)$ : a) Représentation temporelle, b) Représentation temps-fréquence . . . . .	58
3.2	Illustration de la STFT appliquée au signal $x_2(t)$ : a) Représentation temporelle, b) Représentation temps-fréquence avec $\sigma = 0.03$ . . . . .	59
3.3	La transformée de Stockwell (ST) : a) Représentation temps-fréquence du signal $x_1(t)$ , b) Représentation temps-fréquence du signal $x_2(t)$ . . . . .	60
3.4	La transformée de Stockwell optimisée (OST) : a) Représentation temps-fréquence du signal $x_1(t)$ , b) Représentation temps-fréquence du signal $x_2(t)$ . . . . .	62
3.5	Processus d'extraction de descripteurs à l'aide de méthodes temps-fréquence . . . . .	64
3.6	Estimation du descripteur $F_1(t)$ à partir du signal $x_2(t)$ avec : (a) la STFT (b) la ST (c) la OST . . . . .	67
3.7	L'entropie de Rényi appliqué à la STFT pour différents valeurs de $\alpha$ . . . . .	68
3.8	Principe de calcul de descripteur $F_2$ . . . . .	69
3.9	Les rapports d'entropies calculés sur plusieurs signaux $x_2$ en variant l'amplitude $A$ : $F_2=0,2318$ pour $A=0.1$ , $F_2=0,5841$ pour $A=0.5$ et $F_2=0,9184$ pour $A=0.9$ . . . . .	70
3.10	La STFT des signaux a) $x_1(t)$ avec CE=0.0049 et b) $x_2(t)$ avec CE=0.0062 . . . . .	70
3.11	Extraction de l'énergie des voies fréquentielles 60, 180 et 300 Hz d'un signal qui correspond à une chute de tension avec l'apparition d'une 3ème et 5ème harmoniques (a) à gauche le signal $x_2$ et à droite leur moment de la perturbation) : à gauche les transformées temps-fréquence - Time-Frequency (TF) et à droite les énergies de Shannon correspondantes pour $f = 60, 180$ et $300$ Hz b) la STFT c) la ST d) l'OST. . . . .	72
3.12	Les transformées de Stockwell optimisées : a) $x_1(t)$ avec $\Theta_{opt} = \{0, 0, 0.1, 0.7\}$ et b) $x_2(t)$ avec $\Theta_{opt} = \{0.01, 0.041, 0.027, 0.055\}$ . . . . .	73
3.13	Extraction des descripteurs $F_1(t)$ à partir des représentations TF des 10 classes de signaux. . . . .	77
3.14	Extraction des descripteurs $F_2$ à partir des représentations TF des 10 classes de signaux. . . . .	78

3.15	Extraction des descripteurs $F_3$ à partir des représentations TF des 10 classes de signaux. . . . .	79
3.16	Extraction des descripteurs $F_4$ à partir des représentations TF des 10 classes de signaux. . . . .	80
3.17	Extraction des descripteurs $F_5$ à partir des représentations TF des 10 classes de signaux. . . . .	81
3.18	Extraction des descripteurs $F_6$ à partir des TF des 10 classes de signaux. . . . .	82
3.19	Extraction des descripteurs $F_7 - F_{10}$ qui optimisent la représentation TF (OST). . . . .	83
3.20	Les fonctions $\sigma(f)$ calculées en fonction des valeurs médianes de descripteurs $F_7 - F_{10}$ . . . . .	84
3.21	Nuage de points des descripteurs temps-fréquence $F_1, F_2$ et $F_3$ obtenus . . . . .	85
3.22	Les nuages de points des descripteurs $F_1$ et $F_2$ à partir de la STFT (a), ST (b) et OST (c) avec trois niveaux de bruit SNR=40 dB (gauche), SNR=20 dB (milieu) et SNR=5 dB (droite). . . . .	86
4.1	Méthodologie de classification des signaux perturbés d'un réseau électrique basée sur trois algorithmes d'apprentissage machine . . . . .	88
4.2	Précisions de la classification (%) en fonction de la méthode et du nombre d'extraction de descripteurs à un niveau de bruit maximal de 5 dB et avec trois algorithmes de classification . . . . .	94
4.3	Système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds avec différents points de mesures . . . . .	99
4.4	Les moments d'ouverture et de fermeture des disjoncteurs a) $D_7$ et b) $D_5$ . . . . .	102
4.5	Le point de court-circuit sur la ligne entre les nœuds 5 à 7 . . . . .	103
4.6	Courants et tensions de court-circuit au point $p_0$ mesurés aux nœuds 5 et 7 ( $t_1 = 0.5s$ - le moment du défaut, $t_{DO_7} = 0.6s$ , $t_{DO_5} = 0.65s$ - les moments d'ouverture des disjoncteurs) . . . . .	104
4.7	Fréquence et erreur de phase absolue estimées au nœud 7 . . . . .	105
4.8	Détection du défaut $d_1$ au point $p_0$ à l'aide de tensions mesurées à nœud 7 . . . . .	106
4.9	Courants et tensions de court-circuit mesurés au nœud 7 ( $t_1 = 0.5s$ , $t_{D_7} = 0.65s$ ) . . . . .	107
4.10	Fréquence et erreur de phase absolue estimés au nœud 7 ( $t_1 = 0.5s$ , $t_{D_7} = 0.65s$ ) . . . . .	107
4.11	Comparaison les amplitudes du courant et de la tension au moment du court-circuit "d1" aux points de mesure . . . . .	108
4.12	Visualisation du nuage de points de la classification du défaut "d1" à différents points de mesure dans le réseau électrique (1 point = 1 défaut) . . . . .	109
4.13	Le point de coupure monophasé (phase $a$ ) sur la ligne entre les nœuds 5 à 7 . . . . .	110
4.14	Courants et tensions de coupure monophasée au point $p_0$ mesurés aux nœuds 5 et 7 ( $t_1 = 0.5s$ - le moment du défaut, $t_{DO_7} = 0.6s$ , $t_{DO_5} = 0.65s$ - les moments d'ouverture des disjoncteurs) . . . . .	111
4.15	Fréquence et erreur de phase absolue estimées à l'aide du courant de coupure de phase $a$ au nœud 7 . . . . .	112
4.16	Détection du défaut $d_2$ au point $p_0$ à l'aide de courants mesurés à nœud 7 . . . . .	112



## Table des figures

---

4.17	Comparaison les amplitudes du courant et de la tension au moment de la coupure monophasée " $d_2$ " aux points de mesure . . . . .	114
4.18	Visualisation du nuage de points de la classification du défaut " $d_2$ " à différents points, cf. Figure 4.12 . . . . .	114
A.1	Schéma du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds et ses paramètres	122
A.2	Choix de la méthode de Validation . . . . .	124
A.3	Représentation temps-fréquence d'un signal sinusoïdal pur à 60 Hz, $x_1(t)$ . . .	127
A.4	Représentation temps-fréquence d'un signal avec chute de tension, $x_2(t)$ . . .	128
A.5	Représentation temps-fréquence d'un signal avec surtension, $x_3(t)$ . . . . .	129
A.6	Représentation temps-fréquence d'un signal avec coupure de tension, $x_4(t)$ . .	130
A.7	Représentation temps-fréquence d'un signal avec chute de tension + 3e harmonique, $x_5(t)$ . . . . .	131
A.8	Représentation temps-fréquence d'un signal avec chute de tension + 3e et 5e harmoniques, $x_6(t)$ . . . . .	132
A.9	Représentation temps-fréquence d'un signal avec surtension + 3e harmonique, $x_7(t)$ . . . . .	133
A.10	Représentation temps-fréquence d'un signal avec surtension + 3e et 5e harmoniques, $x_8(t)$ . . . . .	134
A.11	Représentation temps-fréquence d'un signal avec 3e harmonique, $x_9(t)$ . . . .	135
A.12	Représentation temps-fréquence d'un signal avec 3e et 5e harmoniques, $x_{10}(t)$	136

# Liste des tableaux

1.1	Modélisation numérique des perturbations simulées de la qualité de l'énergie.	22
2.1	Le MAE et le SD de la fréquence estimée sur le nœud 8 avec cinq PLL, HT et STFT.	46
2.2	Résumé des avantages et inconvénients des méthodes SRF-PLL, HT et STFT	47
3.1	Descripteurs pour la description de la qualité de l'énergie	74
4.1	Structure de chaque base de données (par la méthode OST)	90
4.2	Performance de précision de classification dans un environnement bruyant	96
4.3	Matrice de confusion des résultats de classification avec SNR=5 dB	97
4.4	Comparaison de la précision de classification entre l'approche proposée et d'autres méthodes publiées	98
4.5	Résumé la capacité de production et les puissances injectées des générateurs du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds	100
4.6	Résumé de la charge du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds	100
4.7	Résumé de l'équilibre des puissances au sein du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds	100
4.8	Résultats de la classification du défaut " $d_1$ " du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds par algorithme RF avec l'OST	110
4.9	Résultats de la classification du défaut " $d_2$ "	115



# Introduction générale

## 0.1 Contexte

L'extension du nombre d'appareils connectés au réseau électrique, l'utilisation croissante de l'électronique dans ces appareils, et l'installation à la fois de sources d'énergie renouvelable et des systèmes de stockage attirent l'attention des transporteurs autant que celle des fournisseurs sur l'importance de la qualité de l'énergie - Power Quality (PQ) au sein des réseaux électriques de distribution.

La qualité de l'électricité est une notion définie en France par la Commission de Régulation de l'Énergie (CRE) à partir de trois grands critères, la continuité de l'alimentation, la qualité de l'onde de tension et la qualité de service :

1. La continuité de l'alimentation est jugée au regard de la fréquence des coupures d'électricité longues et brèves (plus ou moins de 3 minutes) perçue par les clients ainsi que de la durée des coupures longues cumulées.
2. La qualité de l'onde s'apprécie au regard des écarts de l'amplitude et de la fréquence par rapport à la valeur nominale de ces deux grandeurs des signaux délivrés par le réseau qui perturbent le fonctionnement des appareils électriques raccordés : l'onde de tension nominale prend idéalement la forme d'une sinusoïde d'une certaine amplitude constante et d'une fréquence elle aussi constante.
3. La qualité de service juge la relation entre les gestionnaires d'un réseau et leurs utilisateurs, par exemple le délai d'un raccordement ou d'une intervention d'urgence.

Cette thèse aborde exclusivement la qualité de l'énergie électrique selon le point de vue de la forme de l'onde et selon une approche de traitement du signal (voire le deuxième point de la liste précédente). En résumé, la qualité de l'énergie électrique est définie à partir de la forme de l'onde porteuse de cette dernière. Idéalement, l'onde électrique (signal de tension et signal de courant) est toujours périodique et sinusoïdale. Toute dégradation de cette onde sinusoïdale est qualifiée de perturbation. Les perturbations entraînent des déformations de l'onde tout en la conservant généralement périodique. Les perturbations ont fait l'objets de nombreuses études [1], [2], [3], [4] et [5] pour déterminer leurs origines et pour attester le fait qu'elles nuisent au bon fonctionnement des équipements et des procédés industriels [6]. Les principales per-

turbations sont les creux de tension, les harmoniques et inter-harmoniques, les fluctuations de tension (ou Flicker), les déséquilibres de tension, les coupures, les surtensions (temporaires et transitoires) ainsi que la non-synchronisation des signaux. Afin de caractériser et de quantifier ces perturbations, les industriels et les scientifiques ont développés diverses normes [7] et des "indicateurs" de la qualité de l'énergie (qualimètre, flickermètre, perturbographe, analyseur de réseau, analyseur de puissance, spectrogramme, etc.) [8].

Dans cette étude, la qualité de l'énergie électrique sera exprimée par le terme "Power Quality" ainsi que sa forme abrégée PQ.

A ce jour, la problématique de la PQ est un aspect fondamental dans la mise en œuvre des réseaux électriques intelligents (dits « smart grids ») qui adoptent un changement de paradigme par rapport aux réseaux électriques dont la conception date au début du XXème siècle en remettant en cause le modèle de gestion centralisée et unidirectionnelle (allant de la production à la consommation) de la disponibilité de l'énergie au sein d'une maille locale. Ces réseaux « plus intelligents » cherchent à faciliter l'intégration des sources d'énergie renouvelables avec des productions énergétiques décentralisées, intermittentes, automatisées et intégrant des capacités de stockage (permanentes autant que temporaires en considérant par exemple les charges et décharges des véhicules électriques raccordés). Cette évolution est rendue possible grâce à l'utilisation d'un réseau de communication pour les multiples échanges de données permettant la surveillance de la qualité de l'énergie à distance mais de nombreux défis restent posés [9].

Afin d'être efficaces, stables et robustes, les réseaux « plus intelligents » doivent prendre en considération de très nombreux paramètres au-delà même de la gestion physique et du transport de l'énergie, des aspects réglementaires, organisationnels, socio-environnementales et surtout les éventuelles variables d'incertitude qui impactent défavorablement les signaux qui transportent l'énergie.

## 0.2 Problématique

La dégradation de qualité de l'énergie électrique transportée peut conduire à une modification du comportement, des performances ou même à la destruction des équipements électriques et des procédés raccordés au réseau qui en dépendent avec des conséquences possibles sur la sécurité des personnes et des surcoûts économiques [10], [11], [12]. Il est donc important de maintenir l'efficacité, la fiabilité et la sécurité du réseau électrique et ceci par extension également dans le cadre de l'intégration de différentes sources d'énergie. Des normes réglementent la qualité de l'énergie et définissent des seuils pour les événements PQ qui ont traditionnellement été détectés par des algorithmes spécialisés d'analyse en temps réel, de transformée de Fourier rapide - Fast Fourier Transform (FFT), de transformée en ondelettes - Wavelet Transform (WT) et de méthodes statistiques.

Idéalement la tension et le courant du réseau électrique sont sous forme d'onde sinusoïdale,

avec une amplitude et une fréquence donnée par des normes nationales ou un cahier des charges avec très souvent des compatibilités formalisées entre les pays. Une onde sinusoïdale, le courant et la tension, est également caractérisée par un angle de phase. Mathématiquement et dans un cas idéal, cela signifie que les deux signaux sont définis par une amplitude de valeurs différentes, d'une fréquence fondamentale identique et que le déphasage entre eux (il s'agit du décalage entre deux signaux sinusoïdaux de même fréquence) est nul. Les trois paramètres de chacun des deux signaux sont également supposés avoir des valeurs constantes dans le temps et ces valeurs sont alors appelée "valeurs nominales".

En pratique ce n'est jamais le cas et des déviations apparaissent en termes :

- de fréquence fondamentale qui peut fluctuer selon la quantité d'énergie disponible dans le réseau ;
- de tension qui peut voir apparaître des creux de tension ou des surtensions, temporaires et transitoires, voire sur des durées plus longues et ayants diverses origines (telles que des courts-circuits, des coupures, des impacts de foudre) ;
- de phase, autrement dit de synchronisation des signaux (courants-tensions ou entre plusieurs phases pour les systèmes polyphasés), la synchronisation des signaux est cruciale sur tous les points d'injection d'énergie dans le réseau ;
- de manière plus globale, de déformations associées à des harmoniques et des inter-harmoniques, voire des bruits.

Ainsi, lorsque ces perturbations qui se caractérisent par leur ampleur, leur durée et leur direction apparaissent, on parle d'un "événement lié à la PQ" ou d'événement PQ [13]. Il est parfaitement réaliste de voir apparaître plusieurs événements PQ de manière simultanée. Autrement dit, plusieurs paramètres qui caractérisent le signal peuvent "dévier" en même temps, avoir les mêmes origines, et peuvent physiquement être liés.

### 0.3 Objectifs et motivations

L'objectif de ces travaux consiste à étudier la qualité de l'énergie électrique transportée par un réseau électrique au sein duquel les signaux doivent être parfaitement sinusoïdaux et définis par une amplitude, une fréquence fondamentale et une phase constantes.

Cette thèse propose des outils théoriques qu'il est possible de mettre en œuvre (par des implémentations pratiques validées) pour caractériser dans un délai court (60 s) des perturbations PQ. Il s'agit de détecter et de reconnaître le plus rapidement possible l'apparition et la présence d'une perturbation PQ sur un signal électrique.

Le point de vue adopté consiste à considérer un signal comme une grandeur indépendante (de toute autre grandeur) et évoluant dans l'espace temporel et dans un espace fréquentiel.

Ceci permet de proposer des outils génériques et applicables de la même manière quelle que soit la grandeur. Ainsi, l'ensemble des outils et méthodes proposés peuvent être appliquées à

un courant autant qu'à une tension et ceci sur une phase quelconque dans le cas d'un système polyphasé. Certaines méthodes de surveillance des systèmes électriques sont basées sur l'analyse et la caractérisation de grandeurs physiques qui sont par nature tridimensionnelles dans le cas d'un système triphasé [14].

Notre approche se base sur l'hypothèse que les signaux transportant l'énergie électrique sont non-stationnaires. Les perturbations PQ se traduisent par des sauts brusques ou des variations des caractéristiques notamment fréquentielles au cours du temps. Dans cette étude, nous considérons que l'essentiel de l'information est porté par les non-stationnarités d'où la nécessité de réaliser une analyse spectrale dépendante du temps [15]. Il existe de nombreuses études qui utilisent les méthodes temps-fréquence (TF). Pour cela, une bonne partie des méthodes que nous appliquons dans le cadre de cette thèse se base sur le domaine TF, notamment pour l'extraction des descripteurs. En effet, nous adoptons une approche "classique" de classification basée sur une phase d'extraction de descripteurs effectuée manuellement, contrairement aux approches basées sur l'apprentissage profond. Ce choix est essentiellement motivé par le fait que nous visons à proposer des méthodes les plus interprétables possible.

La phase de classification sert donc à associer rapidement la perturbation à des classes ou types de défaut telles que les surtensions, les baisses de tension, les coupures, les présences d'harmoniques et surtout les présences combinées et simultanées de ces défauts.

Ces travaux ont permis de développer des outils rapides et robustes pour renseigner sur les formes d'onde et sur la qualité des signaux électriques. Ils peuvent servir à des fins de monitoring, de surveillance, la détection des éventuels changements d'état, de diagnostic pour permettre par la suite d'entreprendre le contrôle de certaines grandeurs physiques ou de certains éléments constituant le réseau électrique. Ils pourront donc être utilisés ultérieurement pour le contrôle de la fréquence fondamentale, pour la synchronisation des signaux, pour la gestion, la mise à disposition, la production d'énergie, et pour la prise de décision et de toutes actions utiles pour rétablir une qualité d'énergie acceptable (respectant une norme). Ces contributions ne permettront pas de déterminer directement l'origine des défauts ni d'identifier la cause exacte et l'emplacement de ces défauts.

## 0.4 Contributions de cette thèse

Les contributions apportées au cours de cette thèse de doctorat sont :

- l'étude et l'implémentation de plusieurs techniques boucle à verrouillage de phase - Phase Locked Loop (PLL), transformée de Hilbert - Hilbert Transform (HT) et transformée de Fourier à court terme - Short-Time Fourier Transform (STFT) pour déterminer de manière instantanée les variations de fréquence, variations de phase et valeur de phase. Elles servent à paramétrer l'utilisation des méthodes dites transformées temps-fréquence et permettent d'aborder la problématique de la synchronisation des signaux dans les ré-

seaux électriques ;

- de nombreux tests de simulation ont permis de valider et de comparer leurs performances et ceci de manière rapide et robuste dans des conditions de bruit et en présence d’harmoniques ;
- l’implémentation de plusieurs transformées temps-fréquence : STFT, transformée de Stockwell - Stockwell Transform (ST) et transformée de Stockwell optimisée - Optimized Stockwell Transform (OST) ;
- la proposition de 10 nouveaux descripteurs temps-fréquence qui sont significatifs pour caractériser les perturbations de la qualité de l’énergie (les plus importants sont le discriminant, la robustesse au bruit, la méthode de transformée temps-fréquence) ;
- une étude sur la représentativité des descripteurs temps-fréquence sur une série de dix classes prédéfinies de perturbation de la qualité de l’énergie ;
- la détection quasi-instantanée de la présence et de l’apparition d’un nouveau type de perturbation ;
- la classification des perturbations PQ par l’implémentation de techniques d’apprentissage machine - Machine Learning (ML) telles que k plus proches voisins - K-Nearest Neighbors (KNN), forêt aléatoire - Random Forest (RF), machines à vecteurs de support - Support Vector Machine (SVM) (avec développement d’une base d’apprentissage complète et constituée de nombreux signaux synthétiques) ;
- une analyse et une validation des performances du schéma complet sur des signaux (issus du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds et sur lesquels sont provoqués et mesurés plusieurs défauts dont un court-circuit triphasé et une coupure monophasée).

## 0.5 Organisation de la thèse

Ce travail est organisé en 4 chapitres suivants auxquels s’ajoutent une introduction, une conclusion ainsi que des annexes :

- Introduction générale
- Chapitre 1 Qualité de l’énergie dans les systèmes électriques
- Chapitre 2 Détection des perturbations de la qualité de l’énergie
- Chapitre 3 Extraction de descripteurs temps-fréquence
- Chapitre 4 Classification des perturbations de la qualité de l’énergie
- Conclusion and Perspectives
- Annexes : A.1 Le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds
- Annexes : A.2 Application de l’apprentissage machine de classification
- Annexes : A.3 Représentation temps-fréquence à différentes perturbations de la qualité de l’énergie



### 0.6 Publications

Les travaux de recherche effectués au cours de cette thèse de doctorat ont fait l'objet de 2 articles soumis à des revues scientifiques internationales (et à fort impact) et 5 papiers publiés dans des conférences reconnues auxquels s'ajoutent des contributions au niveau national et international. Cette production scientifique est donc la suivante :

#### Poster présenté à une conférence scientifique

- Gandorj Darambazar, Ali Moukadem, Bruno Colicchio and Patrice Wira. Detection and Classification of Power Quality Disturbances in Electrical Distribution Networks using Signal Processing Tools. Journée Doctorale des Sciences Exactes, Université de Haute-Alsace, Poster, Mulhouse France, 15 juin 2022 [16]

#### Articles de conférence publiés dans les conférences nationales

1. Gandorj Darambazar, Ali Moukadem, Bruno Colicchio et Patrice Wira. Boucles à verrouillage de phase pour l'estimation de la fréquence instantanée dans les réseaux de distribution électriques. Congrès National de la Recherche des IUT 2021. Lyon France, 3-4 juin 2021 [17]
2. Gandorj Darambazar, Ali Moukadem, Bruno Colicchio et Patrice Wira. Classification des perturbations présentes dans les réseaux électriques avec des descripteurs temps-fréquence et des approches d'apprentissage machine. Congrès National de la Recherche des IUT 2024. Mulhouse France, 27-28 mars 2024 [18]

#### Articles de conférence publiés dans des conférences internationales avec comité de lecture

1. Gandorj Darambazar, Ali Moukadem, Bruno Colicchio and Patrice Wira. A comparison of PLL for online frequency tracking in power grids. The 30th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE2021), Kyoto Japan, June 20-23 2021 [19]
2. Gandorj Darambazar, Ali Moukadem, Bruno Colicchio and Patrice Wira. Entropy measures applied on time-frequency domain for detection and identification of power quality disturbances. The 20th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP2022), Naples Italy, May 29 - June 1 2022 [20]
3. Gandorj Darambazar, Ali Moukadem, Bruno Colicchio and Patrice Wira. Applying Machine Learning Algorithms for Classifying Time-Frequency Failures in Power Grid Systems. Upper Rhine Artificial Intelligence symposium (URAI 2023), Mulhouse France, November 16-17 2023 [21]

#### Articles soumis dans les journaux internationaux

1. Gandorj Darambazar, Ali Moukadem, Bruno Colicchio and Patrice Wira. Time-Frequency Features for the Detection and Classification of Power Quality Disturbances. Electrical Engineering, 2024 (*submitted*) [22]
2. Gandorj Darambazar, Ali Moukadem, Bruno Colicchio and Patrice Wira. Machine Learning Algorithms for the Classification of Time-Frequency Features revealing Power Quality. Heliyon, 2024 (*submitted*) [23]

# 1 Qualité de l'énergie dans les systèmes électriques

## 1.1 Introduction

Dans les systèmes modernes de distribution d'énergie électrique, l'énergie électrique requise par les consommateurs est générée dans des centrales utilisant diverses sources d'énergie. Cette énergie électrique est ensuite acheminée par des lignes de haute tension et distribuée à des tensions plus basses. Les consommateurs exigent non seulement une énergie de qualité optimale, mais également un fonctionnement stable et fiable de l'ensemble du système de production et de transmission. Pour répondre à une demande en constante évolution et croissance, le système doit maintenir une capacité de réserve adéquate, assurant ainsi une fourniture d'énergie économique, sûre et sécurisée. Toutefois, divers facteurs tels que les pannes du système électrique, les désynchronisations des sources d'énergie ou les dysfonctionnements dans la distribution peuvent compromettre la qualité de l'énergie.

La qualité de l'énergie, souvent abrégée en PQ (Power Quality), est un concept qui varie en définition selon les auteurs [5] et [3]. Certains auteurs utilisent le terme "qualité de la tension" pour décrire ce concept, d'autres préfèrent utiliser "qualité de l'alimentation" [24] et [25].

L'Institut d'ingénieurs en électricité et électronique - Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) a établi la norme IEEE 1159-1995 [26], tandis que la Commission électrotechnique internationale - International Electrotechnical Commission (IEC) a défini la norme IEC 61000 [27]. Ces normes fournissent un ensemble de paramètres permettant de quantifier les variations de la qualité de l'énergie électrique. Parmi ces paramètres, on retrouve les harmoniques et interharmoniques, les transitoires de tension, les déséquilibres triphasés, les chutes de tension (creux), les interruptions forcées, les variations de fréquence, les surtensions et les perturbations de commutation.

Sur la base de cette définition de la qualité de l'énergie, la première partie de ce chapitre commence par traiter des quatre principales perturbations qui représentent un risque de dégradation de la qualité de l'énergie.

## Chapitre 1. Qualité de l'énergie dans les systèmes électriques

La deuxième partie du chapitre aborde le concept d'interaction entre la qualité de l'énergie et le contrôle de la fréquence dans les systèmes électriques. Cette section examine comment la qualité de l'énergie peut affecter le contrôle de la fréquence et vice versa, en mettant en évidence leur relation étroite.

La troisième partie du chapitre se concentre sur l'approche méthodologique de la thèse, y compris la génération de signaux synthétiques et de données à partir du système de distribution d'énergie IEEE à 9 nœuds, ainsi que la représentation schématique de la méthodologie proposée.

Enfin, la conclusion du chapitre souligne l'importance d'une détection précise des perturbations de la qualité de l'énergie dans les systèmes électriques. Cela met en évidence la nécessité de comprendre et de gérer efficacement ces perturbations pour garantir un fonctionnement optimal du système électrique.

### 1.2 À propos de la qualité de l'énergie et de la structure des systèmes électriques modernes

Un système d'énergie électrique moderne se présente comme un réseau électrique complexe conçu dans le but de fournir de manière fiable et efficace de l'électricité à une vaste communauté de consommateurs. Il est composé d'un ensemble interconnecté d'équipements et de dispositifs, englobant non seulement les centrales électriques traditionnelles et les sources

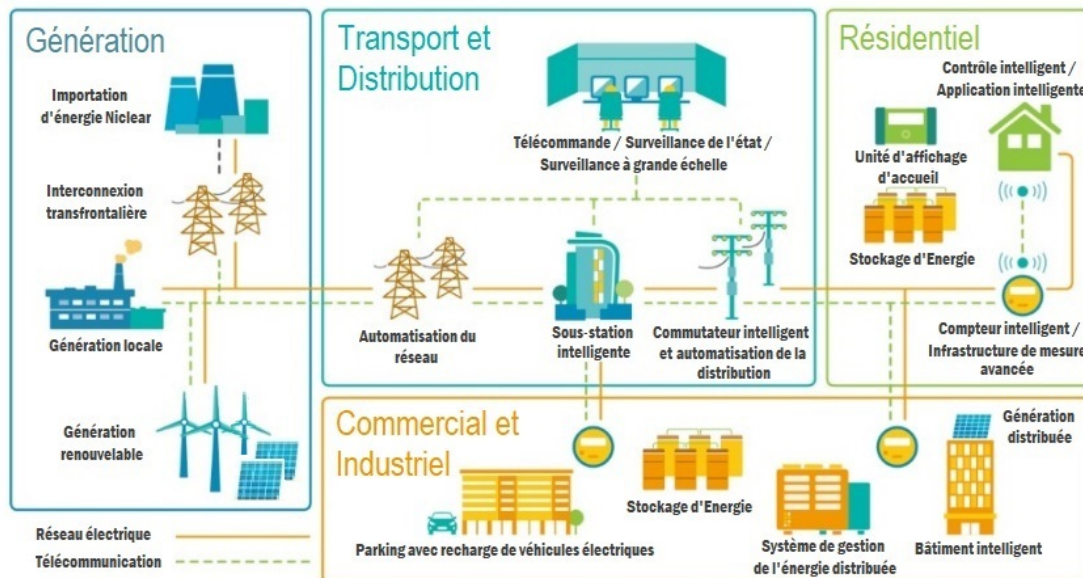


FIGURE 1.1 – Structure du système électrique moderne intégrant les technologies de réseau intelligent

d'énergie renouvelable, mais également les lignes de transmission, les sous-stations, les postes de distribution et enfin, les consommateurs.

La gestion de ce système repose sur une série de contrôles et de régulateurs visant à maintenir l'équilibre entre l'offre et la demande d'électricité, ainsi qu'à assurer la stabilité et la sécurité du réseau. Les systèmes d'énergie électrique modernes intègrent des systèmes de communication et de contrôle avancés, des dispositifs de stockage d'énergie, des sources d'énergie renouvelables et des réseaux intelligents. Ces technologies permettent d'améliorer la flexibilité et l'efficacité du système dans son ensemble.

Comme mentionné précédemment, la qualité de l'énergie est une question clé pour la fiabilité de l'ensemble du système électrique. Elle fait référence à la qualité des signaux électriques utilisés pour transmettre l'énergie dans le réseau [28]. Ainsi, plusieurs paramètres physiques peuvent être pris en compte pour évaluer la qualité des signaux. Afin de surveiller, diagnostiquer, détecter et réparer efficacement les défauts du réseau, il est nécessaire d'obtenir les valeurs de certains paramètres importants. Par exemple, la fréquence, l'amplitude et l'angle de phase des tensions et/ou des courants doivent être mesurés en permanence ou calculés en temps réel. Bien que la mesure des tensions et des courants du réseau ne soit pas une tâche difficile, certains autres paramètres ne sont pas directement disponibles ou facilement mesurables. Dans ce cas, le traitement du signal permet d'extraire et de déduire ces quantités à partir des tensions et courants mesurés.

La structure des systèmes électriques modernes a subi d'importantes évolutions avec l'émergence de multiples micro-réseaux intelligents qui évoluent vers des systèmes automatisés à haute performance. Ces systèmes intègrent des communications à haut débit, un contrôle intelligent ainsi qu'une surveillance et une protection avancées. La Figure 1.1, extraite de la référence [29], [30] illustre la configuration caractéristique d'une électrique moderne. Contrairement au modèle traditionnel des systèmes d'énergie électrique, où la production, la transmission, la distribution et la consommation suivaient une séquence, de nos jours, la production et la consommation s'opèrent simultanément à chaque étape et partout dans le réseau. En d'autres termes, les consommateurs sont devenus des producteurs d'électricité. Dans cette dynamique, le maintien d'un fonctionnement stable et fiable de ces systèmes électriques modernes est étroitement lié aux perturbations affectant la qualité de l'énergie.

### 1.3 Perturbations de la qualité de l'énergie

Les perturbations de la qualité de l'énergie électrique sont caractérisées par des variations de l'angle de phase, de la fréquence, de l'amplitude, ainsi que des distorsions dans la forme d'onde des signaux de tension et de courant au sein du réseau électrique. La régulation de ces quatre paramètres essentiels constitue un enjeu crucial pour la fiabilité des systèmes électriques modernes. Ces paramètres sont présentés dans la Figure 1.2.

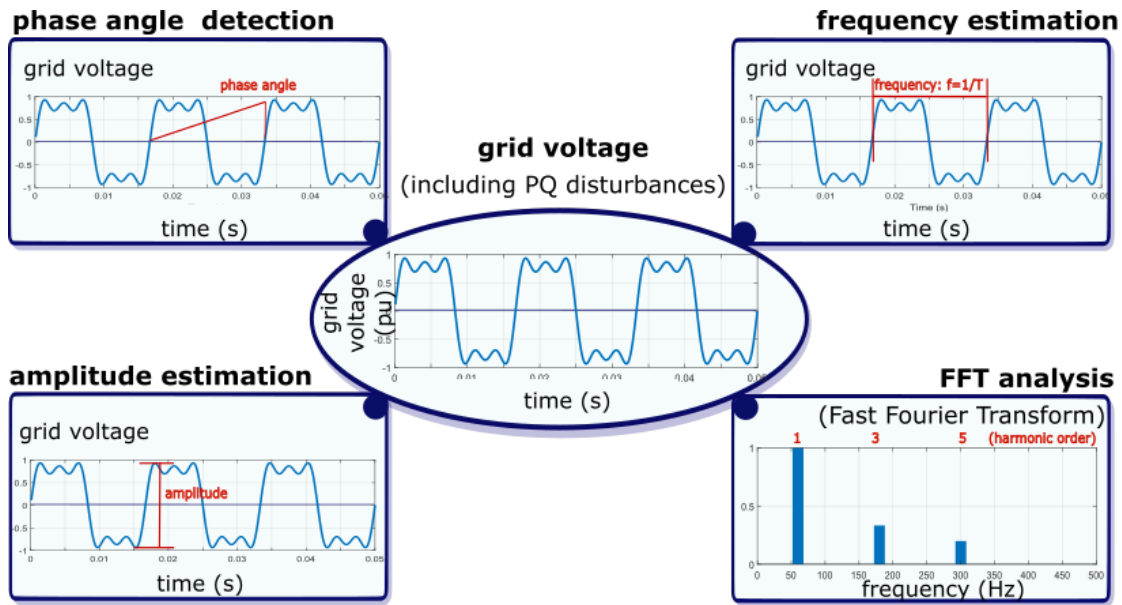


FIGURE 1.2 – Analyse des paramètres clés de la qualité de l'énergie électrique : Angle de phase, fréquence, amplitude et harmoniques

Pour les systèmes électriques monophasés, dans des conditions idéales, la tension et le courant sont représentés par des ondes sinusoïdales de fréquence et d'amplitude nominales. Sous forme numérique, les signaux sont exprimés comme suit :

$$\begin{cases} u(t) = U \sin(\omega t + \phi_u) \\ i(t) = I \sin(\omega t + \phi_i) \end{cases} \quad (1.1)$$

où :

- $u(t)$  est le signal de tension,
- $i(t)$  est le signal de courant,
- $\omega$  est la fréquence angulaire des signaux sinusoïdaux, leur fréquence  $f$  est calculée par :
 
$$f = \frac{\omega}{2\pi}$$
- $U$  est l'amplitude de la tension monophasée,
- $I$  est l'amplitude du courant monophasé,
- $\phi_u$  et  $\phi_i$  sont respectivement les angles de phase du signal de tension et du signal de courant,
- $\theta_u = (\omega t + \phi_u)$  et  $\theta_i = (\omega t + \phi_i)$  sont la phase de la tension et la phase du courant,

Pour les systèmes électriques triphasés, en plus des exigences des systèmes monophasés, les tensions et les courants triphasés idéaux sont représentés par des ondes sinusoïdales d'ampli-

tudes égales et décalées de  $120^\circ$  les unes par rapport aux autres :

$$\begin{cases} u_a(t) = U \sin(\omega t + \phi_u) \\ u_b(t) = U \sin(\omega t + \phi_u - 2\pi/3) \\ u_c(t) = U \sin(\omega t + \phi_u + 2\pi/3) \end{cases} \quad (1.2)$$

et

$$\begin{cases} i_a(t) = I \sin(\omega t + \phi_i) \\ i_b(t) = I \sin(\omega t + \phi_i - 2\pi/3) \\ i_c(t) = I \sin(\omega t + \phi_i + 2\pi/3) \end{cases} \quad (1.3)$$

Il est important de noter que ces définitions sont générales et s'appliquent à tous les systèmes d'énergie électrique. Les systèmes triphasés équilibrés sont caractérisés par des formes d'onde sinusoïdales, où les trois phases ont la même fréquence nominale (50 Hz ou 60 Hz). De plus, les amplitudes des tensions sont égales entre elle et le déphasage est de  $\pm 2\pi/3$ . Si l'une de ces conditions n'est pas satisfaite, le système est considéré comme déséquilibré. Dans les systèmes électriques réels, la fréquence et l'angle de phase (amplitude et phase initiale) peuvent s'écarter considérablement de leurs valeurs nominales. Ces déviations soudaines sont appelées perturbations. Les perturbations de la qualité de l'énergie peuvent être classées en deux catégories : la variation et les événements.

La variation de la qualité de l'énergie se réfèrent à des perturbations en régime permanent, qui se traduisent par de petites déviations par rapport aux valeurs nominales. Par exemple : les variations d'amplitude et de la fréquence du signal de tension sont des exemples de variations de la qualité de l'énergie.

En revanche, les événements de la qualité de l'énergie correspondent à des perturbations importantes, se traduisant par de grandes déviations par rapport aux valeurs nominales. Les événements les plus graves comprennent les interruption ou panne de courant, les chutes de tension et les surtensions.

Dans les sections suivantes, nous analyserons plus en détail les quatre principales perturbations importantes de la qualité de l'énergie, ainsi que les distorsions du signal. Ces perturbations ont un impact significatif sur le fonctionnement du système électrique.

### 1.3.1 Variation de fréquence fondamentale et angle de phase

La fréquence est l'un des paramètres les plus importants pour évaluer les caractéristiques opérationnelles d'un système d'énergie électrique. Étant partagée par tous les points du réseau électrique, elle nécessite un contrôle centralisé au niveau du système électrique ou au niveau d'une zone du système. Le contrôle et le maintien de la fréquence dans les limites autorisées nécessitent une réserve importante de puissance disponible au niveau de l'opérateur du système, qui peut être mobilisée automatiquement pour assurer un équilibre constant entre la

consommation et la production d'énergie. Pour cela, un réseau d'informations fiable et étendu est préalable pour fournir à l'opérateur du système les données nécessaires en temps réel.

Les perturbations dans le système électrique interconnecté se propagent dans tout le système et se manifestent lors du retour à l'état de fonctionnement stable. Elles résultent à la fois de la réponse automatisée des générateurs dans la zone affectée et des contributions des zones voisines via les interconnexions. Les opérateurs des systèmes utilisent des procédures spéciales pour rétablir l'état de fonctionnement normal dans de tels cas. Un contrôle efficace de la production et de la consommation dans chaque zone du système par l'opérateur du système, ainsi qu'une bonne collaboration avec les opérateurs des systèmes des zones voisines, permettent de maintenir la fréquence à la valeur cible dans tout le système.

La mise en place d'une fréquence nominale pour le fonctionnement du système électrique, qui vise à assurer l'équilibre, est le fruit d'un processus d'optimisation prenant en compte les contraintes de fabrication des équipements et les exigences spécifiques des producteurs et des consommateurs. Le choix d'une fréquence nominale de 50 Hz en Europe et de 60 Hz aux États-Unis repose sur un processus complexe dans lequel des considérations techniques, historiques et économiques entrent en jeu [2].

Avec le développement croissant de l'électronique de puissance, il est désormais possible d'utiliser des convertisseurs de fréquence dans les processus industriels, permettant d'obtenir une fréquence optimale pour différentes applications. La nécessité d'interconnecter les systèmes électriques est un facteur déterminant dans la normalisation de la fréquence.

Dans le réseau électrique européen, tous les équipements et installations doivent fonctionner à une fréquence nominale de 50 Hz. En conditions normales de fonctionnement, la fréquence dans le système électrique varie en fonction des fluctuations de puissance et de la réponse des systèmes de contrôle. Toutefois, en cas de défaut ou de perturbation, la variation de fréquence dépend de l'efficacité des mesures prises pour éliminer le défaut. Par conséquent, pour assurer la qualité de l'énergie électrique, des limites sont généralement définies pour tenir compte de ces variations de fréquence. La Figure 1.3 présente un enregistrement de la variation de la fréquence fondamentale dans différents pays et régions sur une période de deux jours<sup>1</sup>.

Afin de caractériser la fréquence du réseau électrique en condition normale de fonctionnement, les indices suivants sont utilisés :

- $\Delta f$ , l'écart de fréquence qui permet d'évaluer les variations lentes de fréquence :

$$\Delta f = \hat{f} - f \quad (1.4)$$

où  $f$  est la fréquence de fondamentale (Hz) et  $\hat{f}$  est la fréquence estimée (Hz);

---

<sup>1</sup>selon wikipedia [https://en.wikipedia.org/wiki/Power\\_quality](https://en.wikipedia.org/wiki/Power_quality)

### 1.3 Perturbations de la qualité de l'énergie

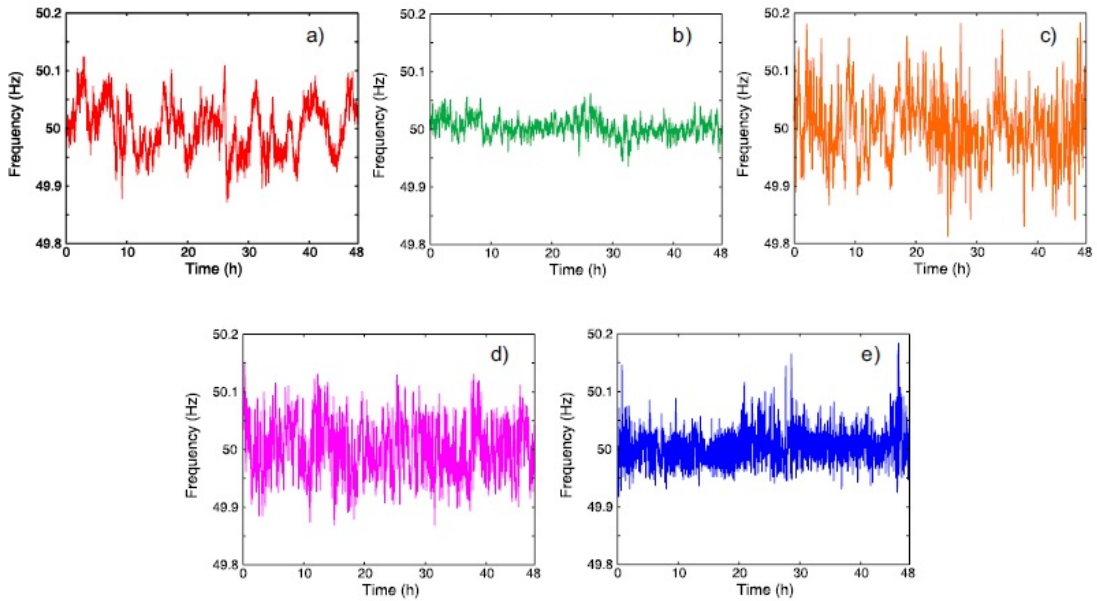


FIGURE 1.3 – Variation de la fréquence des systèmes électriques dans différents pays : a) Suède, b) Europe centrale, c) Grande-Bretagne, d) Singapour, e) Chine (Est), enregistrement sur deux jours

– L'écart de fréquence relatif,  $\varepsilon_f$  (%) :

$$\varepsilon_f(\%) = \frac{\hat{f} - f}{f} * 100 \quad (1.5)$$

Outre le critère, il convient également de se référer aux dispositions plus spécifiques de la norme européenne EN 50160/2006 [31], la fréquence nominale de la tension d'alimentation est de 50 Hz. En conditions normales de fonctionnement, la valeur moyenne de la fréquence fondamentale mesurée sur 10 secondes doit rester dans les limites suivantes :

- Pour les systèmes connectés en synchronisme à un réseau interconnecté :
  - 50 Hz  $\pm$  1 % (soit 49,5–50,5 Hz) pendant 99,5 % de l'année ;
  - 50 Hz +4 % / –6 % (soit 47–52 Hz) en tout temps.
- Pour les systèmes non connectés en synchronisme à un réseau interconnecté (par exemple : les systèmes d'alimentation sur certaines îles) :
  - 50 Hz  $\pm$  2 % (soit 49–51 Hz) pendant 99,5 % d'une semaine ;
  - 50 Hz  $\pm$  15 % (soit 42.5–57.5 Hz) en tout temps.

La variation de fréquence a un impact important sur le fonctionnement normal des appareils électriques. Parmi les effets observés, on peut citer :

- Les algorithmes de protection utilisés dans les relais de protection peuvent produire de grandes erreurs lors du calcul des valeurs des amplitudes, des impédances, de la puissance, de l'angle de phase, etc., en raison de la variation de fréquence [32] et [33].



- Le fonctionnement des machines tournantes ou des processus qui dépendent de leur synchronisation à partir de la fréquence du réseau sera affecté lorsque la fréquence change [34] et [35].
- Dans les filtres harmoniques, l'impédance du circuit, qui est conçue pour être nulle pour une harmonique à la fréquence normale, devient différente de zéro en raison de la variation de fréquence [36],[37] et [38].
- La caractéristique magnétique des transformateurs peut entrer dans des zones non linéaires lorsque la fréquence fondamentale varie dans le temps, ce qui entraîne une augmentation des pertes à vide du transformateur [39], dégradant ainsi leur rendement.

L'interconnexion du système d'énergie électrique et les mesures prises pour maintenir la fréquence dans les limites requises font que les déviations des valeurs normalisées sont des phénomènes très rares. Par conséquent, une analyse de l'influence des variations de fréquence sur les clients finaux n'est effectuée que pour un intervalle réduit d'environ  $\pm 3$  Hz par rapport à la valeur nominale et pour des périodes assez courtes.

### 1.3.2 Variation d'amplitude de tension

Les variations de tension correspondent à une petite variation de l'amplitude de tension due à la variation de charge, à la génération distribuée, etc. [1]. Une variation de l'amplitude de la tension signifie que sa valeur normale est comprise entre 90 % et 110 %. En d'autres termes, il peut être compris comme la valeur normale de la tension. Si elle varie plus ou moins que la valeur ci-dessus, on parle de grande variation ou d'événement. Ceci est défini par convention dans les normes IEEE 1159-1995 et IEC 61000.

Les variations d'amplitude de tension peuvent en effet être classées en trois catégories : les variations à long terme, les variations à court terme et les variations transitoires.

Les variations à long terme se réfèrent à des déviations prolongées de la valeur efficace de la tension par rapport à sa valeur nominale, sur une période supérieure à une minute. Ces variations peuvent être causées par des changements dans la charge du système, la génération distribuée ou d'autres facteurs.

Les variations à court terme, quant à elles, se produisent lorsque la déviation de la tension par rapport à sa valeur nominale est de courte durée, inférieure à une minute. Ces variations peuvent être causées par des événements tels que des commutations de charge, des démarrages de moteurs ou d'autres perturbations dans le système électrique.

Les variations transitoires, également appelées transitoires de tension, sont des fluctuations rapides de l'amplitude de tension qui se produisent généralement en moins d'une demi période (10 millisecondes à une fréquence de 50 Hz ou 60 Hz). Ces variations peuvent être causées par des événements tels que des court-circuits, la foudre, des commutations de circuits, etc.

La norme IEEE 1159-1995 fournit des seuils d'amplitude de tension pour déterminer le début et

### 1.3 Perturbations de la qualité de l'énergie

la fin d'un événement de variation de tension, quel que soit son type [40]. Ces seuils sont utilisés pour détecter et quantifier les perturbations de tension, ainsi que pour évaluer leur impact sur les équipements électriques. Dans la référence [40], la classification des perturbations de tension selon la norme IEEE 1159-1995 est illustrée à la Figure 1.4.

Les événements de qualité de l'énergie représentent des écarts significatifs par rapport aux valeurs nominales. Les trois événements de la qualité de l'énergie les plus graves sont les interruptions, les creux de tension et les surtensions [3], [1], [41] et [42].

*Une courte interruption (Instantaneous/Momentary/Temporary interruption)* - se produit lorsque la tension d'alimentation (ou le courant de charge) descend en dessous de 10 % pendant moins d'une minute. Les seuils de détection typiques des perturbations définies par plusieurs normes internationales se situent entre 1 % et 10 % de la valeur normale [38]. En d'autres termes, une interruption se produit lorsqu'une ou plusieurs phases sont déconnectées du système électrique. La Figure 1.4 illustre une courte interruption. Après une courte interruption, l'alimentation est automatiquement rétablie après un certain temps. Les causes courantes de courtes interruption comprennent les pannes d'équipement, les pannes de contrôle, les fusibles ou les disjoncteurs ouverts, ainsi que les courts-circuits [38].

*Une chute de tension courte (Voltage Sag)* - Les chutes de tension efficace entre 10 % et 90 % sur une courte période de temps (généralement entre d'une demi période et 1 minute) sont appelées des chutes de tension courtes [1]. Ce phénomène est illustré à la Figure 1.4. Les chutes de tension peuvent être le résultat de défauts du système électrique, ainsi que de la mise sous tension de charges lourdes ou du démarrage de gros moteurs. Les chutes de tension peuvent provoquer des dysfonctionnements d'appareils électriques à basse tension.

*Une surtension courte (Voltage Swell)* - Les surtensions sont des augmentations de l'amplitude de la tension efficace entre 110 % et 180 % pendant une durée généralement acceptée de 0,5 cycle

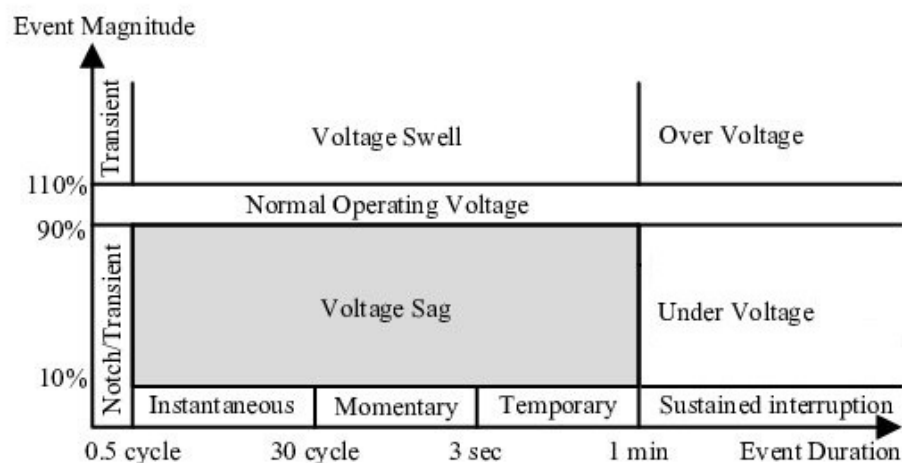


FIGURE 1.4 – Classification des perturbations de tension selon IEEE 1159-1995

à 1 minute [1], comme le montre la Figure 1.4. Les principales causes de surtension sont l'arrêt d'une charge importante, la mise sous tension d'une batterie de condensateurs, l'augmentation de la tension des phases sans défaut lors d'un seul défaut ligne-terre.

*Une longue interruption (Sustained interruption)* - Une longue interruption se produit lorsque la tension chute à zéro et ne revient pas automatiquement [38]. Selon la définition de l'IEEE, la durée de ce type d'interruption est supérieure à 1 minute [1]. Il existe plusieurs causes possibles d'interruptions prolongées, telles qu'un défaut dans une partie du système électrique, une mauvaise intervention d'un relais de protection entraînant la défaillance d'un composant, ou une interruption programmée dans un réseau basse tension. Pour réduire l'impact des interruptions prolongées, différentes méthodes sont utilisées. Les utilisateurs finaux peuvent installer des sources d'alimentation alternatives sur site, telles que des alimentations sans interruption - Uninterruptible Power Supply (UPS) qui fonctionnent sur batterie ou des groupes électrogènes. Ces sources d'alimentation assurent la continuité de l'alimentation électrique en cas d'interruption prolongée.

*Surtensions de longue durée (Over Voltage)* - Les surtensions de longue durée sont des variations de tension efficace qui dépassent 110 % de la tension nominale et durent plus d'une minute [43]. Elles sont similaires aux surtensions, mais avec une durée prolongée. La Figure 1.4 représente un graphique montrant les surtensions en fonction du temps, illustrant ainsi la durée prolongée de ces événements. Plusieurs événements peuvent provoquer des surtensions de longue durée. La principale cause est la commutation des condensateurs. Lorsqu'un condensateur est mis en service, il ajoute de la tension au système électrique, ce qui peut entraîner une surtension prolongée. Les chutes de charge, qui se produisent généralement en soirée lorsque la demande d'électricité est faible, peuvent également entraîner des surtensions prolongées. De plus, un mauvais réglage des prises de tension sur les transformateurs peut provoquer des surtensions de longue durée. Les surtensions prolongées peuvent avoir des effets néfastes sur les appareils électriques, en raccourcissant leur durée de vie, notamment les filaments d'éclairage et les moteurs. Pour atténuer les surtensions de longue durée, différentes mesures peuvent être prises. L'utilisation d'inducteurs dans des conditions de faible charge peut réduire les surtensions. De plus, un réglage correct des prises de tension sur les transformateurs est essentiel pour éviter les surtensions prolongées.

*Sous-tensions de longue durée (Under Voltage)* - Les sous-tensions longue durée se produisent lorsque la tension chute en dessous de 90 % de la tension nominale et persiste pendant plus d'une minute [43]. Ces situations peuvent être causées par divers facteurs tels que des conditions météorologiques extrêmes (très froides ou très chaudes) qui surchargent le réseau électrique, la perte d'une ligne de transmission principale desservant une zone ou une surcharge à l'intérieur du propre système de distribution d'un utilisateur final. Les sous-tensions prolongées peuvent avoir des conséquences néfastes sur les équipements électriques. Les équipements informatiques sensibles peuvent interpréter les données de manière incorrecte, tandis que les moteurs peuvent caler et fonctionner de manière inefficace en présence de sous-tensions prolongées. Pour prévenir les sous-tensions de longue durée, il est essentiel d'assurer une trans-

mission optimale et efficace de l'électricité, en maintenant le réseau électrique en bon état et en anticipant les conditions météorologiques extrêmes qui pourraient surcharger le système. La Figure 1.4 représente un graphique montrant les sous-tensions en fonction du temps, mettant en évidence la durée prolongée de ces événements.

### 1.3.3 Distorsion de la forme d'onde

La distorsion de la forme d'onde se produit lorsqu'il y a une déviation par rapport à une onde sinusoïdale idéale de fréquence de puissance en régime permanent. Il existe cinq principaux types de distorsion de forme d'onde : le décalage de courant continu - Direct Current (DC), les harmoniques, les inter-harmoniques, les encoches (notch) et le bruit.

*Décalage DC* - Le décalage DC se réfère à la présence d'une tension ou d'un courant continu dans un système d'alimentation en courant alternatif - Alternating Current (AC). Cela peut entraîner une saturation du noyau du transformateur, provoquant un échauffement supplémentaire et pouvant réduire la durée de vie du transformateur. De plus, le courant continu peut causer une érosion électrolytique des électrodes de mise à la terre et d'autres connexions [24].

*Harmoniques* - Les harmoniques dans le réseau électrique se réfèrent aux composantes de tension et de courant sinusoïdaux à des fréquences qui sont des multiples entiers de la fréquence fondamentale générée. Les harmoniques sont responsables des principales distorsions des formes d'onde de la tension et du courant [38], [44] et [43]. Les harmoniques peuvent être causées par des équipements non linéaires tels que les variateurs de vitesse, les ordinateurs et les chargeurs de batterie. Ils peuvent entraîner des surchauffes, des pertes d'efficacité et des dommages aux équipements.

*Inter-harmoniques* - Les inter-harmoniques sont des tensions ou courants ayant des composantes de fréquence qui ne sont pas des multiples entiers de la fréquence à laquelle le système d'alimentation est conçu pour fonctionner (par exemple : 50 Hz ou 60 Hz). Ils sont générés par des convertisseurs de fréquence statiques, des cycloconvertisseurs, des fours à induction et des dispositifs à arc électrique. Les signaux porteurs des lignes électriques peuvent également être considérés comme des inter-harmoniques [38] et [45]. Les inter-harmoniques peuvent causer des scintillements de lumière, des résonances et des perturbations des équipements électroniques sensibles.

*Encoches* - Les encoches sont des perturbations périodiques de la tension qui se produisent lors du fonctionnement normal des dispositifs électroniques de puissance, notamment lors de la commutation du courant d'une phase à l'autre [46], [47] et [1]. Lors de cette commutation, il y a un court-circuit momentané entre deux phases, ce qui entraîne une chute de tension temporaire proche de zéro, selon les impédances du système. Les encoches peuvent provoquer des dysfonctionnements des équipements électroniques sensibles.

*Bruit* - Le bruit est un signal électrique indésirable présentant un contenu spectral à large bande inférieur à 200 kHz, superposé à la tension ou au courant du système électrique sur le conducteur de phase, ou présent sur le conducteur neutre ou les lignes de signaux [48], [49] et [4]. Le bruit peut provenir d'appareils d'électronique de puissance, de circuits de commande, d'équipements de formation d'arcs, de charges avec redresseurs à semi-conducteurs et d'alimentations à découpage. Le bruit peut causer des interférences avec les communications et les systèmes de contrôle. L'utilisation de filtres, de transformateurs d'isolement et de conditionneurs de ligne peut atténuer ce problème.

### 1.3.4 Déséquilibre triphasé

Un système électrique est considéré équilibré lorsque ses courants triphasés (et tensions triphasées) ont des amplitudes égales et un déphasage de  $\pm 120^\circ$  les unes par rapport aux autres (comme indiqué dans les équations 1.2 et 1.3). Dans le cas contraire, le système est déséquilibré.

Le déséquilibre dans un système électrique triphasé peut avoir plusieurs causes, telles que :

- Une répartition inégale des charges monophasées
- Des impédances asymétriques dans les enroulements du transformateur
- Des impédances de transmission asymétriques
- Des équipements déséquilibrés et surchargés
- Des fusibles grillés sur batteries de condensateurs triphasés.

De plus, les défauts asymétriques tels que les connexions (courts-circuits) entre une ligne et la terre, entre deux lignes et la terre, et entre deux lignes, peuvent également causer un déséquilibre.

## 1.4 Contrôle de la fréquence dans les systèmes électriques

Au sein de cette sous-section, nous abordons brièvement le contrôle de la puissance active et réactive pour maintenir la fréquence et l'amplitude de tension à des valeurs nominales, assurant ainsi la stabilité du système électrique.

La fréquence  $f$  dans un système électrique est le seul paramètre commun à tous les systèmes interconnectés de manière synchrone. C'est un paramètre de qualité de l'énergie qui doit avoir la même valeur en régime permanent en tous les points du système électrique interconnecté. Comme nous l'avons mentionné précédemment, la fréquence fondamentale est liée à la stabilité d'un système d'alimentation et au bon fonctionnement des appareils électriques qui y sont connectés. Cependant, la valeur de la fréquence est rarement constante et dépend de la production d'énergie et de la demande de puissance, ce qui nécessite une surveillance et un ajustement par le biais du contrôle automatique du gain - Automatic Gain Control (AGC) [50]. Le rôle de l'AGC est de contrôler la puissance pour assurer le fonctionnement normal des systèmes électriques. L'AGC se compose de trois niveaux [51], présentés sur la Figure 1.5 :

## 1.4 Contrôle de la fréquence dans les systèmes électriques

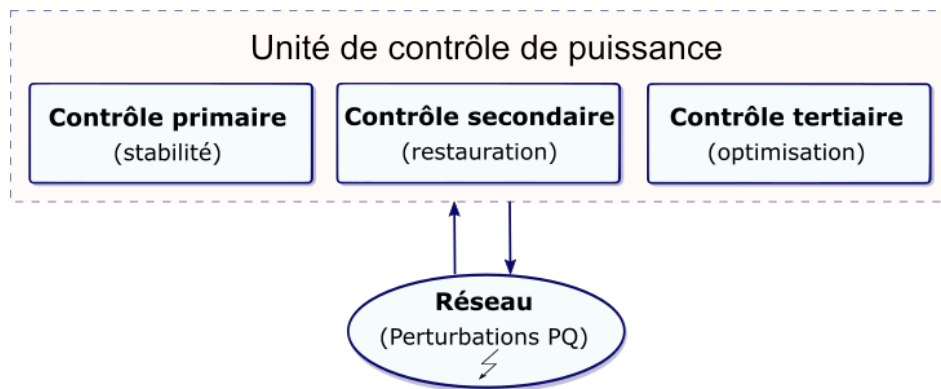


FIGURE 1.5 – Unité de contrôle de puissance du système de distribution électrique

- Le contrôle primaire consiste à réguler la vitesse des groupes électrogènes afin de réagir immédiatement à tout changement soudain de charge (ou de fréquence). Une déviation de la fréquence du système est compensée en ajustant la production d'énergie de l'unité.
- Le contrôle secondaire a pour fonction de ramener la fréquence à sa valeur nominale en régulant la production d'énergie des générateurs sélectionnés, tout en maintenant les échanges de puissance entre les zones [52].
- Le contrôle tertiaire permet au système de fonctionner de la manière la plus efficace possible.

Les variations de puissance réelle ont un impact majeur sur la fréquence du système, tandis que la puissance réactive est moins sensible aux variations de fréquence et dépend principalement des variations d'amplitude de tension. Par conséquent, les puissances réelle et la puissance réactive sont contrôlées de manière séparée. La boucle de contrôle de la fréquence de charge - Load-Frequency Control (LFC) est chargée de réguler la puissance réelle et la fréquence, tandis que le régulateur de tension automatique - Automatic Voltage Regulator (AVR) régule la puissance réactive et l'amplitude de tension.

L'objectif du LFC dans un système électrique interconnecté est de maintenir la fréquence de chaque zone dans des limites spécifiées et de maintenir les flux d'énergie sur les lignes de transmission dans des tolérances prédéfinies. Cela est réalisé en ajustant la puissances réelles fournie par les générateurs pour répondre aux variations de charge. Compte tenu de la complexité des configurations des systèmes électriques modernes, une perturbation dans un domaine peut se propager à de vastes zones, entraînant une défaillance du système électrique. C'est pourquoi des approches de contrôle avancées, telles que le contrôle optimal, le contrôle de structure variable, le contrôle adaptatif, le contrôle d'autorégulation, le contrôle robuste et le contrôle intelligent, ont été appliquées au problème du LFC.

La revue exhaustive présentée dans [53] met en évidence les problèmes liés au LFC dans les systèmes électriques conventionnels ainsi que dans les systèmes basés sur la génération distribuée. Elle couvre une variété de scénarios, tels que les systèmes avec des liaisons à courant continu haute tension - High Voltage Direct Current (HVDC).

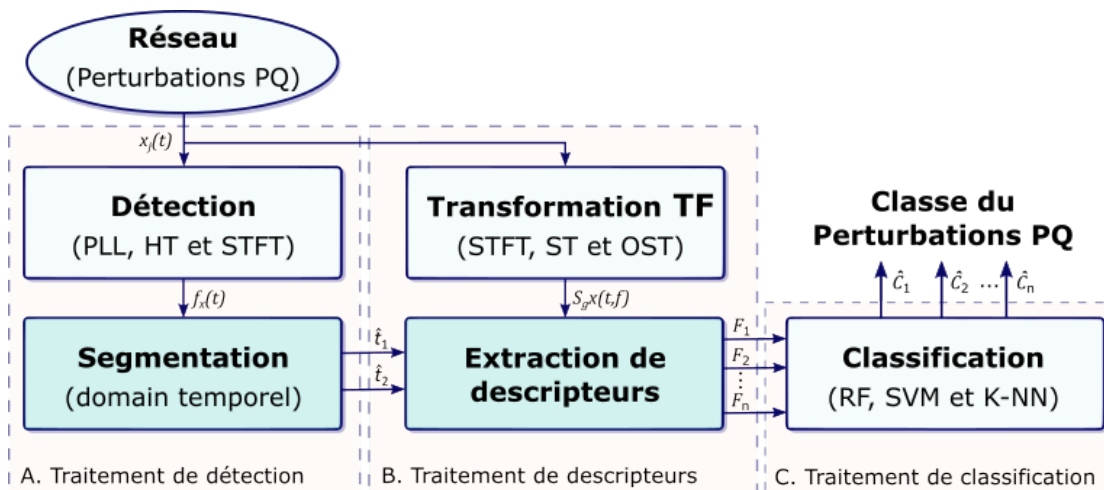


FIGURE 1.6 – Schéma fonctionnel proposé pour la détection et la classification des perturbations de la qualité de l'énergie

Les systèmes modernes de distribution d'électricité intègrent des sources d'énergie distribuée telles que l'énergie éolienne, les piles à combustible, le photovoltaïque - PhotoVoltaic (PV) les systèmes hydroélectriques, le stockage d'énergie, etc. La synchronisation du réseau est cruciale pour assurer le bon fonctionnement de ces systèmes connectés.

## 1.5 Méthodologie proposée dans cette thèse

Dans la section précédente, nous avons présenté les principaux types de perturbations affectant la qualité de l'énergie dans les réseaux électriques. Cette thèse vise à détecter et identifier ces perturbations en utilisant des méthodes de traitement du signal. L'état de l'art des méthodes déjà utilisées dans la littérature sera détaillé au début de chaque chapitre. Ensuite, nous présenterons les signaux sur lesquels nous testons et validons nos méthodes proposées.

### 1.5.1 Méthodologie proposée pour la détection et la classification des perturbations

Nous introduisons un schéma fonctionnel pour la détection et la classification des perturbations de la qualité de l'énergie. Ce schéma, illustré dans la Figure 1.6, se décompose en trois étapes clés : détection, extraction des descripteurs, et classification ou identification des perturbations.

La première étape emploie diverses techniques de traitement du signal pour détecter les perturbations dans le signal électrique. Cela comprend l'analyse de l'écart absolu par rapport à la fréquence fondamentale et à la phase, ainsi que la détermination des instants de début et de fin des perturbations, permettant de repérer les anomalies significatives par rapport à l'état normal du signal. Ce travail sera détaillé dans le Chapitre 2.

Suite à la détection, la seconde étape consiste à extraire des descripteurs significatifs à partir de la représentation temps-fréquence - Time-Frequency Representation (TFR) du signal. Ces descripteurs offrent un aperçu des caractéristiques temporelles et fréquentielles des perturbations, facilitant une analyse détaillée. Ce travail sera détaillé dans le Chapitre 3.

Enfin, la troisième étape utilise ces descripteurs pour classer ou identifier la nature spécifique de la perturbation. Différentes méthodes de classification basées sur les techniques d'apprentissage automatique, sont appliquées pour attribuer à chaque perturbation détectée une catégorie précise. Nous abordons cette partie dans le Chapitre 4 de cette thèse.

### 1.5.2 Génération des données

Dans le cadre de cette thèse, deux types de données ont été utilisés.

*Signaux synthétiques* : Ces signaux sont générés à l'aide des modèles analytiques qui sont conçus pour simuler diverses conditions de perturbation et pour tester la robustesse des méthodes de détection et d'analyse utilisées dans l'étude.

Pour générer les perturbations de la qualité de l'énergie, nous avons utilisé les modèles basés sur des normes reconnues telles que l'IEEE 1159-1995 et l'IEC 61000. Dix types de perturbations significatives ont été sélectionnés pour notre analyse. Pour chaque type de perturbation, un signal synthétique détaillé a été développé en échantillonnant 100 valeurs entre les amplitudes minimale et maximale. Ces signaux synthétiques serviront à extraire des descripteurs nécessaires à la classification des perturbations selon leur impact sur le réseau électrique. Ensuite, ces nouveaux descripteurs constitueront une base de données qui servira pour le modèle d'apprentissage machine.

Les signaux simulés,  $x_j(t)$  avec  $j \in [1, 10]$  ont une fréquence fondamentale de 60 Hz et une amplitude normalisée ( $A = 1$ ), conformément aux spécifications du Tableau 1.1. La fréquence d'échantillonnage est de 1 kHz et les types de perturbations sont appelées classes  $C_i$  (Figure 1.7), où  $i$  prend des valeurs de 1 à 10. Les fonctions échelon de Heaviside  $h(t, t_1)$  et  $h(t, t_2)$  utilisées dans le Tableau 1.1, sont définies comme suit :

$$h(t, t_1) = \begin{cases} 1 & \text{si } t \geq t_1 \\ 0 & \text{si } t < t_1 \end{cases} \quad \text{et} \quad h(t, t_2) = \begin{cases} 1 & \text{si } t \geq t_2 \\ 0 & \text{si } t < t_2 \end{cases} \quad (1.6)$$

où  $t_1$  et  $t_2$  représentent respectivement les instants de début et de fin de la perturbation, avec une durée de  $0.016s \leq t_1 \leq t_2 \leq 0.18s$  et  $T \leq t_1 \leq t_2 \leq 9T$  (où  $T = \frac{1}{f}$  est la période). Cette condition s'applique à tous les types de perturbations.

*Signaux basés sur le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds* : Ces signaux sont générés par la simulation d'un réseau électrique réel, ce qui permet d'évaluer l'efficacité des méthodes proposées dans des conditions plus réalistes.



TABLE 1.1 – Modélisation numérique des perturbations simulées de la qualité de l'énergie.

Perturbations PQ	Modèles	Valeurs des paramètres
$C_1$ : Pur sine wave	$x_1(t) = A \sin(\omega t)$	$A = 1$ (pu), $\omega = 2\pi f$ , $f = 60$ Hz,
		$t = [0 : \frac{1}{f_s} : 1]$ s, $f_s = 1000$ Hz
$C_2$ : Sag	$x_2(t) = A \left( 1 - \alpha(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \right) \sin(\omega t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9$ , $t_1 = 0.3$ s, $t_2 = 0.5$ s
$C_3$ : Swell	$x_3(t) = A \left( 1 + \alpha(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \right) \sin(\omega t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8$ , $t_1 = 0.3$ s, $t_2 = 0.5$ s
$C_4$ : Interruption	$x_4(t) = A \left( 1 - \alpha(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \right) \sin(\omega t)$	$0.9 \leq \alpha \leq 1$ , $t_1 = 0.3$ s, $t_2 = 0.5$ s
$C_5$ : Sag + Harmonic 3	$x_5(t) = A \left( 1 - \alpha(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \right) \left( \sin(\omega t) + \alpha_3(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(3\omega t) \right)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9$ , $0.05 \leq \alpha_3, \alpha_5 \leq 0.15$ , $\sum \alpha_i^2 = 1$ , $t_1 = 0.3$ s, $t_2 = 0.5$ s
$C_6$ : Sag + Harmonics 3 & 5	$x_6(t) = A \left( 1 - \alpha(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \right) \left( \sin(\omega t) + \alpha_3(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(3\omega t) + \alpha_5(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(5\omega t) \right)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9$ , $0.05 \leq \alpha_3, \alpha_5 \leq 0.15$ , $\sum \alpha_i^2 = 1$ , $t_1 = 0.3$ s, $t_2 = 0.5$ s
$C_7$ : Swell + Harmonic 3	$x_7(t) = A \left( 1 + \alpha(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \right) \left( \sin(\omega t) + \alpha_3(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(3\omega t) \right)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8$ , $0.05 \leq \alpha_3, \alpha_5 \leq 0.15$ , $\sum \alpha_i^2 = 1$ , $t_1 = 0.3$ s, $t_2 = 0.5$ s
$C_8$ : Swell + Harmonics 3 & 5	$x_8(t) = A \left( 1 + \alpha(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \right) \left( \sin(\omega t) + \alpha_3(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(3\omega t) + \alpha_5(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(5\omega t) \right)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8$ , $0.05 \leq \alpha_3, \alpha_5 \leq 0.15$ , $\sum \alpha_i^2 = 1$ , $t_1 = 0.3$ s, $t_2 = 0.5$ s
$C_9$ : Harmonic 3	$x_9(t) = A \left( \sin(\omega t) + \alpha_3(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(3\omega t) \right)$	$0.05 \leq \alpha_3, \alpha_5 \leq 0.15$ , $\sum \alpha_i^2 = 1$ , $t_1 = 0.3$ s, $t_2 = 0.5$ s
$C_{10}$ : Harmonics 3 & 5	$x_{10}(t) = A \left( \sin(\omega t) + \alpha_3(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(3\omega t) + \alpha_5(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(5\omega t) \right)$	$0.05 \leq \alpha_3, \alpha_5 \leq 0.15$ , $\sum \alpha_i^2 = 1$ , $t_1 = 0.3$ s, $t_2 = 0.5$ s

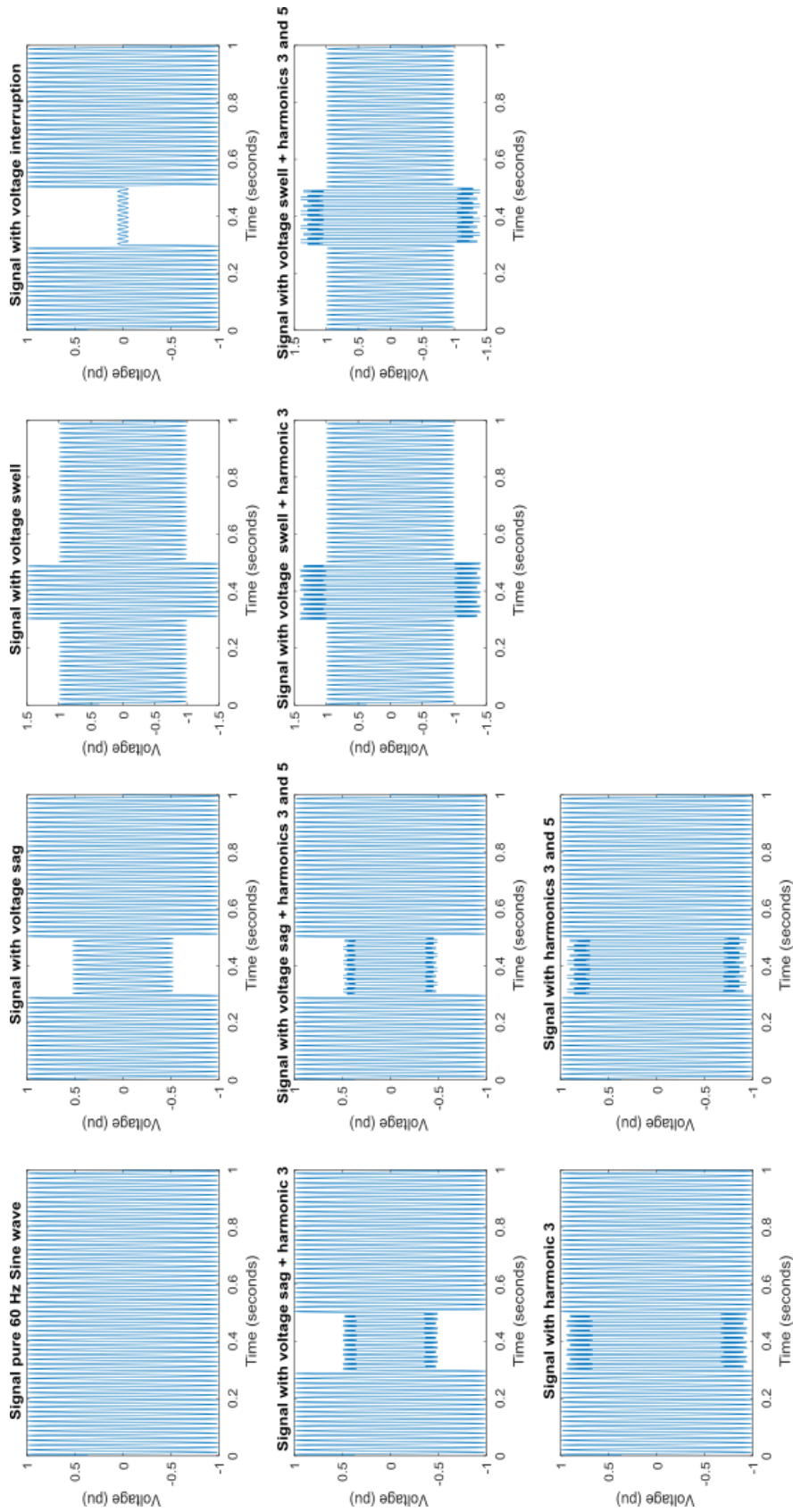


FIGURE 1.7 – Différentes perturbations de la qualité de l'énergie dans cette étude

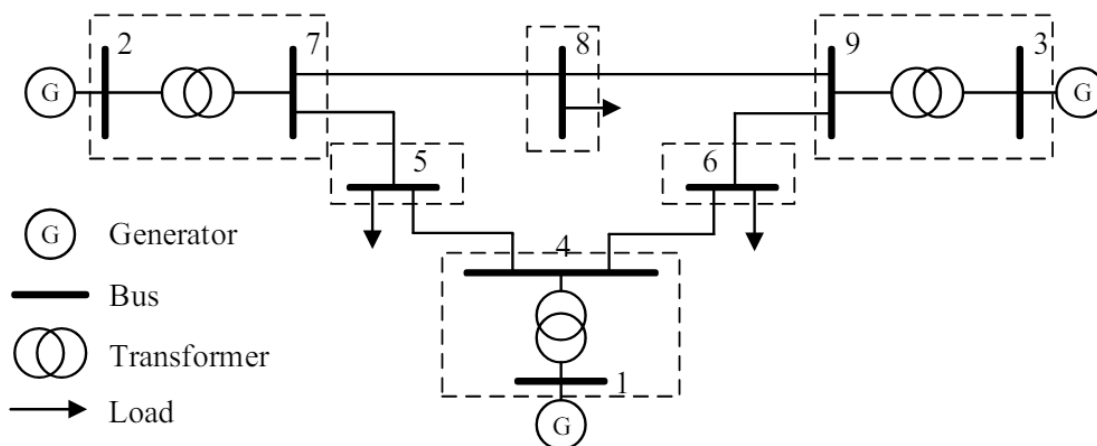


FIGURE 1.8 – Schéma du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

Dans cette partie de l'étude, le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds [54], reconnu comme l'un des modèles standards dans le domaine, a été sélectionné. Des informations détaillées sur ce système sont disponibles dans l'Annexe A.1, et son schéma de ligne du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds [55], [56] et de sa configuration de sous-station est présenté dans la Figure 1.8. Pour notre étude de cas, nous avons simulé un court-circuit triphasé et une coupure monophasée sur la ligne entre les nœuds 5 et 7, avec des mesures de tension et de courant réalisées aux nœuds 5, 6, 7, 8 et 9.

La configuration système utilisée pour les tests expérimentaux est la suivante : un PC avec processeur Intel Core i7-8700 cadencé à 3,20 GHz, une mémoire RAM de 16 Go, un système d'exploitation Windows 10 Professionnel et la version R2021a de Matlab-Simulink.

## 1.6 Conclusion

Pour assurer le fonctionnement stable et fiable du système électrique, ce travail est crucial pour détecter et identifier avec précision les perturbations, puis pour les corriger, les équilibrer et les prévenir.

Dans ce chapitre, nous avons étudié les principales perturbations qui affectent la qualité de l'énergie dans le réseau électrique et déterminé leurs causes et leurs conséquences. Quatre principaux types de perturbations ont été particulièrement analysés : la variation fondamentale de fréquence et de phase, la variation d'amplitude de tension, la distorsion de forme d'onde et le déséquilibre triphasé.

Dans la Figure 1.6, nous avons présenté la méthodologie proposée dans cette thèse. Elle se compose de trois parties principales : détection, extraction de descripteurs et classification. Dans chaque partie, trois méthodes sont sélectionnées, leurs résultats sont comparés et les méthodes sont évaluées à trois niveaux de bruit. Ceci sera discuté en détail dans les chapitres

suivants.

Afin de valider nos méthodes proposées, dix types de perturbations, représentatifs des perturbations de qualité de l'énergie rencontrées, ont été spécifiquement pris en compte dans cette thèse, comme présenté dans le Tableau 1.1. Nous avons également présenté le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds qui nous permet de tester nos méthodes sur des signaux plus réalistes.



## 2 Détection des perturbations de la qualité de l'énergie

### 2.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté les divers types de perturbations affectant la qualité de l'énergie. Nous avons mis en lumière les caractéristiques typiques de ces perturbations, leurs origines et leurs impacts sur les systèmes électriques. Ce chapitre se concentre sur la détection automatique de ces perturbations au sein des réseaux électriques et présente les méthodes de traitement du signal les plus adaptées pour y parvenir.

Après avoir mesuré les signaux de tension et de courant d'un système électrique, des transformations peuvent être appliquées sur ces signaux afin de les représenter dans un autre domaine d'analyse. Cela permet d'explorer davantage d'informations contenues dans le signal. La Figure 2.1 s'inspire de l'étude de [57], adaptée à nos propres études. La plupart des méthodes de transformation utilisées pour la détection des perturbations de la qualité de l'énergie peuvent être regroupées en domaines temporel, fréquentiel et temps-fréquence.

Les méthodes dans le domaine temporel sont largement utilisées pour suivre l'évolution des caractéristiques des signaux surveillés au fil du temps. Elles sont couramment employées pour analyser les perturbations de la qualité de l'énergie telles que les interruptions, les transitoires, les changements rapides de tension, les surtensions et les creux de tension, car ce sont des phénomènes en principe imprévisibles et non périodiques. Les méthodes temporelles peuvent être subdivisées en méthodes paramétriques et non paramétriques. Par exemple, des méthodes paramétriques comme le suivi des composants symétriques, le modèle de phasor spatial (SPM), la reconstruction de l'espace de phase (PSR), et la morphologie mathématique (MM) [58], [59], [60], [61], [62] et [47]. Les techniques paramétriques utilisent des hypothèses sur la distribution statistique de la population à partir de laquelle les échantillons (signaux) ont été prélevés pour estimer statistiquement les amplitudes, les angles de phase et la fréquence. Les techniques non paramétriques, comme le filtre de Kalman (KF), la boucle à verrouillage de phase (PLL) et les filtres adaptatifs (AF), décomposent les signaux mesurés originaux en composants qui montrent clairement comment les perturbations évoluent au fil du temps [63], [64], [19] et [65].

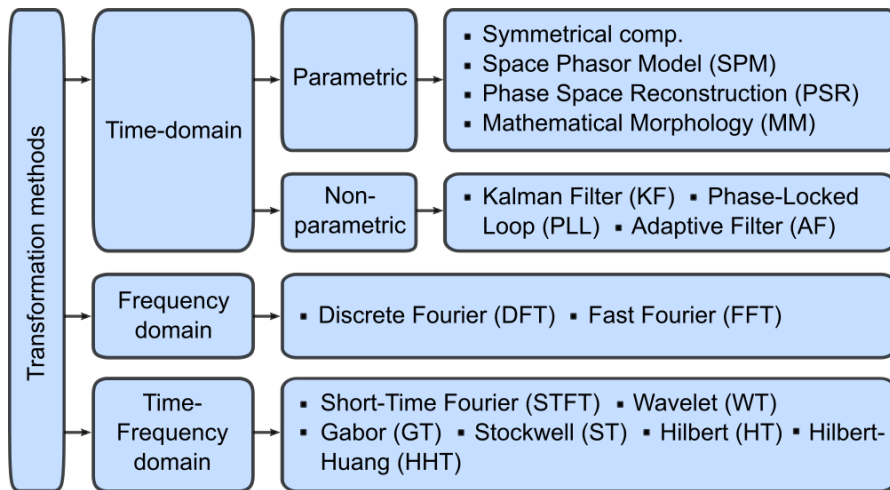


FIGURE 2.1 – Taxonomie des méthodes de transformation

Les méthodes temporelles offrent une haute résolution temporelle, ce qui permet la détection de perturbations courtes et transitoires. Elles sont faciles à mettre en œuvre et à interpréter, et nécessitent généralement un temps de calcul réduit. Toutefois, elles sont limitées par rapport aux méthodes basées sur l'analyse fréquentielle en raison de leur difficulté à détecter des perturbations complexes (combinées) et de leur sensibilité au bruit et aux interférences.

Les transformations dans le domaine fréquentiel sont essentiellement appliquées aux signaux en régime permanent en utilisant la transformée de Fourier - Fourier Transform (FT). Cette transformation décompose les signaux déformés en une somme de sinusoïdes pures ayant différentes fréquences. La transformée de Fourier rapide (FFT) est une technique bien connue pour le calcul de la transformée de Fourier discrète (TFD) [44], [32] et [66]. La FFT est couramment utilisée pour le calcul de l'amplitude fondamentale ou d'harmoniques spécifiques, le décalage d'angle de phase entre les composants harmoniques, la valeur efficace - Root Mean Square (RMS), et la distorsion harmonique totale - Total Harmonic Distortion (THD) [67] et [68]. Bien que la FFT et la DFT puissent produire des résultats inexacts pour les signaux non stationnaires, certaines études ont adopté cette transformation pour la détection des creux de tension, des surtension, en raison de la répartition des composants spectraux de ces perturbations sur toute la gamme de fréquences [46], [69] et [70].

Les méthodes fréquentielles permettent d'identifier et d'analyser les composantes fréquentielles, utiles pour la détection des harmoniques et des distorsions. Cependant, elles entraînent une perte d'information temporelle et sont moins efficaces pour les signaux non stationnaires. Pour cela, la FFT peut être utilisée en combinaison avec des techniques de transformation temps-fréquence [71], [15], [15] et [72].

Les transformations dans le domaine temps-fréquence (TF) conservent la plupart des avantages des techniques temporelles et fréquentielles. Ces techniques peuvent fournir des informations temporelles et fréquentielles en même temps, ce qui améliore la précision des algorithmes de

détection et de classification des perturbations de la qualité de l'énergie.

La transformée de Fourier à court terme (STFT) consiste en le calcul de la FT sur une partie du signal supposée stationnaire. La STFT a été utilisée pour la détection de multiples perturbations et des creux de tension. La transformée en ondelettes (WT), également connue pour son analyse multi-résolution, décompose le signal original en différentes échelles à l'aide d'une forme d'onde appelée "ondelette mère". La transformée en ondelettes discrète - Discrete Wavelet Transform (DWT) utilise une ondelette mère discrète qui génère une base orthogonale et a été largement utilisée pour la détection et la classification des perturbations de la qualité de l'énergie, soit en tant que technique de transformation principale, soit en combinaison avec d'autres techniques [73], [74], [75], [76], [77], [78] et [79]. Par exemple, la DWT est utilisée pour la détection et la classification des creux de tension et des surtensions. Également, des techniques telles que la transformée de Stockwell (ST), la transformée en Gabor (GT), la transformée de Hilbert (HT), la transformée de Hilbert-Huang (HHT) et des techniques combinées peuvent être utilisées pour la détection des perturbations [80], [81], [82], [83], [84], [85], [86], [87], [88] et [89].

Les méthodes temps-fréquence sont adaptées pour analyser les signaux non stationnaires, en particulier les transitoires et les perturbations de courte durée. Toutefois, elles peuvent nécessiter des ressources de calcul importantes.

La diversité des perturbations et leur impact variable sur ces paramètres rendent difficile l'élaboration d'une méthode universelle de détection et de caractérisation. Chaque type de perturbation affecte différemment ces paramètres, nécessitant ainsi des stratégies de détection adaptées. Par exemple, les chutes de tension à court terme se manifestent par une diminution notable de l'amplitude du signal de tension, détectable par la surveillance des variations d'amplitude par rapport à des seuils établis. Les transitoires, caractérisés par des changements brusques en fréquence ou en amplitude, exigent des techniques d'analyse temporelle à haute résolution pour leur détection et caractérisation. Pour les perturbations à long terme, telles que les variations progressives de tension sur de longues périodes, des approches statistiques et de suivi à long terme sont préférables.

Néanmoins, tout type de perturbation va nécessairement impacter la fréquence fondamentale du signal. Dans ce chapitre nous nous concentrons sur les méthodes de traitement du signal qui se basent notamment sur l'estimation de la fréquence fondamentale du système électrique.

Dans ce contexte, nous testons trois méthodes de détection : La première est basée sur la boucle à verrouillage de phase (PLL) appliquée au signal de tension mesuré, contribuant à la détection des perturbations en temps réel. Le rôle principal de la PLL est de synchroniser le convertisseur avec le réseau électrique, en calculant les variations de fréquence fondamentale et l'erreur de phase, facilitant ainsi la régulation de fréquence en temps réel. Une étude comparative de cinq méthodes de PLL a été réalisée pour évaluer leur efficacité dans la détection des perturbations de la qualité de l'énergie [19], [90] et [91].



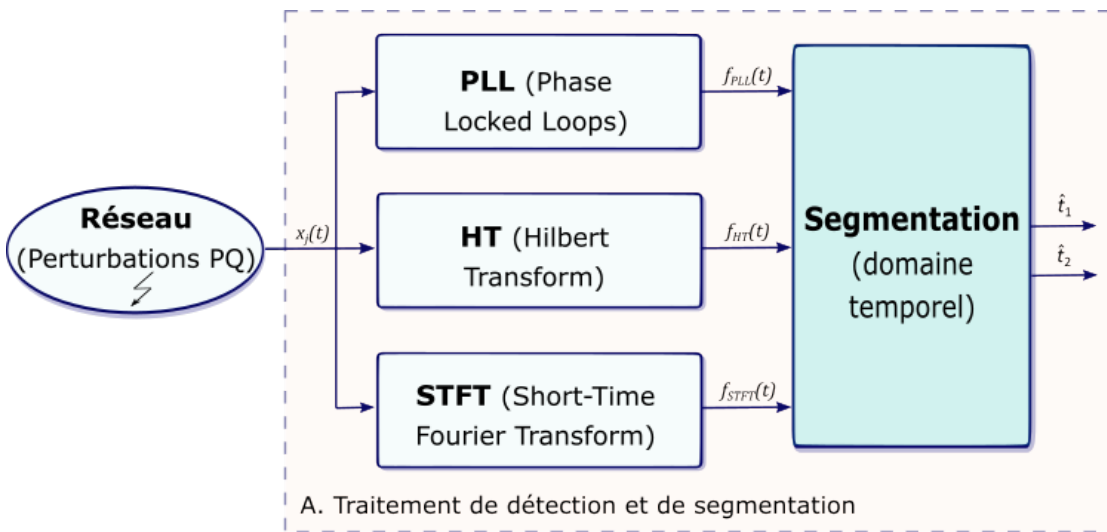


FIGURE 2.2 – Schéma de la détection et de la segmentation des perturbations de la qualité de l'énergie

La deuxième méthode est basée sur la transformée de Hilbert (HT) dans le domaine temporel et fréquentiel. Cette méthode est employée pour obtenir des estimations de fréquence instantanée, permettant ainsi de détecter les perturbations en analysant les variations de fréquence instantanée [92], [93] et [94].

Nous proposons également une troisième approche basée sur le domaine temps-fréquence, spécifiquement la transformée de Fourier à court terme (STFT), pour estimer les variations de fréquence instantanée et la dérivée de phase instantanée, ce qui peut être avantageux en présence du bruit [73] et [74].

La Figure 2.2 illustre les approches de détection proposées dans ce chapitre. L'entrée de cette étape de traitement de détection et de segmentation est le signal de tension et de courant mesurés dans le système électrique. Dans ce chapitre, nous considérons les signaux de tension présentés dans le Tableau 1.1, ainsi que les signaux de tension mesurés dans le système électrique dans l'Annexe A.1.

Chaque méthode de détection de perturbation analyse les variations de la fréquence fondamentale et de la fréquence instantanée du signal au fil du temps. Avec  $f_{PLL}(t)$ ,  $f_{HT}(t)$  et  $f_{STFT}(t)$  désignant respectivement la fréquence fondamentale (instantanée dans le cas de la HT) estimée via les trois méthodes que nous proposons pour détecter les perturbations.

La Figure 2.3 montre un exemple de détection de perturbation de signal avec chute de tension. Nous avons généré un signal synthétique en pré-calculant le moment de début  $t_1=0.3$  s et la fin  $t_2=0.5$  s de la perturbation. Les moments de détection  $\hat{t}_1$ ,  $\hat{t}_2$  de ce signal simulé seront déterminés à l'aide des trois méthodes décrites ci-dessus. Enfin, il est prévu d'évaluer ces méthodes en calculant l'erreur de la détection à l'aide de l'équation 2.13.

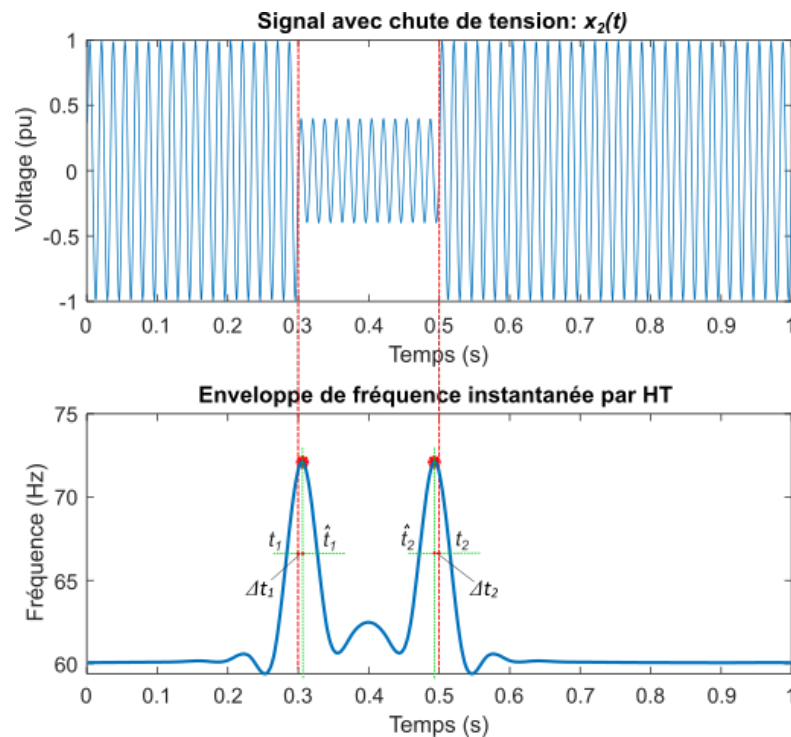


FIGURE 2.3 – Détection des perturbations d'un signal avec chute de tension

Le chapitre est structuré de la manière suivante : nous commençons par présenter les trois méthodes différentes pour la détection des perturbations de la qualité de l'énergie. Chacune de ces méthodes est ensuite testée sur des signaux synthétiques, ainsi que sur des signaux mesurés dans un système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds. Ensuite, nous effectuons une étude comparative de ces trois méthodes, basée sur deux critères principaux :

- La précision dans l'estimation de la fréquence fondamentale/instantanée ;
- La précision dans la détection des perturbations.

La robustesse de chaque méthode vis-à-vis du bruit est également discutée.

## 2.2 Méthodes de détection

Dans cette section, nous présentons trois méthodes différentes pour la détection efficace des perturbations affectant la qualité de l'énergie. Chacune de ces méthodes est conçue pour cibler et analyser des paramètres d'aspect spécifiques des perturbations dans les réseaux électriques.

### 2.2.1 Méthode de boucle à verrouillage de phase (PLL)

Les méthodes basées sur la boucle à verrouillage de phase (PLL) sont essentielles pour préservation de la qualité des formes d'onde électrique, notamment avec l'intégration croissante des sources d'énergie distribuées telles que l'énergie solaire, éolienne et les systèmes de stockage d'énergie. Les fluctuations inhérentes de ces sources peuvent entraîner des variations de fréquence et d'amplitude, influençant la qualité de l'énergie fournie dans le réseau électrique. Par conséquent, une des exigences fondamentales est la réinjection d'un courant sinusoïdal en phase synchronisé avec le réseau électrique. Les méthodes PLL sont cruciales pour maintenir la stabilité des formes d'onde en surveillant les signaux électriques et en ajustant la fréquence et la phase des convertisseurs d'énergie, assurant ainsi la qualité des formes d'onde et la stabilité du réseau lors de l'intégration des énergies renouvelables.

Nous explorons diverses versions et améliorations de la PLL, qui se révèlent efficaces pour estimer la fréquence fondamentale et les écarts d'angle de phase dans le réseau électrique. Les références citées, telles que [34], [91], [95], [96], [97] et [98], offrent un aperçu détaillé des différentes implémentations de la PLL et de leurs performances dans ce contexte.

Le schéma de base d'une PLL se compose de trois blocs principaux, comme détaillé dans [99] et illustré sur la Figure 2.4. Le premier élément est le détecteur de phase - Phase Detector (PD) qui produit un signal proportionnel à la différence de phase entre le signal d'entrée et celui émis par l'oscillateur contrôlé en tension - Voltage Controlled Oscillator (VCO). Le deuxième élément, le filtre de boucle - Loop Filter (LF) a pour fonction de filtrer les composantes haute fréquence issues de la sortie du PD. Finalement, le VCO génère un signal périodique à sa sortie, dont la fréquence est ajustée par rapport à un signal de référence. Ces composants de la PLL travaillent ensemble pour assurer une synchronisation précise et stable entre le signal d'entrée et le signal de référence, ce qui est vital pour le maintien de la qualité de l'énergie dans le réseau électrique.

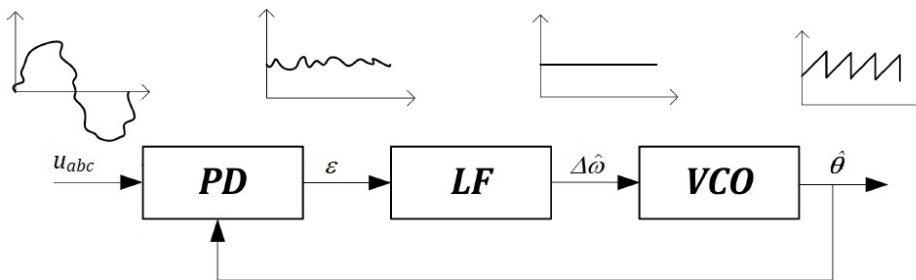


FIGURE 2.4 – Schéma du principe général d'une PLL

Le fonctionnement de la PLL peut être décrit à travers les étapes suivantes :

- Les tensions du réseau triphasé  $u_a$ ,  $u_b$ , et  $u_c$  servent d'entrées au PD. Ces tensions, sup-

posées équilibrées dans les coordonnées naturelles  $abc$ , sont exprimées comme suit :

$$\begin{aligned} u_a &= U \cos(\theta) \\ u_b &= U \cos(\theta - 2\pi/3) \\ u_c &= U \cos(\theta + 2\pi/3) \end{aligned} \quad (2.1)$$

où représente  $\theta$  la phase réel et  $U$  l'amplitude de la tension du réseau en phase. Ces tensions fournissent les informations nécessaires à la PLL pour estimer la différence de phase entre le signal d'entrée et celui généré par le VCO, permettant à la PLL de réaliser les ajustements nécessaires pour maintenir la synchronisation entre ces signaux.

Ce principe s'applique aux configurations de base de la PLL opérant dans les coordonnées  $abc$ , à condition que la tension du réseau soit exempte de pollution. Dans le cas de tensions distordues, la synchronisation avec le réseau électrique peut devenir problématique. L'application directe de méthodes de détection de phase peut conduire à des erreurs significatives en raison de variations de tension, comme des sags, des modifications de phase et de fréquence, des harmoniques élevées, ou de légères distorsions harmoniques telles que le scintillement [100]. Pour surmonter ces défis, la conversion des signaux en coordonnées  $\alpha\beta$  ou  $dq$  est recommandée pour filtrer efficacement les distorsions mentionnées. La E-PLL est typiquement employée dans le cadre des coordonnées naturelles  $abc$  [25].

- Les tensions de phase mesurées sont transformées en coordonnées stationnaires  $\alpha\beta$  à l'aide de la transformation de Clarke pour obtenir  $u_\alpha$  et  $u_\beta$  :

$$\begin{bmatrix} u_\alpha \\ u_\beta \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_a \\ u_b \\ u_c \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

où  $u_\beta$  est décalé de  $-90^\circ$  par rapport à  $u_\alpha$ . Ceci permet d'utiliser l'intégrateur généralisé de second ordre - Second Order Generalized Integrator (SOGI) avec boucle à verrouillage de fréquence - Frequency Locked Loop (FLL) pour traiter les signaux dans les coordonnées stationnaires  $\alpha\beta$  [101].

- Ensuite, les composantes de tension  $\alpha\beta$  sont transformées en coordonnées de rotation synchrones  $dq$  à l'aide de la transformation de Park, avec un angle de phase estimé  $\hat{\theta}$  à partir de la sortie PLL. Les composantes de tension  $dq$  du réseau électrique sont calculées comme suit :

$$\begin{bmatrix} u_d \\ u_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\hat{\theta}) & \sin(\hat{\theta}) \\ -\sin(\hat{\theta}) & \cos(\hat{\theta}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_\alpha \\ u_\beta \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Après application de cette transformation, les composantes  $dq$  de la tension du réseau

sont les suivantes :

$$\begin{aligned} u_d &= U \cos(\theta - \hat{\theta}) \\ u_q &= U \sin(\theta - \hat{\theta}) \end{aligned} \quad (2.4)$$

Cette transformation en coordonnées  $dq$  améliore la visibilité des distorsions en transformant les signaux sinusoïdaux, issus des coordonnées  $abc$  ou  $\alpha\beta$ , en signaux continus DC. Sous formes  $dq$ , les tensions idéales apparaissent comme des signaux parfaitement continus, facilitant grandement la détection des anomalies. En présence de distorsions dans la tension du réseau, les variations des signaux continus sont nettement plus discernables et peuvent être filtrées plus efficacement que dans un système opérant avec des signaux sinusoïdaux.

L'adoption de coordonnées  $dq$  offre également l'avantage d'utiliser des techniques spécialisées, telles que le PLL en cadre de référence synchrone PLL - Synchronous Reference Frame PLL (SRF-PLL), le PLL avec retard - Lag PLL (Lag-PLL), et le filtre passe-bas PLL - Low-Pass Filter PLL (LPF-PLL). Ces méthodes exploitent la transformation  $dq$  pour une identification et un filtrage précis des perturbations, renforçant ainsi la capacité du système à maintenir une qualité de l'énergie optimale face à divers types de distorsions [95], [100] et [102].

- L'erreur du détecteur de phase  $e$  est généré en soustrayant le signal de référence  $u_q^{ref}$ , préalablement réglé à zéro, de la composante  $u_q^*$ , qui constitue l'entrée du filtre de boucle de type proportionnelle intégrale - Proportional Integral (PI) de la PLL. Ce processus vise à aligner la phase estimée avec la phase réel du réseau, assurant ainsi une synchronisation précise [24].

$$e = 0 - u_q^* = 0 \Rightarrow \sin(\theta - \hat{\theta}) = 0 \Rightarrow \hat{\theta} = \theta \quad (2.5)$$

Cela conduit à égaliser la phase estimée et la phase réelle de la tension du réseau à l'état stable. Le contrôleur PI est choisi comme type de filtre car, en régime permanent, il permet d'obtenir une erreur du détecteur de phase nul non seulement pour les changements brusques de l'angle de phase de la tension, mais aussi pour les changements brusques de la fréquence de la tension [24].

- Le contrôleur PI calcule la variation de la fréquence angulaire  $\Delta\omega$  du réseau, qui est ensuite additionnée à la fréquence angulaire de référence  $\omega^{ref}$ . Cette opération fournit une estimation de la fréquence angulaire du réseau  $\hat{\omega}$ .
- En intégrant la fréquence angulaire estimée  $\hat{\omega}$  sur le temps, on obtient l'angle de phase estimé  $\hat{\theta}$ . Ceci permet le calcul des composantes  $dq$  de la tension du réseau. L'objectif est d'atteindre un point où  $u_q$  devient nul et  $u_d$  une constante égale à l'amplitude de la tension du réseau  $U$ . Cela assure une synchronisation efficace entre le réseau électrique et la PLL.

L'objectif principal de cette section a été de présenter comment, grâce à l'utilisation de la mé-

thode PLL, il est possible d'estimer en temps réel l'erreur de phase absolue pour détecter efficacement les perturbations affectant la qualité de l'énergie. Pour approfondir notre analyse, nous avons exploré cinq configurations différentes de la PLL. Ces différentes implémentations seront détaillées et comparées dans la section suivante, offrant ainsi une vue d'ensemble de leur efficacité et de leur applicabilité dans divers contextes de perturbations de la qualité de l'énergie.

### Cadre de référence synchrone PLL (SRF-PLL)

La PLL en cadre de référence synchrone (SRF-PLL) représente l'une des implémentations les plus simples et les plus largement adoptées. Elle est reconnue pour sa capacité à verrouiller rapidement l'angle de phase sur celui du réseau, tout en offrant d'excellentes propriétés de filtrage qui améliorent les performances dynamiques du système [103], [104], [105]. Des efforts ont été déployés pour perfectionner la SRF-PLL, en particulier pour minimiser le bruit, les distorsions, et les incertitudes des paramètres internes, augmentant ainsi sa fiabilité et sa précision. L'implémentation de la SRF-PLL est illustrée à la Figure 2.5.

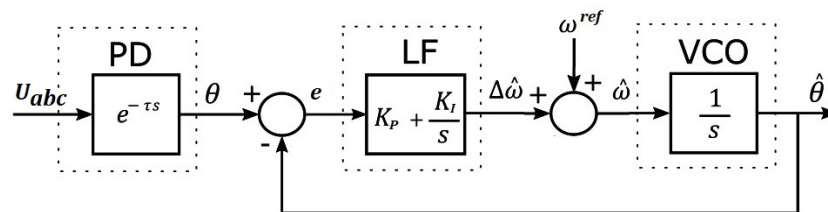


FIGURE 2.5 – Schéma de la SRF-PLL ( $K_P = 50$  et  $K_I = 0.05$ )

Dans le contexte de la SRF-PLL, l'estimation et la correction de l'erreur d'angle de phase sont cruciales, surtout face à des conditions de réseau non idéales ou à des perturbations affectant la qualité de l'énergie. Cette erreur, une fois identifiée, joue un rôle clé dans la détection des perturbations de la qualité de l'énergie. La méthode SRF-PLL, grâce à l'ajustement des paramètres du contrôleur PI, permet de réduire efficacement cette erreur, assurant la stabilité du système électrique même en présence de perturbations.

### Lag PLL (Lag-PLL)

La configuration du Lag-PLL, comme illustrée à la Figure 2.6, se distingue par l'intégration d'un filtre passe-bas dans la boucle de contrôle, positionné avant le contrôleur PI. L'ajout de ce filtre passe-bas a pour principal objectif de minimiser la sensibilité de la PLL aux interférences et bruits externes. En filtrant les hautes fréquences avant qu'elles n'atteignent le contrôleur PI, le filtre contribue à stabiliser le calcul de l'écart de fréquence  $\Delta\hat{\omega}(s)$ , réduisant ainsi les risques d'erreurs numériques susceptibles de survenir pendant ce processus. Cette approche améliore notablement la fiabilité et la précision de la PLL en présence de perturbations et de

bruits électriques. Pour plus d'information sur le Lag-PLL, nous invitons le lecteur à consulter la référence [39].

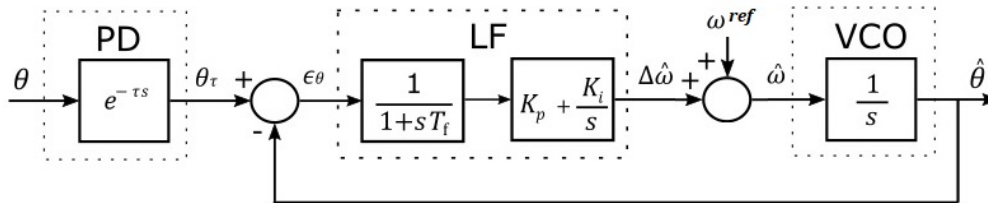


FIGURE 2.6 – Schéma du Lag-PLL

### Filtre passe-bas PLL (LPF-PLL)

Comme illustré à la Figure 2.7, le filtre passe-bas PLL (LPF-PLL) constitue une variante spécifique de la SRF-PLL, proposée initialement dans [106]. Cette configuration du LPF-PLL agit essentiellement comme un bloc avance-retard. Son objectif principal est de filtrer les interférences et de résoudre les problèmes numériques pouvant survenir lors du calcul de  $\Delta\hat{\omega}(s)$ , afin de prévenir d'éventuels retards significatifs dans le processus de verrouillage.

Le filtre passe-bas au sein du LPF-PLL supprime le bruit et les composantes à haute fréquence provenant du détecteur de phase (PD), tout en fournissant à l'oscillateur contrôlé en tension (VCO) un signal en courant continu précisément contrôlé. Cette configuration part du principe que la boucle est verrouillée, que le PD opère de manière linéaire et que la tension de sortie du filtre passe-bas est proportionnelle à l'erreur de phase. Ainsi, l'erreur de phase  $e$  est filtrée par le LF.

Dans les systèmes d'asservissement, la classification de la boucle est déterminée par le nombre d'intégrateurs parfaits présents. Puisque toute PLL intègre au moins un intégrateur parfait au niveau du VCO, elle est classifiée au minimum comme une boucle de type un.

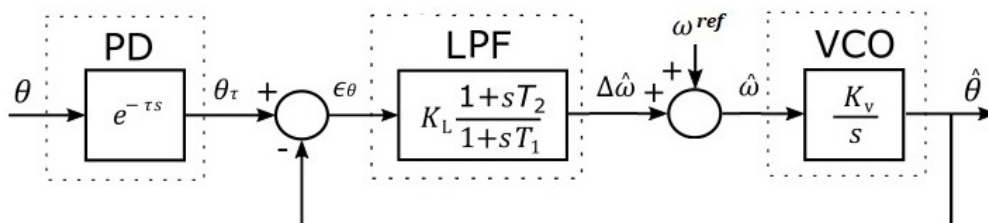


FIGURE 2.7 – Schéma du LPF-PLL

### PLL améliorée (E-PLL)

L'E-PLL introduite dans les travaux [100] et [25], repose sur l'utilisation d'un filtre adaptatif (Adaptive Filter, AF en anglais) capable d'ajuster sa fonction de transfert en fonction d'un algorithme de rétroaction basé sur une erreur du détecteur de phase. La Figure 2.8 illustre l'implémentation de l'E-PLL en configuration monophasée, utilisant les coordonnées naturelles  $abc$ . Cette configuration de l'E-PLL est conçue pour être robuste face au bruit, aux distorsions et aux incertitudes liées aux réglages des paramètres internes, et pour s'adapter de manière flexible aux variations de fréquence.

Le filtre adaptatif joue un rôle clé en estimant la tension d'entrée  $u_a$  à partir de l'erreur de phase détectée  $e$  et de l'angle de phase verrouillé  $\hat{\theta}$ . Il génère une référence de filtre  $\cos(\hat{\theta})$ , en minimisant une fonction objectif spécifique. Au bout d'une certaine période, la fréquence et la phase de l'E-PLL se stabilisent sans oscillations, comme démontré dans [107] et [108].

Cependant, un inconvénient notable de l'E-PLL est sa réponse relativement lente, le processus d'estimation nécessitant généralement plus d'un cycle pour converger vers une estimation précise.

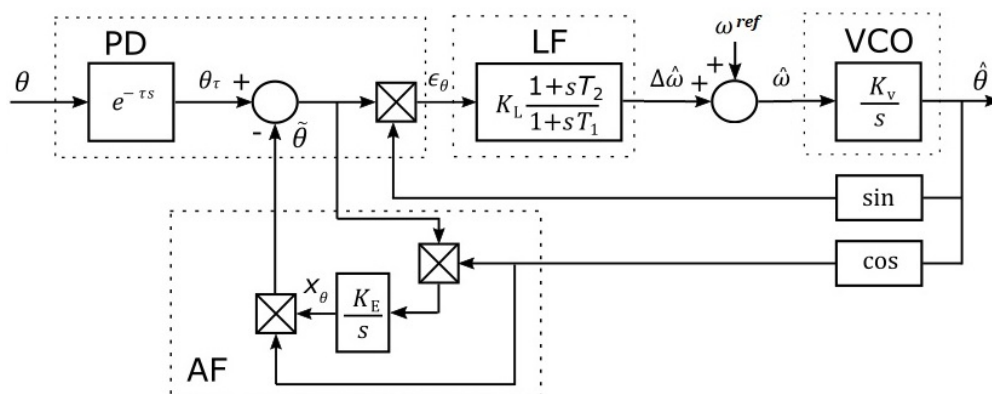


FIGURE 2.8 – Schéma d'E-PLL

### Intégrateur généralisé de second ordre avec boucle à verrouillage de fréquence (SOGI-FLL)

La dernière configuration de PLL la plus avancée abordée dans cette thèse est représentée dans la Figure 2.9. Cette approche se distingue des configurations de PLL traditionnelles par l'incorporation d'un intégrateur généralisé de second ordre (SOGI) [101], une structure de filtre adaptatif exploitant la fréquence de résonance  $\tilde{\omega}$ , et d'une boucle à verrouillage de fréquence (FLL) [109], qui ajuste dynamiquement  $\tilde{\omega}(s)$  [110]. Nous examinons spécifiquement la configuration intégrateur généralisé de second ordre - boucle à verrouillage de fréquence - Second Order Generalized Integrator - Frequency Locked Loop (SOGI-FLL), conçue pour une estimation précise



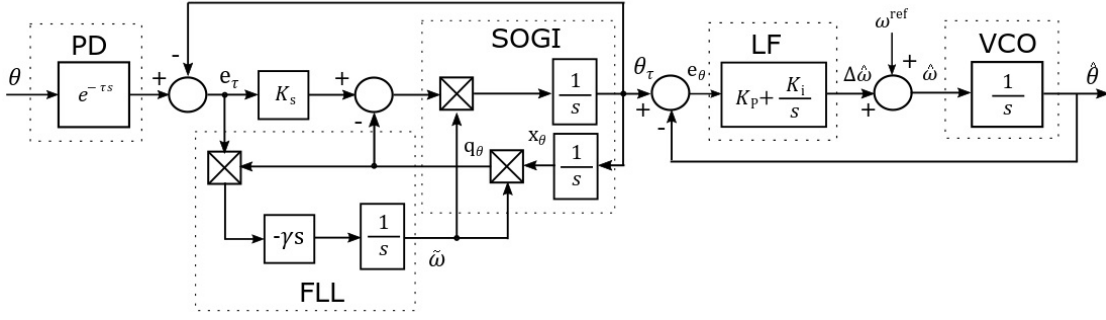


FIGURE 2.9 – Schéma du SOGI-FLL

de la fréquence  $\hat{\omega}$ . Cette méthode introduit une nouvelle approche sur les stratégies de synchronisation, privilégiant le verrouillage de fréquence au verrouillage de phase traditionnel, pour une adaptation plus fine aux conditions variables du réseau.

Contrairement aux PLL classiques, qui synchronisent la phase du signal d'entrée et dont la précision ainsi que la réponse dynamique peuvent être significativement affectées par des variations brusques de l'angle de phase en conditions transitoires, le FLL se concentre sur l'estimation de la fréquence du signal d'entrée. Cette approche offre une stabilité accrue, car la fréquence est moins susceptible de subir des changements abrupts comparativement à l'angle de phase. En conséquence, le FLL démontre des avantages notables sur les algorithmes PLL traditionnels, particulièrement lors de rapides modifications de l'angle de phase d'entrée. Pour les réseaux électriques présentant des conditions non idéales, l'intégration du SOGI avec un FLL a prouvé son efficacité, en offrant une solution robuste et adaptable [111].

### 2.2.2 Transformée de Hilbert (HT)

L'estimation de la fréquence instantanée - Instantaneous Frequency (IF) permet d'étudier l'évaluation de la fréquence du signal en fonction du temps. C'est donc une approche naturelle pour détecter les perturbations sur le réseau électrique. Afin d'estimer le fréquence instantanée, nous pouvons utiliser le signal analytique qui encapsule simultanément l'amplitude et la phase du signal étudié selon les travaux de [93] et [92]. Un signal analytique  $x_a(t) \in \mathbb{C}$ , associé à un signal réel  $x(t) \in \mathbb{R}$ , se formule de la manière suivante :

$$x_a(t) = A_x e^{j\theta(t)} \quad (2.6)$$

La partie imaginaire associée à la partie réelle du signal analytique  $x_a(t)$  est obtenue grâce à la HT du signal  $x(t)$ . Formellement, cela peut être exprimé comme :

$$x_a(t) = x(t) + jH[x(t)] \quad (2.7)$$

où  $j$  représente l'unité imaginaire et  $H[x(t)]$  est la transformée de Hilbert qui se calcule en convoluant le signal  $x(t)$  avec une réponse impulsionnelle  $1/\pi t$ , ce qui se traduit mathématiquement par :

$$H[x(t)] = x(t) * \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2.8)$$

Ville [112] définit la fréquence instantanée  $f_x(t)$  du signal  $x(t)$  de la façon suivante :

$$f_x(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (2.9)$$

avec  $\theta(t)$  représente la phase instantanée du signal analytique (par l'équation 2.6).

Du point de vue spectral, le spectre du signal analytique est caractérisé par des fréquences négatives nulles et des fréquences positives multipliées par un facteur deux :

$$X_a(f) = \begin{cases} 2X(f) & \text{pour } f > 0 \\ X(f) & \text{pour } f = 0 \\ 0 & \text{pour } f < 0 \end{cases}$$

La Figures 2.10 illustre l'estimation de la fréquence instantanée d'un signal dont la fréquence varie d'une façon linéaire en fonction du temps. Cette évaluation est bien estimée à l'aide de la méthode basée sur la HT.

La Figure 2.11 illustre la limite de la HT pour estimer la fréquence instantanée dans le cas des signaux multicomposantes. En effet, une dimension supplémentaire est nécessaire pour représenter le contenu fréquentiel multidimensionnel à un instant  $t$  donné. Ceci est possible grâce aux méthodes temps-fréquence [113].

### 2.2.3 Vers les méthodes temps-fréquence

L'intégration des méthodes temps-fréquence (TF) dans l'analyse des signaux offre une opportunité d'estimation précise de la fréquence instantanée, en particulier pour les signaux comportant diverses composantes fréquentielles. Cette approche enrichit considérablement notre capacité à examiner les perturbations impactant la qualité de l'énergie, facilitant ainsi une identification plus détaillée des fluctuations fréquentielles. Le développement complet de cette discussion sur les méthodes temps-fréquence est réservé pour le prochain chapitre.

Pour remédier aux limites de la transformée de Hilbert (HT) dans le cas des signaux multicomposantes, nous pouvons faire appel aux méthodes TF.

Dans cette section, nous allons présenter rapidement un outil de base des transformées TF, qui est la transformée de Fourier à court terme (STFT) [74]. Nous utiliserons la matrice TF afin d'estimer la fréquence instantanée pour la voie fréquentielle qui correspond à  $f = 60$  Hz.

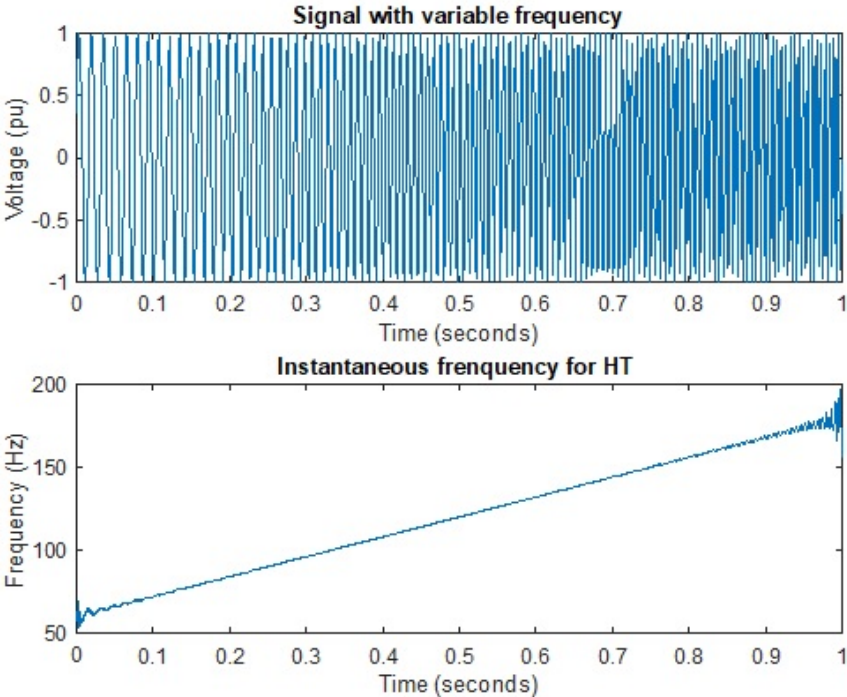


FIGURE 2.10 – Fréquence instantanée par HT du signal  $\sin(120\pi(t + t^2))$

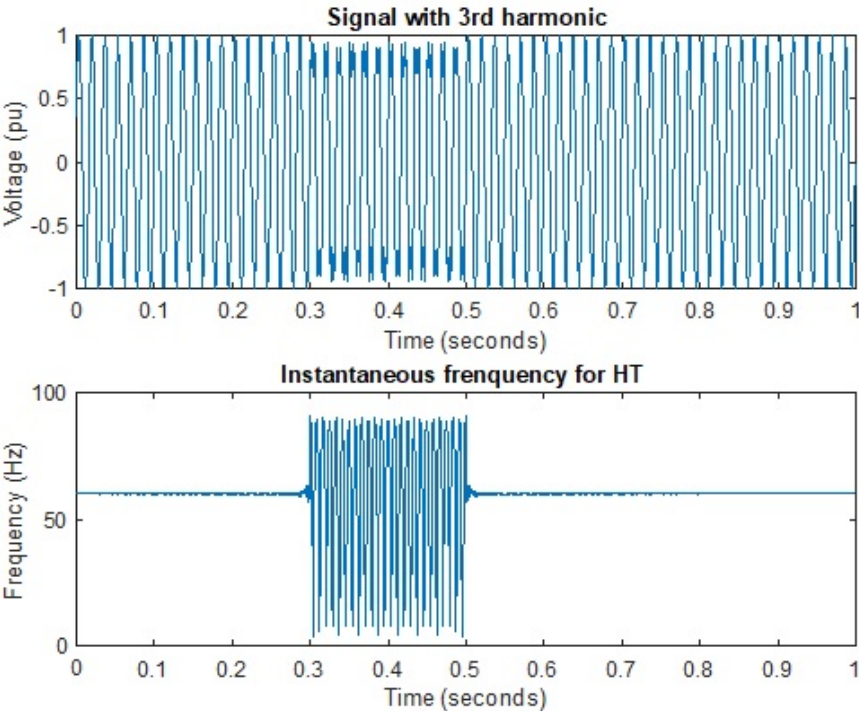


FIGURE 2.11 – Fréquence instantanée par HT du signal  $\sin(120\pi t) + 0.33(h(t, 0.3) - h(t, 0.5)) \sin(360\pi t)$

La STFT d'un signal  $x(t)$ , appliquée avec une fenêtre d'analyse  $g(t)$ , pour être exprimée par l'équation suivante :

$$G_g x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \overline{g(\tau - t)} e^{-j\omega\tau} d\tau = M_g x(t, f) e^{j\theta_g x(t, f)} \quad (2.10)$$

où  $M_g x(t, f)$  et  $\theta_g x(t, f)$  représentent respectivement la magnitude et la phase de la STFT à un instant  $t$  et une fréquence  $f$ , nous nous intéressons à la dérivée de la phase instantanée  $\frac{\partial \theta_g x(t, f)}{\partial t}$  pour une fréquence fondamentale fixée ( $f = 60$  Hz).

Afin d'éviter l'utilisation de l'opérateur dérivé pour calculer  $\frac{\partial \theta_g x(t, f)}{\partial t}$  et qui peut être très sensible aux bruits nous appliquerons plutôt la relation suivante [74] :

$$\frac{\partial \theta_g x(t, f)}{\partial t} = \text{Im} \left( \frac{G_{Dg} x(t, f)}{G_g x(t, f)} \right) \quad (2.11)$$

avec  $\text{Im}$  qui désigne la partie imaginaire,  $G_{Dg} x(t, f)$  est la STFT du signal calculée avec la dérivée de  $g$  (notée  $Dg$ ). Cette approche contourne les problèmes numériques liés à la sensibilité du calcul de la dérivée à la détermination du temps de calcul puisqu'il faudra calculer 2 STFT.

## 2.3 Résultats de simulation

Nous procédons dans cette section en deux étapes. Premièrement, nous menons une étude comparative approfondie des différentes méthodes PLL, ainsi que de la HT et de la STFT, afin d'étudier la précision de ces méthodes pour estimer la fréquence instantanée. Dans la deuxième partie, nous effectuons une étude comparative afin d'évaluer ces méthodes pour détecter le début et la fin des défauts. Nous examinons également la robustesse au bruit des méthodes sélectionnées pour évaluer leur fiabilité dans des conditions réelles.

### 2.3.1 Précision dans l'estimation de la fréquence instantanée

Le but de cette section est de vérifier que les méthodes sélectionnées estiment correctement la variation de la fréquence fondamentale. Ici, nous présentons d'abord les résultats de simulation du calcul de la fréquence fondamentale du système électrique à l'aide de cinq implémentations différentes de PLL. Nous avons évalué l'efficacité de ces implémentations de PLL par rapport aux performances du modèle classique PLL, comme détaillé dans la référence [19]. De plus, l'estimation de la fréquence instantanée a été réalisée à l'aide des méthodes HT et STFT, afin de comparer les méthodes PLL. Les simulations ont été réalisées à l'aide de Matlab-Simulink, avec des signaux synthétiques et des signaux mesurés dans un système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds. Des informations détaillées sur ce système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds peuvent être trouvées dans l'Annexe A.1.

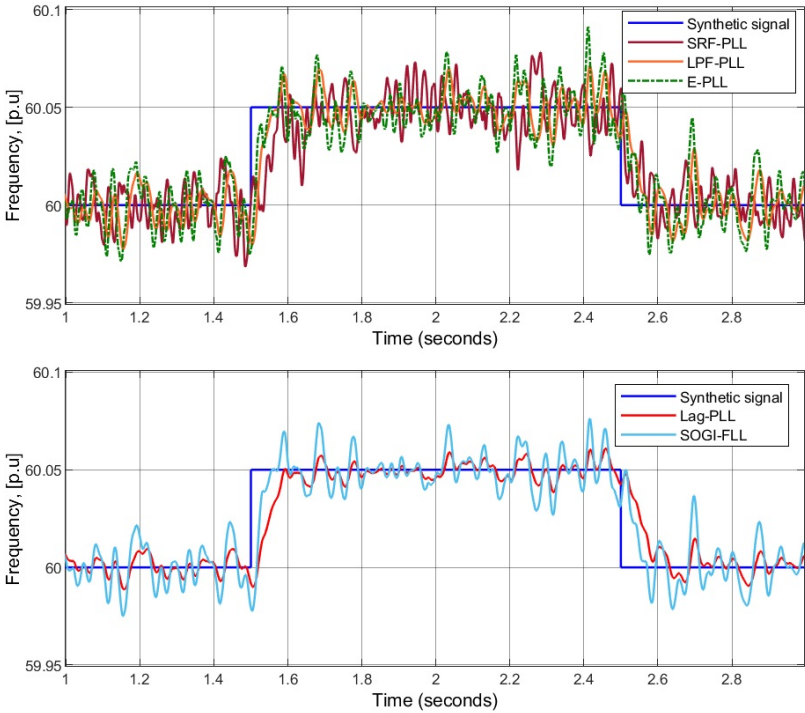


FIGURE 2.12 – L’estimation de la fréquence du système est passée de 60 à 60,05 Hz et a ajouté du bruit

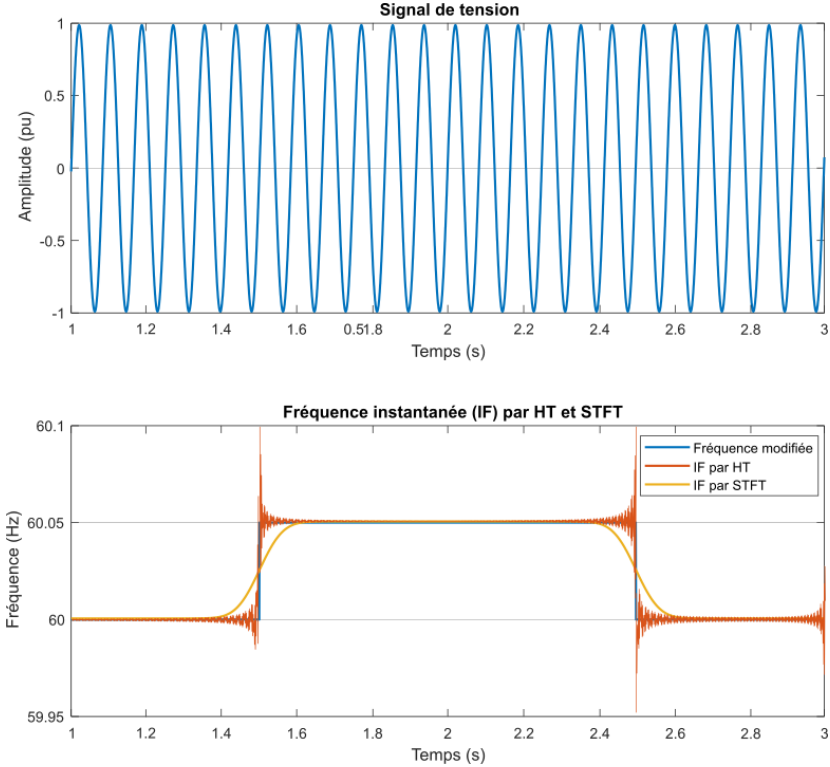


FIGURE 2.13 – L’estimation de la fréquence instantanée par HT et STFT

**Signaux synthétiques :**

Cette partie de l'analyse a recours à des signaux électriques générés pour reproduire des conditions spécifiques rencontrées au sein du réseau électrique. Ces signaux synthétiques sont essentiels pour le test et l'étalonnage d'équipements électriques tels que des relais de protection, compteurs d'énergie, et convertisseurs de puissance. Ils servent également à simuler des scénarios de perturbations au sein du réseau électrique et à analyser la qualité de l'énergie délivrée.

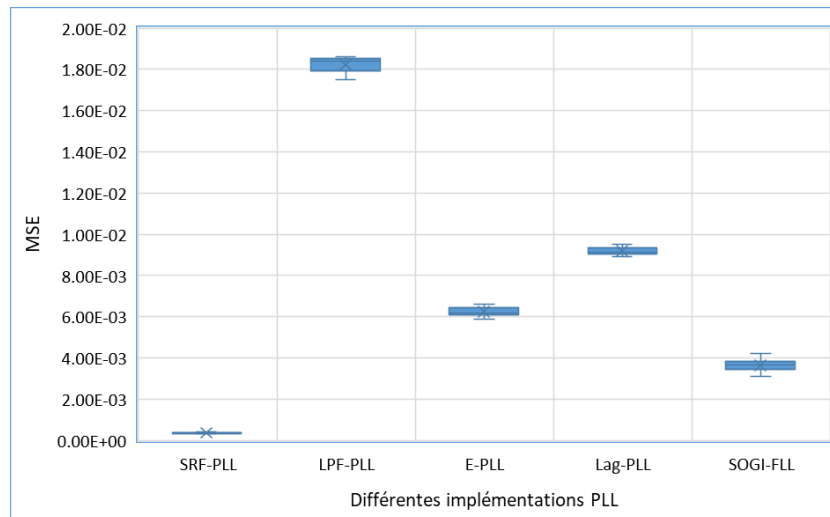


FIGURE 2.14 – Performances comparées avec le MSE des cinq implémentations des différentes PLL

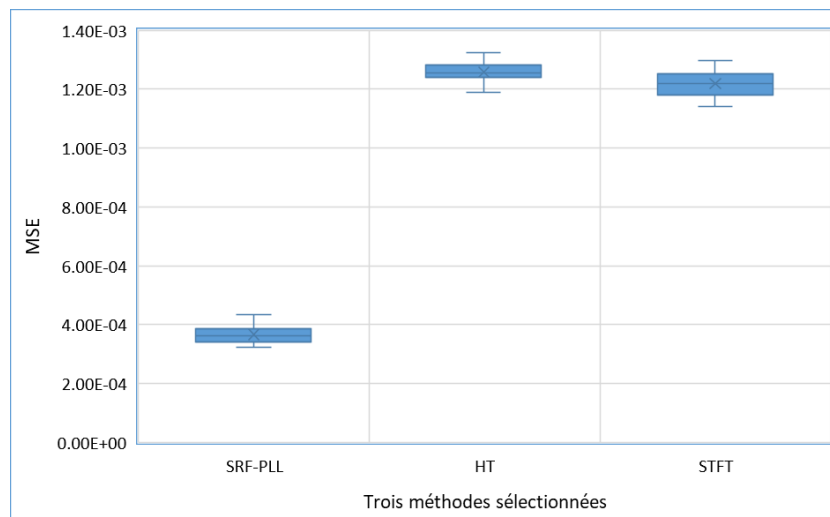


FIGURE 2.15 – Le MSE a été comparé par trois méthodes sélectionnées SRF-PLL, HT et STFT

Pour ce test spécifique, les capacités des différentes PLL, HT et STFT ont été évaluées au moyen

## Chapitre 2. Détection des perturbations de la qualité de l'énergie

d'un générateur triphasé programmable. Nous avons modifié la fréquence du système de 60 Hz à 60,05 Hz par incréments, tout en ajoutant un bruit blanc gaussien au signal d'entrée avec un rapport signal sur bruit - Signal to Noise Ratio (SNR) fixé à 30 dB. La durée de la simulation est de 3 secondes et la fréquence est modifiée entre 1,5 et 2,5 secondes. La fréquence d'échantillonnage est de 10 kHz. Les fréquences modifiées par le générateur et celles estimées par les différentes PLL sont représentées dans la Figure 2.12, tandis que la fréquence instantanée estimée par HT et STFT est illustrée dans la Figure 2.13. L'erreur quadratique moyenne - Mean Squared Error (MSE) pour chaque PLL, ainsi que HT et STFT, sont présentées dans les Figures 2.14 et 2.15. Les résultats de cette expérience préliminaire montrent les performances satisfaisantes de la SRF-PLL, de la HT et de la STFT pour la précision dans l'estimation de la fréquence instantanée.

### Signaux mesurés dans un système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds :

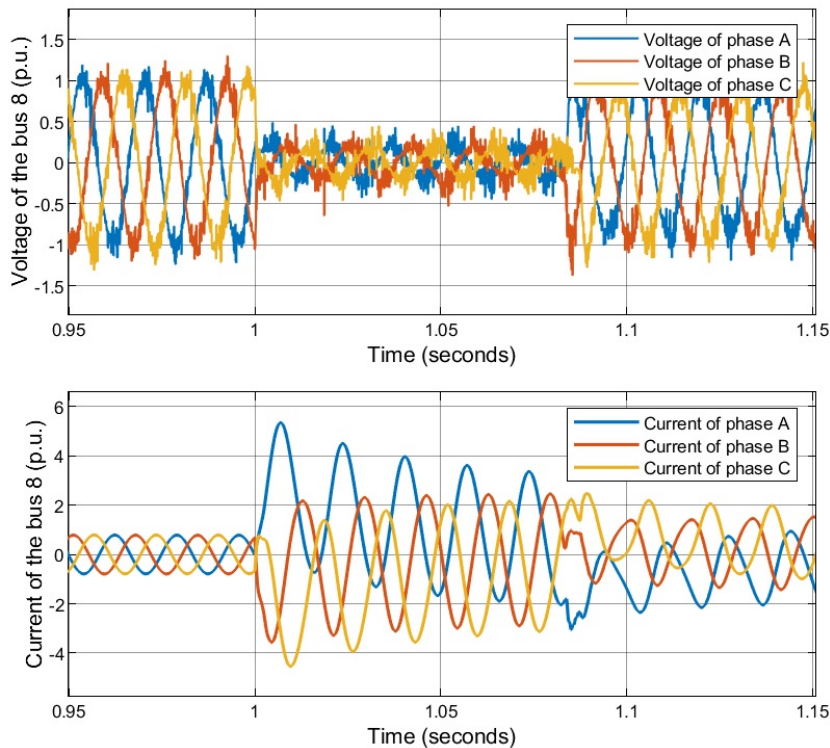


FIGURE 2.16 – Les courants et tensions mesurés au nœud 8

Pour ce second test, nous avons évalué les performances des cinq différentes PLL sur le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds (A.1).

Le schéma du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds, est illustré dans la Figure 1.8. Il comprend trois machines synchrones, des charges, des transformateurs et six lignes de transmission, ainsi qu'un dispositif de régulation primaire pour la fréquence et la tension, connu sous le nom de AGC. Toutes les données nécessaires, tant statiques et dynamiques, sont dispo-

### 2.3 Résultats de simulation

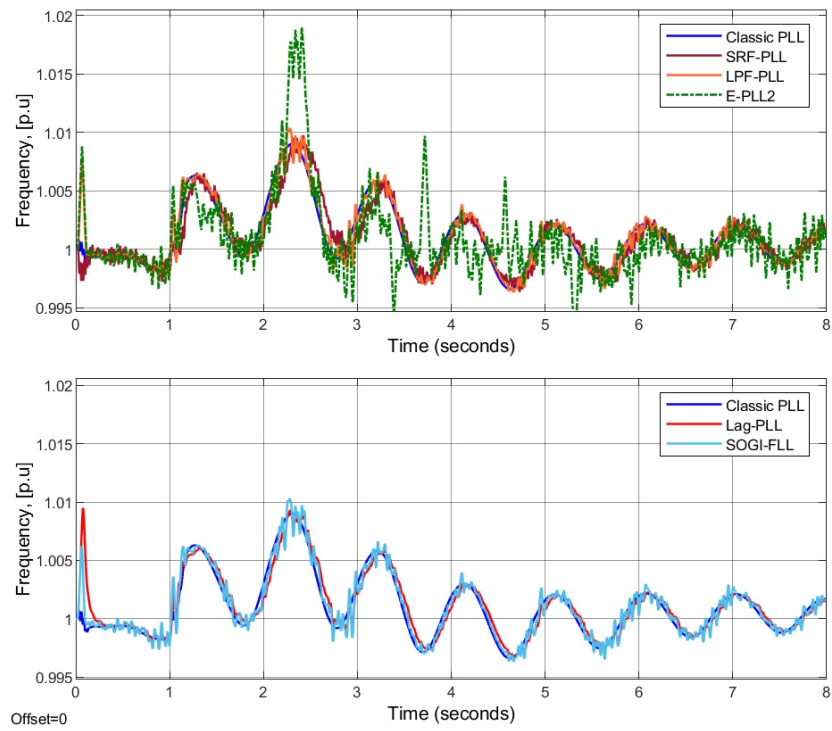


FIGURE 2.17 – La fréquence système estimée au nœud 8 avec cinq PLL lors d'un défaut triphasé et d'un bruit additif

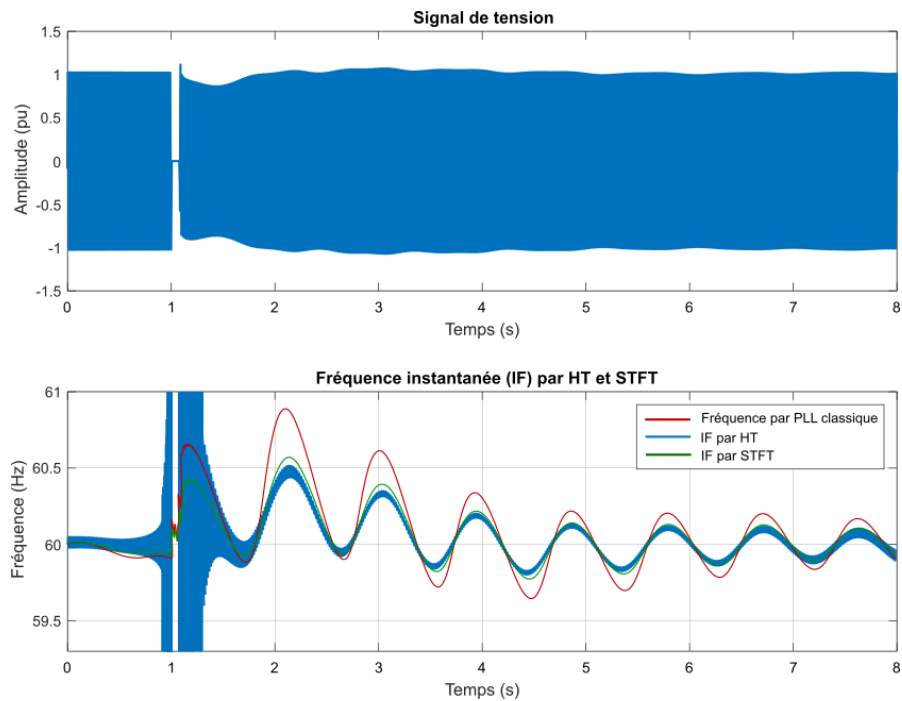


FIGURE 2.18 – La fréquence instantanée estimée par la HT et la STFT



## Chapitre 2. Détection des perturbations de la qualité de l'énergie

nibles dans la référence [54]. Dans cette étude de cas, un court-circuit triphasé est appliqué sur la ligne 5 à 7, et du bruit de phase est ajouté au signal de tension au nœud 8. Les simulations de la fréquence sont réalisées à  $t = 8$  s sur le nœud 8. Le court-circuit triphasé débute à  $t = 1$  s et dure 80 ms. Les courants et tensions mesurés du nœud 8 sont représentés à la Figure 2.16.

Les résultats de l'estimation de la fréquence par les cinq PLL, ainsi que par la HT et STFT sont présentés aux Figures 2.17 et 2.18. Les erreurs absolues moyennes - Mean Absolute Error (MAE) de l'estimation de la fréquence et leurs écarts types - Standard Deviation (SD) sont résumés dans le Tableau 2.1. Ces résultats permettent de comparer les performances des différentes implémentations de PLL dans des conditions de perturbation réelles du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds.

TABLE 2.1 – Le MAE et le SD de la fréquence estimée sur le nœud 8 avec cinq PLL, HT et STFT.

Les différents PLL	MAE	SD
SRF-PLL	<b>2.012e-03</b>	1.933e-03
Lag-PLL	2.166e-03	2.044e-03
LPF-PLL	2.160e-03	2.017e-03
E-PLL	2.204e-03	2.932e-03
SOGI-FLL	2.093e-03	1.994e-03
HT	2.215e-03	3.008e-03
STFT	2.184e-03	2.078e-03

### 2.3.2 Précision dans la détection des perturbations PQ

Dans cette section, nous abordons des résultats de la détection des perturbations affectant la qualité de l'énergie. Pour cette analyse, nous avons utilisé les trois méthodes mentionnées précédemment : le cadre de référence synchrone - PLL (SRF-PLL), la transformée de Hilbert (HT) et la transformée de Fourier à court terme (STFT). Afin d'évaluer l'efficacité de ces méthodes, deux types de signaux ont été sélectionnés, comme le détaille le Tableau 1.1. Le premier type de signal est mono-composant et caractérisé par une chute de tension, notée  $x_1(t)$ , tandis que le second est multi-composants, noté  $x_6(t)$ , comprenant une chute de tension et des harmoniques. Ces deux types de signaux permettent de simuler diverses perturbations dans un réseau électrique afin d'évaluer la capacité des méthodes à détecter et caractériser les perturbations de la qualité de l'énergie dans différentes situations (à différents niveaux de bruit).

Dans le cadre de notre étude, la détection et la segmentation des perturbations s'articulent autour du calcul des moments  $t_1 = k_1 \cdot T_s$  et  $t_2 = k_2 \cdot T_s$ , voir la Figure 2.3. Ces instants sont cruciaux pour la création de descripteurs adaptés à l'analyse temps-fréquence des signaux. Plus concrètement,  $t_1$  désigne le moment où la perturbation commence, tandis que  $t_2$  indique quand elle se termine. Le processus de calcul est défini de la manière suivante : pour déterminer

TABLE 2.2 – Résumé des avantages et inconvénients des méthodes SRF-PLL, HT et STFT

Les méthodes choisies	Signal monocomposant	Signal multicomposant	Niveau de bruit	Temps de calcul
SRF-PLL	✓	×	●●○○○	●●○
HT	✓	×	●○○○○	●●●
STFT	✓	✓	●●●○○	●○○

ces instants de début et de fin, nous sélectionnons les deux valeurs les plus élevées parmi les variations des trois paramètres significatifs  $e(t)$ ,  $f_x(t)$ , et  $\frac{\partial \theta_g x(t, f)}{\partial t}$ , en recourant à la fonction max. Cette opération est formalisée par l’expression suivante :

$$M_k = \max(A_i) \tag{2.12}$$

où  $A_i$  représente l’une des valeurs parmi  $e(t)$ ,  $f_x(t)$ , et  $\frac{\partial \theta_g x(t, f)}{\partial t}$ ,  $M$  est leur amplitude maximale, et  $k$  représente l’indice correspondant à l’instant où cette amplitude maximale est atteinte.

Les Figures 2.19 et 2.20 illustrent les comparaisons entre l’enveloppe de la fréquence instantanée obtenue par la méthode HT, l’erreur d’angle de phase produite par la méthode PLL, et les dérivées de phase instantanées obtenues par la méthode STFT. Cela dans le contexte de la détection des perturbations affectant la qualité de l’énergie électrique, à différents niveaux de bruit. Les méthodes HT et STFT détectent les perturbations du signal en repérant le début et la fin de leurs pics via l’enveloppe de fréquence instantanée. Elles se révèlent particulièrement efficaces pour détecter des perturbations dans les signaux monocomposants en absence de bruit. La méthode PLL démontre une capacité notable à détecter des perturbations dans des signaux monocomposants affectés par le bruit, malgré un retard mineur observé dans la détection. Nous résumons les avantages et les inconvénients des méthodes choisies comme illustré dans le Tableau 2.2.

### 2.3.3 Discussions et robustesse face aux bruits

Dans cette section de l’étude, nous analysons les performances de nos trois méthodes distinctes de détection des perturbations de la qualité de l’énergie à trois niveaux de bruit : sans bruit, SNR=30 dB et SNR=20 dB, afin d’évaluer la robustesse de ces méthodes. De plus, nous examinons dix types de perturbations que nous avons sélectionnés.

Ces méthodes sont cruciales pour une détection précise des perturbations dans des environnements bruyants. Nous avons comparé leur précision afin de déterminer laquelle offre les meilleurs résultats. Cette évaluation a été réalisée en mesurant l’erreur absolue de la détection.

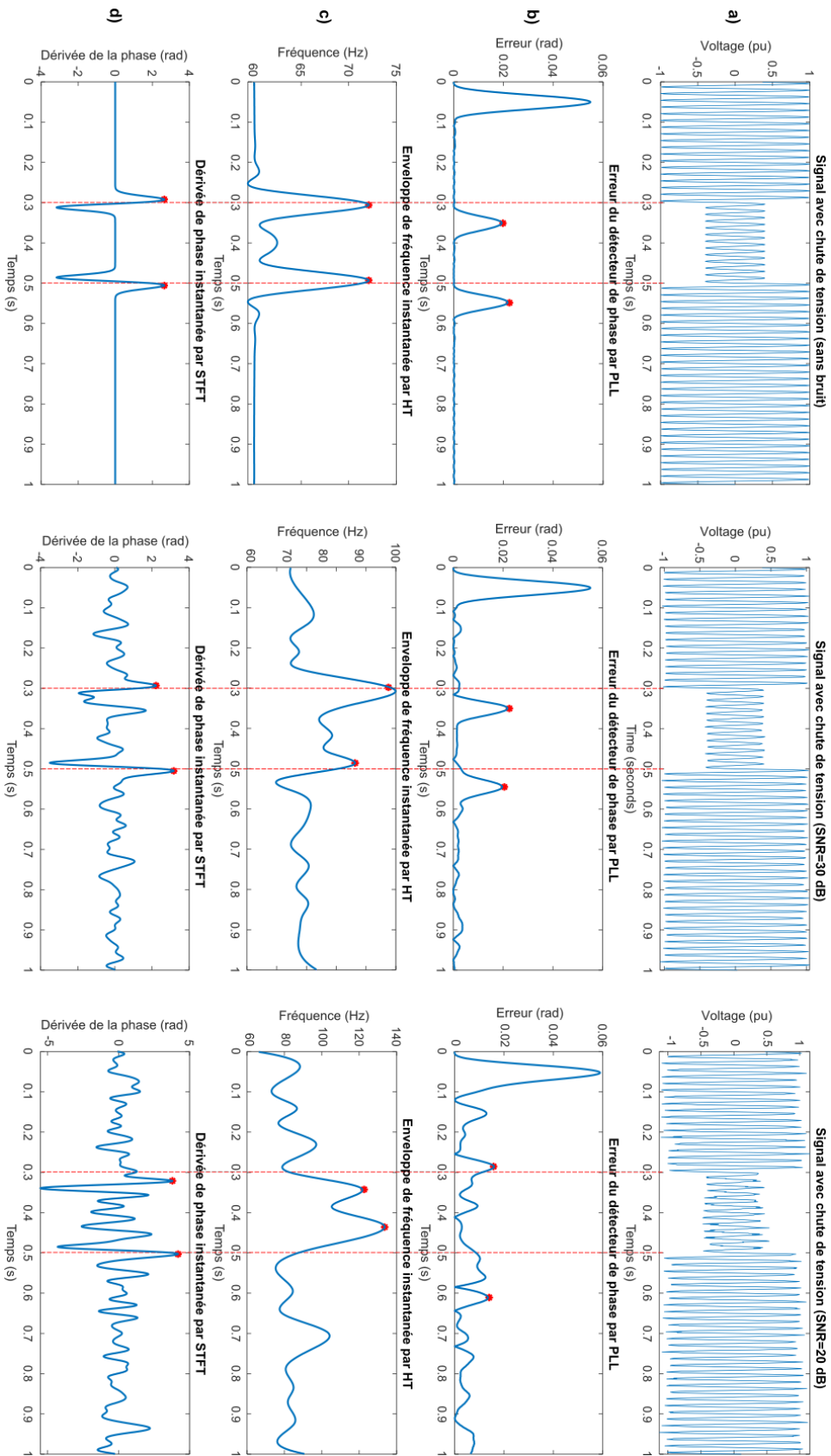


FIGURE 2.19 – Comparaison de la détection des perturbations de la qualité de l'énergie : a.  $x_2(t)$  signal monocomposant à différents niveaux de bruit, b. par PLL, c. par HT et d. par STFT

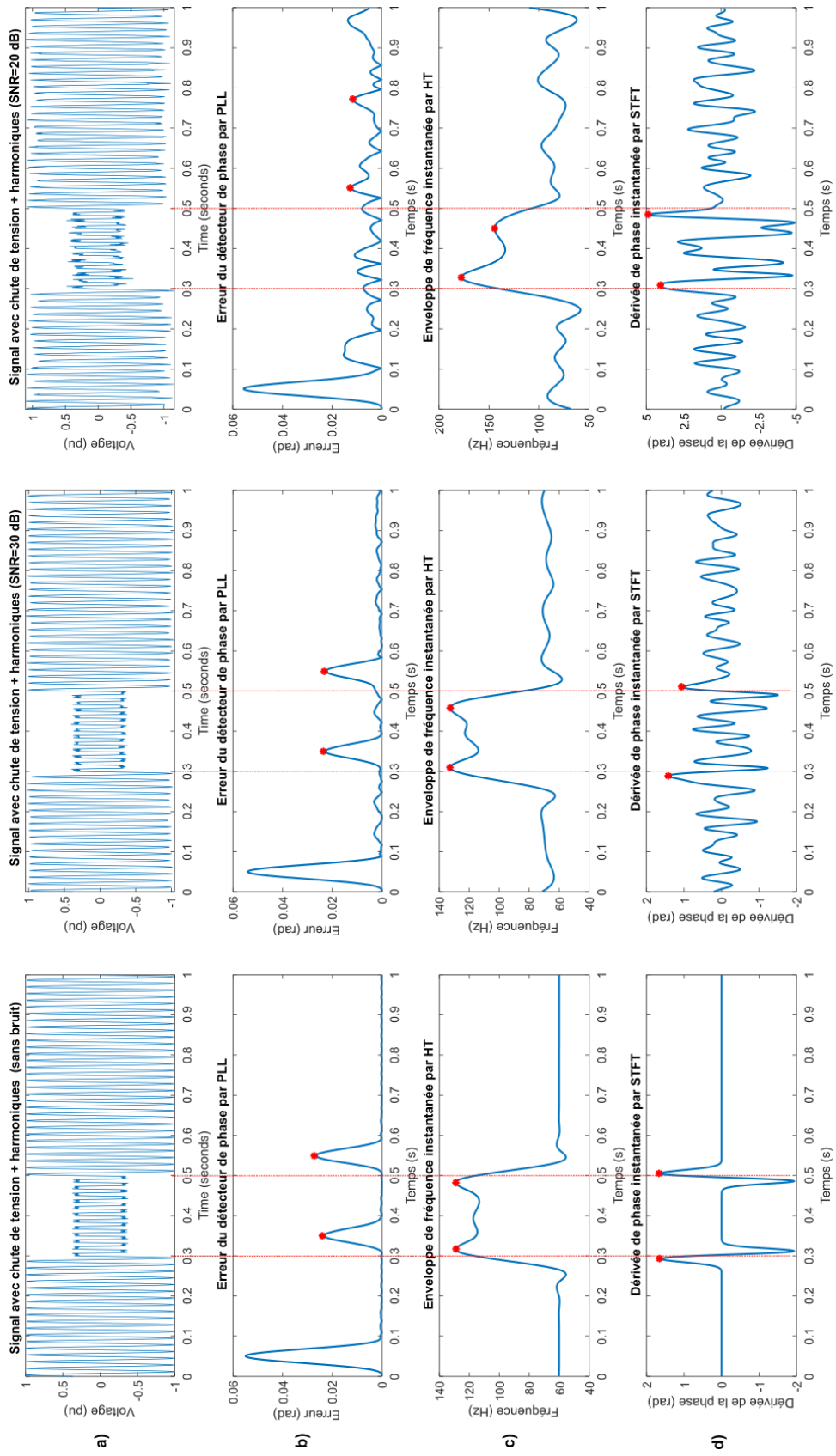


FIGURE 2.20 – Comparaison de la détection des perturbations de la qualité de l'énergie : a.  $x_6(t)$  signal multicomposant à différents niveaux de bruit, b. par PLL, c. par HT et d. par STFT

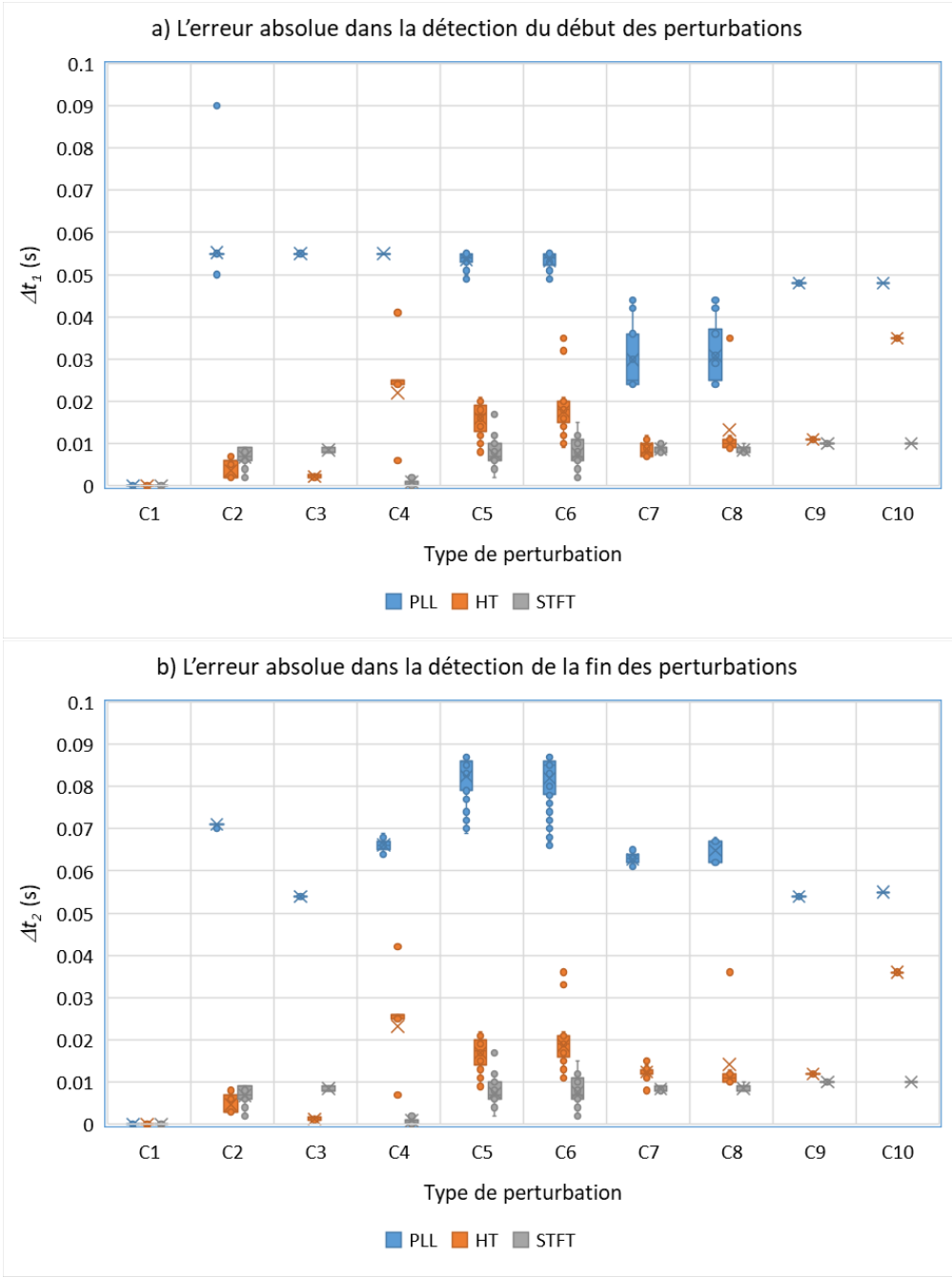


FIGURE 2.21 – L'erreur absolue dans la détection du début et de la fin des perturbations à partir des 10 classes de signaux sans bruit.

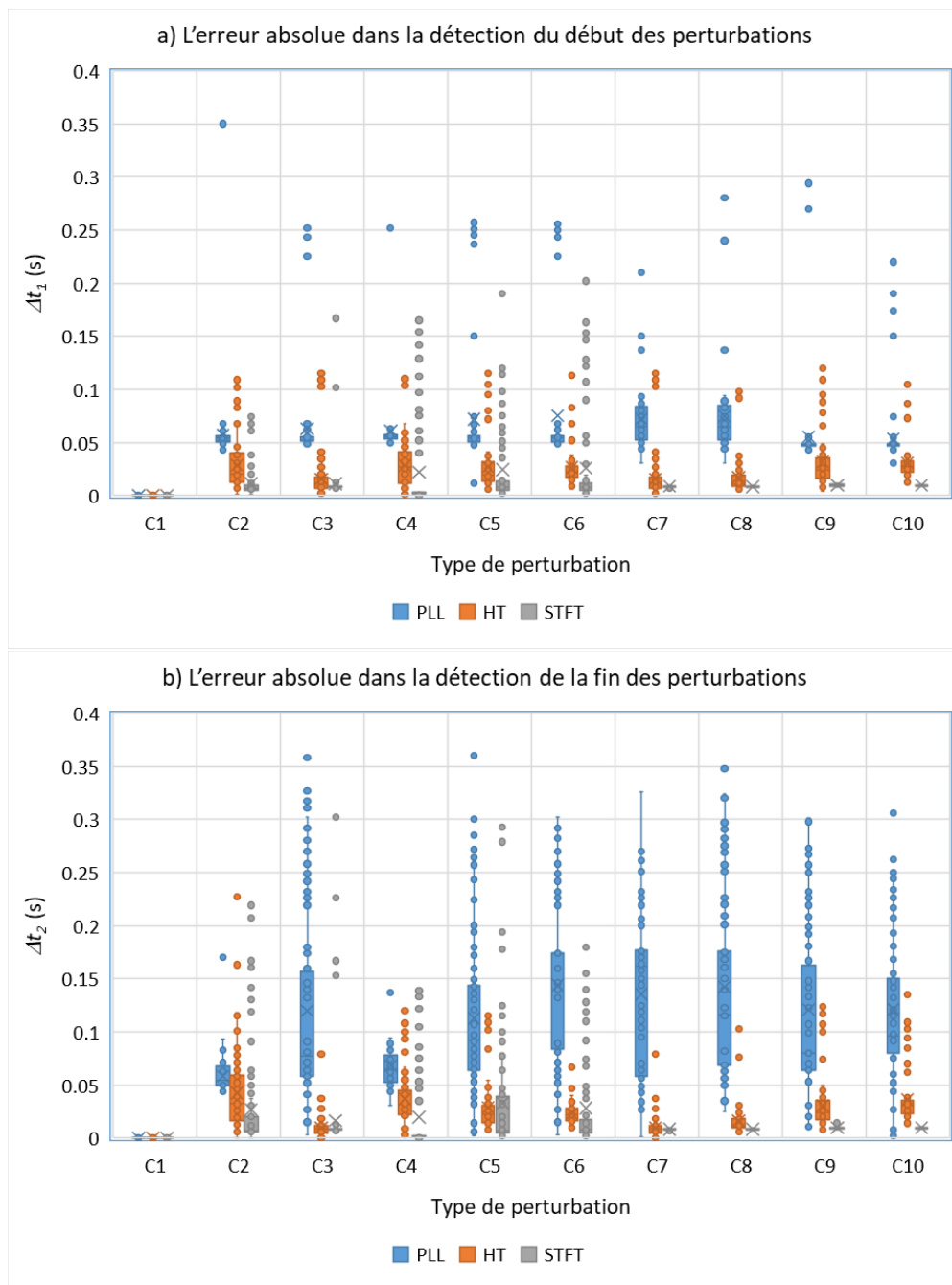


FIGURE 2.22 – L'erreur absolue dans la détection du début et de la fin des perturbations à partir des 10 classes de signaux avec SNR=30 dB.

En calculant les moments de début et de fin des perturbations, nous obtenons l'erreur absolue de la détection, qui s'exprime comme suit :

$$\begin{aligned}\Delta t_1 &= |t_1 - \hat{t}_1| \\ \Delta t_2 &= |t_2 - \hat{t}_2|\end{aligned}\tag{2.13}$$

où  $\Delta t_1$ ,  $\Delta t_2$  représentent respectivement les erreurs absolues dans le temps de début et de fin des perturbations.  $\hat{t}_1$  et  $\hat{t}_2$  représentent les temps estimés par les méthodes HT, PLL et STFT, tandis que  $t_1$  et  $t_2$  représentent les temps réels des perturbations.

La Figure 2.21 illustre les résultats de l'erreur absolue dans la détection des instants de début et de fin pour 10 classes de perturbations de signal dans des conditions sans bruit, utilisant les méthodes HT, PLL et STFT. Il est observé que l'erreur absolue avec ces trois méthodes reste très faible, ce qui signifie que les moments de début et de fin des perturbations sont détectés avec précision. Cependant, la méthode PLL montre un léger retard.

Par contraste, la Figure 2.22 expose les résultats de l'erreur absolue pour la détection des instants de début et de fin des mêmes classes de perturbations, mais sous des conditions bruyantes avec un bruit SNR de 30 dB, en utilisant les méthodes HT, PLL et STFT. L'augmentation de l'erreur absolue dans un contexte bruyant rend plus difficile la détection précise des moments de début et de fin des perturbations. Néanmoins, la méthode STFT démontre une meilleure performance avec moins d'erreurs comparée aux méthodes HT et PLL, soulignant ainsi ses avantages. Il apparaît évident que les trois méthodes testées présentent certaines limites face à l'accroissement des niveaux de bruit.

## 2.4 Conclusion

La détection des perturbations affectant la qualité de l'énergie peut s'effectuer via diverses méthodes. Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes concentrés sur deux approches principales : les méthodes temporelles et les méthodes temps-fréquence en adoptant différentes caractéristiques. Contrairement à la majorité des travaux antérieurs qui se concentrent sur des caractéristiques telles que la RMS, la THD et la distorsion totale de la forme d'onde - Total Waveform Distortion (TWD), nous avons privilégié la fréquence fondamentale et la phase du système électrique comme principales caractéristiques de la qualité de l'énergie. Ces derniers sont surveillés en continu et en temps réel, permettant la détection de tout changement abrupt signalant un défaut ou une combinaison de défauts. Pour cela, nous avons utilisé trois méthodes distinctes : PLL, HT, et STFT afin de calculer et d'analyser ces caractéristiques dans le but de détecter les perturbations affectant la qualité de l'énergie.

Pour évaluer les performances de ces trois méthodes, nous avons observé deux types de critères. Le premier critère se concentre sur la précision de l'estimation de la fréquence instantanée, tandis que le deuxième critère porte sur la précision de la détection des perturbations.

Deux types de signaux ont également été sélectionnés pour effectuer ces estimations : des signaux synthétiques et des signaux mesurés dans le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds. Autrement dit, deux critères et deux types de signaux sont utilisés pour chaque critère. Différents niveaux de bruit ont été considérés pour évaluer la robustesse des méthodes sélectionnées.

Concernant le premier critère avec des signaux synthétiques, les performances des cinq PLL que nous avons comparées ont été évaluées par l'erreur quadratique moyenne (MSE). À un niveau de bruit de 30 dB, le SRF-PLL a présenté un MSE relativement inférieur aux autres, démontrant ainsi une meilleure précision. Les performances des méthodes HT et STFT se sont également révélées proches de celles des PLL. Le meilleur résultat pour le premier critère a été obtenu par le SRF-PLL, comme illustré dans les Figures 2.14 et 2.15.

Pour le premier critère avec des signaux mesurés dans le système électrique, les performances des mêmes cinq PLL ont été évaluées en termes d'erreur absolue moyenne (MAE). Les estimations ont été effectuées aux trois niveaux de bruit mentionnés précédemment, et le SRF-PLL a satisfait le deuxième critère avec un MAE relativement inférieur aux autres, indiquant une meilleure précision. Les performances des méthodes HT et STFT pour le deuxième critère étaient également proches de celles des PLL. Plus précisément, la méthode SRF-PLL s'est avérée plus robuste avec l'augmentation du niveau de bruit, comme présenté dans le Tableau 2.1.

Pour le deuxième critère, la détection des moments de début et de fin des dix types de perturbations du signal synthétique a été étudiée à deux niveaux de bruit. Les performances de nos trois méthodes SRF-PLL, HT et STFT pour détecter ces périodes ont été évaluées par leurs erreurs absolues de la détection. Selon ces résultats comme illustré dans les Figures 2.21 et 2.22, les méthodes SRF-PLL, HT et STFT sont évaluées en fonction de dix types des perturbations. Notre étude a démontré que la méthode STFT constitue une réponse efficace à ces défis grâce à sa capacité à compenser les limitations des autres méthodes. Dans nos études ultérieures, nous nous concentrerons sur l'utilisation de cette méthode STFT.

La détection des défauts est le début du processus de classification et d'identification de types spécifiques de défauts affectant la qualité de l'énergie. Dans le chapitre suivant, nous nous concentrerons sur l'extraction des descripteurs nécessaires à la classification des perturbations de la qualité de l'énergie.





# 3 Extraction de descripteurs temps-fréquence

## 3.1 Introduction

Après la phase de détection des perturbations qui peuvent se produire sur le réseau électrique, il s'agit ensuite de les identifier et de les classifier. Cela suit la chaîne classique de traitement et de classification des signaux et des séries temporelles dans le sens large du terme.

Durant les 15 dernières années on a vu l'explosion des approches de classification par apprentissage profond qui ne nécessite pas une attention particulière pour la phase d'extraction de descripteurs car elle est réalisée d'une façon automatique. Malgré les résultats très prometteurs obtenus par ces approches, celles-ci demandent un nombre important de données d'entraînement. Une autre problématique liée aux approches d'apprentissage profonds est la difficulté d'interpréter les résultats fournis par ces méthodes. En effet, le degré de non-linéarité induit par les modèles profonds et le nombre important d'hyperparamètres rendent la tâche d'expliquabilité très complexe. Ce dernier point est un vrai obstacle notamment pour le domaine de la qualité d'énergie dans lequel la compréhension des phénomènes physiques qui interagissent sur le réseau électrique est indispensable pour remédier et compenser ces types de défauts [114].

Le but de ce chapitre est de proposer de nouveaux descripteurs afin de décrire de manière pertinente les perturbations qui peuvent affecter les signaux électriques. Nous nous concentrons sur les signaux de tensions, qui sont moins dépendants des charges électriques et doivent suivre des normes électriques. Traditionnellement, les descripteurs proposés dans la littérature pour analyser la qualité de l'énergie peuvent être divisés en trois groupes : descripteurs issus du domaine temporel, fréquentiel et temps-fréquence.

- Descripteurs temporels : parmi les descripteurs temporels utilisés dans la littérature, nous pouvons citer le facteur de puissance - Power Factor (PF) qui représente le rapport entre la puissance active et la puissance réactive d'un système électrique [1], la valeur efficace (RMS) qui permet de quantifier la moyenne quadratique du signal [115, 116], le zero-crossing (ZC) et d'autres mesures statistiques classiques, comme la moyenne ou l'écart-

type du signal temporel, calculées sur une fenêtre d'observation [117].

- Descripteurs fréquentiels : les descripteurs fréquentiels s'articulent essentiellement autour de la transformée de Fourier rapide (FFT) [69] et de la mesure de la distorsion harmonique (THD) qui permet de quantifier la proportion de contenu harmonique présent dans un signal alternatif ou autrement dit, elle permet de mesurer le pourcentage de distorsion dans le signal par rapport à la fréquence fondamentale [5].
- Descripteurs temps-fréquence : les descripteurs temps-fréquences ont été également largement utilisés dans la littérature pour classifier les perturbations électriques et notamment la STFT [118], la ST [81] et la WT [119].

Les descripteurs basés uniquement sur le domaine temporel ou fréquentiel présentent des limites pour décrire complètement les signaux de perturbations électriques. Les descripteurs issus du domaine temporel ne fournissent aucune information fréquentielle tandis que les descripteurs issus du domaine fréquentiel ne fournissent aucune information temporelle exploitable. En effet, les phénomènes qui peuvent se produire sur les réseaux génèrent de la non-stationnarité dans les signaux mesurés (tension et courant) et induisent une variation de la fréquence en fonction du temps. Ce changement dans la statistique du signal dans un intervalle de temps donné, nécessite des outils de représentations qui permettent d'explorer ces changements et variations. C'est le but des représentations temps-fréquence qui permettent d'explorer le contenu temporel et fréquentiel d'un signal conjointement.

Dans le cadre de ce chapitre nous enrichissons les descripteurs temps-fréquences proposés dans la littérature pour classifier les perturbations. Plus concrètement, dix descripteurs temps-fréquence ont été proposés dans le cadre de cette thèse. Ces descripteurs ont été testés sur des signaux simulés de perturbations électriques et leur robustesse vis-à-vis du bruit est également discutée et évaluée.

Ce chapitre est organisé de la manière suivante : En premier lieu, nous donnons la définition mathématique des trois méthodes temps-fréquence sélectionnées. Ensuite, nous présentons en détail les descripteurs proposés extraits à partir de ces trois méthodes temps-fréquences. Dans la quatrième section nous présentons les résultats des descripteurs sur la base des signaux simulés et nous discutons leur robustesse vis-à-vis du bruit. Enfin, pour conclure ce troisième chapitre, nous discutons des avantages et des limites des nouveaux descripteurs proposés.

### 3.2 Méthodes temps-fréquence

Comme nous l'avons précisé en chapitre 2, la fréquence instantanée estimée à partir de la transformée de Hilbert (HT) ne permet pas une généralisation sur des signaux multicomposants, d'où la nécessité d'une dimension supplémentaire qui permet de représenter le contenu fréquentiel multidimensionnel à un instant  $t$  donné. Ceci est possible grâce aux méthodes temps-fréquence. Les méthodes temps-fréquences consistent à projeter le signal sur des fonctions qui sont localisées en temps et en fréquence. Il existe plusieurs approches pour obtenir une représentation temps-fréquence et qui peuvent être divisées en deux types de familles : quadratique

et linéaire. Bien que les transformées quadratiques bénéficient de propriétés théoriques intéressantes, comme le cas de la transformée de Wigner-Ville - Wigner-Ville Transform (WVT), ces méthodes souffrent de composantes d'interférences qui peuvent apparaître dans le plan temps-fréquence entre les différentes composantes fréquentielles, ce qui nécessitera une phase de filtrage de ces composantes avant de procéder à la phase d'extraction de descripteurs. Les transformées linéaires quant à eux, ne génèrent pas des composantes d'interférences entre les plusieurs composantes mais souffrent d'une concentration d'énergie - Concentration of Energy (CE) basse dans le plan TF. En effet, le théorème d'incertitude de Heinsberg-Gabor montre que les composantes du signal ne peuvent pas être idéalement localisées en temps et en fréquence [120]. La qualité de la représentation temps-fréquence influera sur la qualité des descripteurs extraits. Pour étudier cet effet, nous proposons dans ce chapitre de tester les descripteurs proposés sur 3 transformées temps-fréquences : la STFT [121], la ST [112] et une version optimisée de la ST (OST) [122].

Ces trois méthodes font parties des transformées TF linéaires qui consistent en une décomposition du signal sur des "atomes" temps-fréquences qui visent à localiser le signal dans une région précise dans le plan TF. Ce principe de décomposition considère implicitement que le signal est stationnaire à l'intérieur de la fenêtre d'observation appliquée, ensuite cette fenêtre est translatée et parfois dilatée (dans le cas d'analyse multirésolution) afin de couvrir la totalité du plan temps-fréquence.

Dans cette section, nous présentons brièvement la définition mathématique de chaque transformée et nous illustrons avec deux exemples des signaux simulés que nous notons dans ce chapitre  $x_1(t)$  et  $x_2(t)$  :

- Le premier modèle du signal est composé d'un chirp linéaire et un chirp quadratique :

$$x_1(t) = \cos(20\pi \ln(at + 1)) + \cos(b\pi t^2 + c\pi t) \quad (3.1)$$

où  $a = 30$ ,  $b = 70$  et  $c = 5$  sont les paramètres du signal de chirp.

- Le deuxième modèle du signal simule l'apparition de chutes de tension avec la présence d'harmoniques sur un signal :

$$x_2(t) = A(1 - \alpha(h(t, t_1) - h(t, t_2)))(\sin(\omega t) + \alpha_3(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(3\omega t) + \alpha_5(h(t, t_1) - h(t, t_2)) \sin(5\omega t)) \quad (3.2)$$

avec  $A = 1$  (pu), l'amplitude du signal,  $\omega = 2\pi f$  est la fréquence angulaire (pulsation),  $f = 60$  Hz est la fréquence fondamentale du signal et  $h(t)$  est la fonction échelon unité (Heaviside). Le signal est défini sur une durée d'une seconde,  $t = [0, 1]$  (s). Les variations des chutes de tension sont fixées par le paramètre  $\alpha \in [0.1, 0.9]$ ,  $\alpha_3 = 0.33$  et  $\alpha_5 = 0.2$  est l'amplitude de la troisième et cinquième harmoniques. La perturbation commence à  $t_1 = 0, 3$  s et se termine à  $t_2 = 0, 5$  s.

### 3.2.1 Transformée de Fourier à court terme (STFT)

La transformée de Fourier à court terme (STFT) applique une fenêtre d'analyse, en multipliant le signal par la fonction de la fenêtre, suivi d'une transformée de Fourier pour obtenir le spectre local du signal.

Pour un signal  $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$  et une fenêtre d'analyse  $g(t) \in L^2(\mathbb{R})$ , la transformée de Fourier à court terme  $G_g x(t, f)$  est définie comme suit [123] :

$$G_g x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \overline{g(\tau - t)} e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (3.3)$$

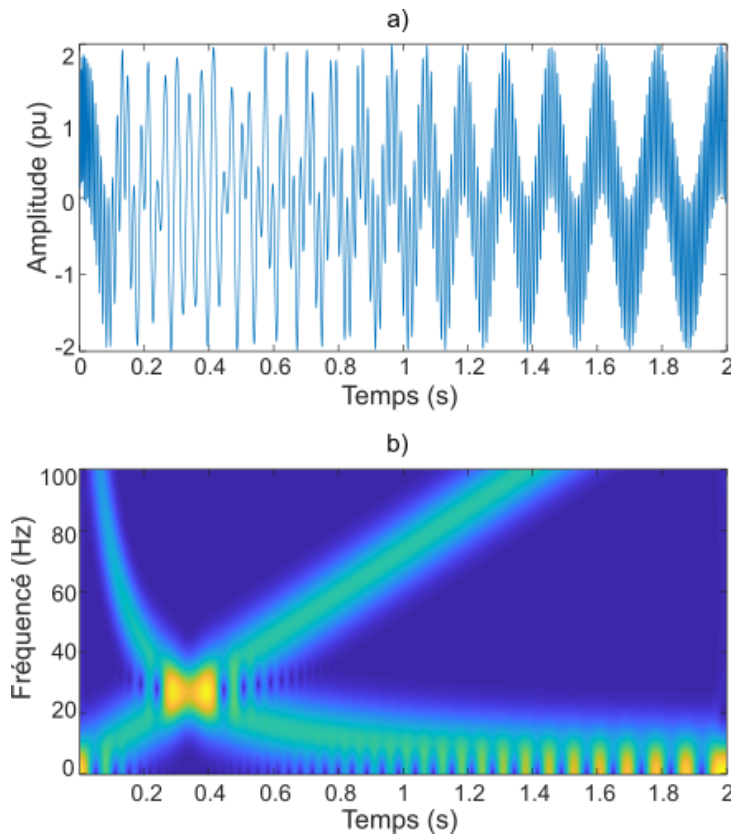


FIGURE 3.1 – La STFT appliquée au signal  $x_1(t)$  : a) Représentation temporelle, b) Représentation temps-fréquence

Nous utilisons dans cette thèse une fenêtre gaussienne qui peut-être exprimée comme suit :

$$g(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (3.4)$$

où  $\sigma$  est l'écart type de la gaussienne, qui contrôle la largeur de la fenêtre. Le choix de la fenêtre est dû au fait que la gaussienne minimise l'inégalité de Heisenberg-Gabor, il sera possible de comparer avec la transformée de Stockwell (que nous présenterons dans la section suivante)

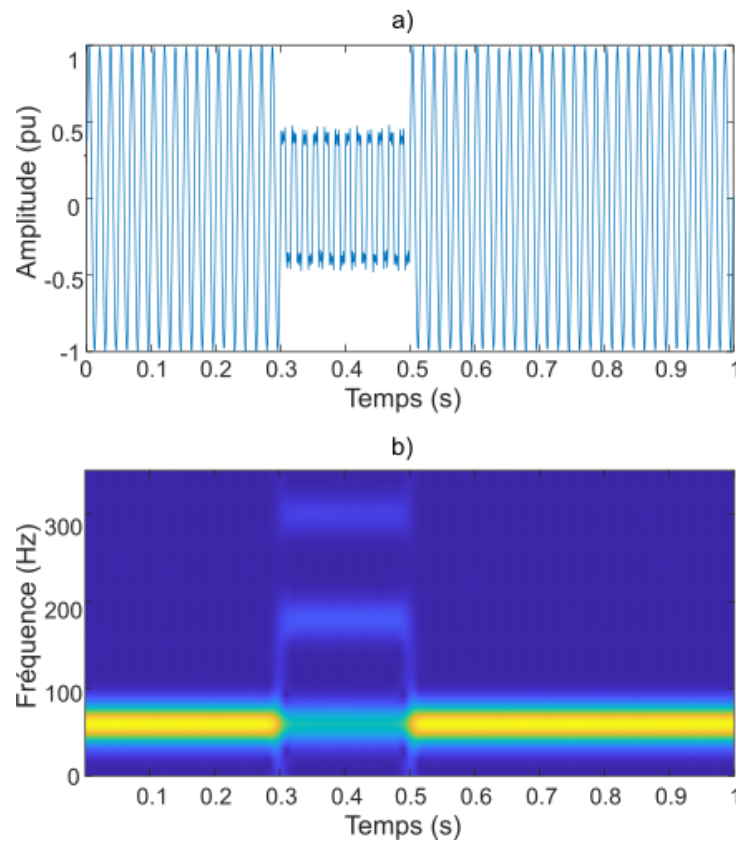


FIGURE 3.2 – Illustration de la STFT appliquée au signal  $x_2(t)$  : a) Représentation temporelle, b) Représentation temps-fréquence avec  $\sigma = 0.03$ .

qui dans la définition de sa version d'origine, utilise une fenêtre gaussienne.

La STFT est considérée comme une transformée dite monorésolution. En effet, la largeur de la fenêtre reste constante pour toutes les fréquences d'analyse ce qui induira la même résolution dans tout le plan TF. Cela peut-être considéré comme une limitation notamment pour les signaux non-stationnaires dans lesquels le contenu fréquentiel peut varier dans le temps ce qui nécessitera une adaptation de résolution en fonction des composantes du signal. Par exemple, pour une fenêtre étroite ( $\sigma$  grand) dans le domaine temporel, nous aurons une meilleure résolution temporelle au détriment de la résolution fréquentielle. Nous pouvons observer ce phénomène dans la Figure 3.1, au niveau de la composante non-linéaire, nous pouvons constater la bonne résolution temporelle pour les hautes fréquences et la mauvaise résolution fréquentielle pour la partie basse fréquence. Au contraire, pour une fenêtre large ( $\sigma$  petit) dans le domaine temporel, nous obtiendrons une meilleure résolution fréquentielle au détriment de la résolution temporelle. La Figure 3.2 montre cet aspect, en générant une bonne résolution fréquentielle pour toutes les composantes du signal mais avec un niveau d'incertitude concernant la localisation temporelle des composantes harmoniques.

Dans ce chapitre, nous fixons empiriquement la valeur de  $\sigma$  à 0.03 ce qui semble donner un

bon compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle.

#### 3.2.2 Transformée de Stockwell (ST)

Pour surmonter la limitation de la résolution constante pour la STFT, d'autres techniques d'analyse temps-fréquence, telles que les transformées de Stockwell (ST), ont été choisies.

La transformée de Stockwell (ST) proposée par [112] peut-être considérée comme une version hybride entre la STFT et la WT continue. Elle applique une analyse multirésolution en variant la largeur de la fenêtre gaussienne en fonction de la fréquence tout en gardant une information de phase absolue. Pour un signal  $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$  et une fenêtre d'analyse gaussienne  $g(t) \in L^2(\mathbb{R})$ , la transformée de Stockwell  $S_g x(t, f)$  est définie comme suit :

$$S_g x(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \overline{g(t - \tau, f)} e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (3.5)$$

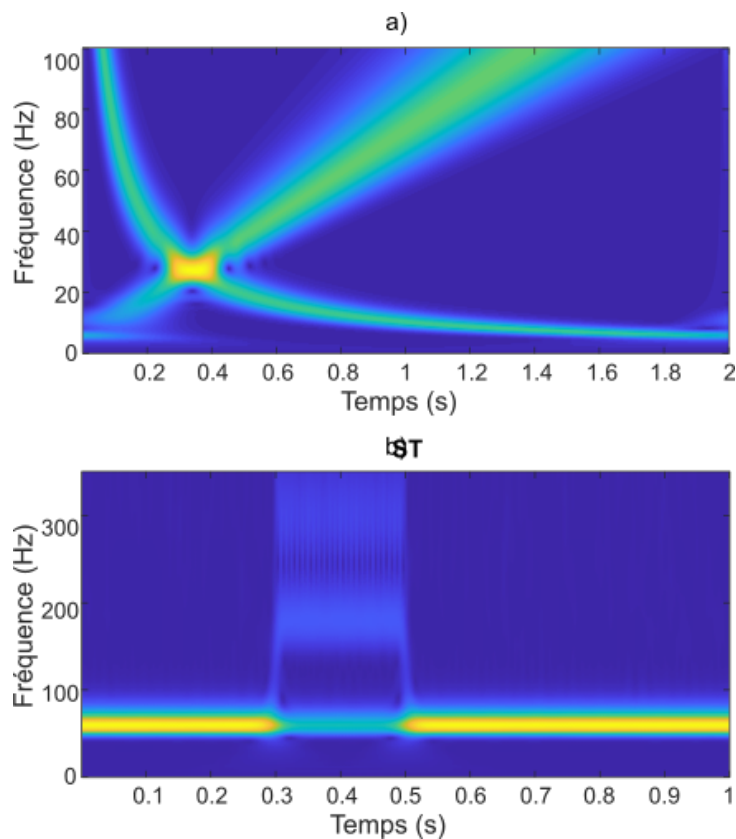


FIGURE 3.3 – La transformée de Stockwell (ST) : a) Représentation temps-fréquence du signal  $x_1(t)$ , b) Représentation temps-fréquence du signal  $x_2(t)$

Nous pouvons remarquer dans l'équation 3.5 que la fenêtre d'analyse  $g(t)$  est dépendante de  $f$ , la fréquence d'analyse. En effet, l'expression mathématique de la fenêtre dans la ST peut-être

donnée comme suit :

$$g(t, f) = \frac{1}{\sigma(f)\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-t^2}{2\sigma(f)^2}} \quad (3.6)$$

avec  $\sigma(f)$  est le paramètre qui contrôle la largeur de la fenêtre d'une façon inversement proportionnelle à la fréquence  $f$  :

$$\sigma(f) = \frac{\gamma}{|f|} \quad (3.7)$$

avec  $\gamma \in \mathbb{R}^+$  et qui est fixé à 1 pour la ST classique. Pour assurer la réversibilité de la transformée de Stockwell, la fenêtre est normalisée de la manière suivante :

$$\int_{-\infty}^{\infty} g(t, f) dt = 1 \quad (3.8)$$

A noter que la ST peut-être également vu comme un produit de convolution entre deux fonctions  $p(\tau, f) = x(\tau)e^{-i2\pi f\tau}$  et  $k(\tau, f) = \frac{f}{\sqrt{2\pi}}e^{\frac{-\tau^2 f^2}{2}}$  :

$$S(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(\tau, f)k(t - \tau, f)d\tau \quad (3.9)$$

En appliquant la propriété de convolution de la transformée de Fourier, nous obtenons :

$$\mathcal{F}\{S_g x(t, f)\} = \hat{p}(\alpha, f)\hat{k}(\alpha, f) \quad (3.10)$$

$$= \hat{x}(\alpha + f)e^{\frac{-2\pi^2\alpha^2}{f^2}} \quad (3.11)$$

avec

$$\mathcal{F}x(\alpha) = \hat{x}(\alpha) = \int_{\mathbb{R}} x(t)e^{-2\pi i t \alpha} dt, \quad \alpha \in \mathbb{R} \quad (3.12)$$

La transformée de Stockwell peut-être donc calculée en effectuant une transformée de Fourier inverse sur l'équation 3.11 :

$$S_g x(t, f) = \int_{\mathbb{R}} \hat{x}(\alpha + f)e^{\frac{-2\pi^2\alpha^2}{f^2}} e^{i2\pi\alpha t} dt \quad (3.13)$$

La version discrète de l'équation 3.13 est obtenue en remplaçant  $t$  par  $jT$  et  $f$  par  $\frac{n}{NT}$  :

$$S \left[ jT, \frac{n}{NT} \right] = \sum_{m=0}^{N-1} \hat{x} \left[ \frac{m+n}{NT} \right] e^{\frac{-2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{i2\pi m j}{N}} \quad (3.14)$$

L'équation 3.14 est utilisée pour implémenter la ST en bénéficiant de l'algorithme d'implémentation rapide de la transformée de Fourier discrète - Discrete Fourier Transform (DFT).



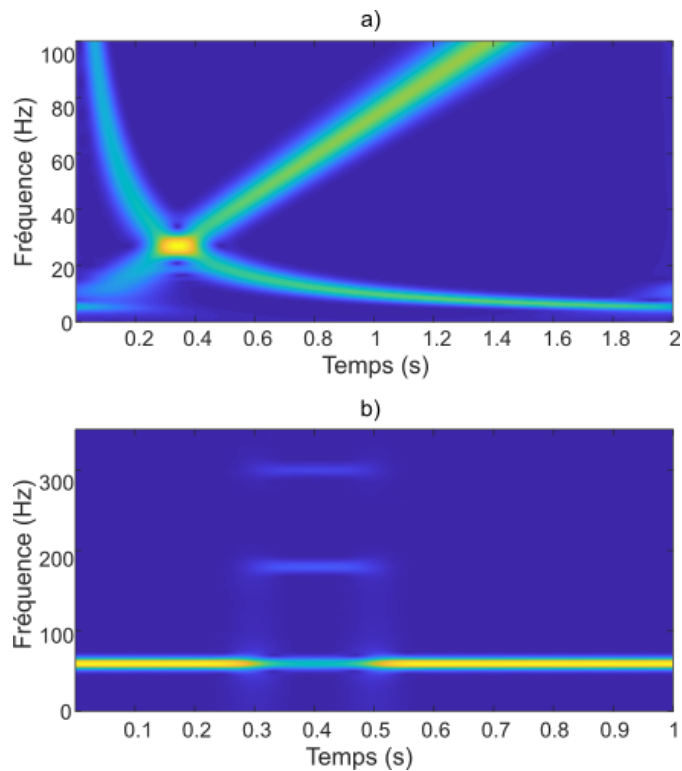


FIGURE 3.4 – La transformée de Stockwell optimisée (OST) : a) Représentation temps-fréquence du signal  $x_1(t)$ , b) Représentation temps-fréquence du signal  $x_2(t)$

La Figure 3.3 illustre les résultats obtenues en appliquant la transformée temps-fréquence ST aux signaux temporels  $x_1(t)$  et  $x_2(t)$ . La ST permet d’avoir une meilleure résolution fréquentielle dans les basses fréquences et une meilleure résolution temporelle dans les hautes fréquences. Toutefois, avec certains modèle de signaux qui disposent des composantes qui occupent une large bande fréquentielle, cette variation de résolution peut entraîner une détérioration de la résolution fréquentielle dans les hautes fréquence (voir la Figure 3.3). Nous pouvons remarquer ce phénomène dans la composante linéaire du signal  $x_1(t)$  et également pour la deuxième et la troisième harmonique dans  $x_2(t)$ . D’autres exemples de signaux représentant les perturbations de la qualité de l’énergie sont présentés dans l’Annexe A.3.

#### 3.2.3 Transformée de Stockwell optimisée (OST)

De nombreuses variantes de la transformée de Stockwell ont été développées dans le but d’optimiser la représentation temps-fréquence. Ces variantes sont souvent appelées OST ou améliorées. En effet, nous avons pu constater dans les exemples illustrés dans la Figure 3.3 que ce n’est pas évident d’obtenir une résolution temps-fréquence suffisante tout au long du plan TF. L’idée globale des méthodes optimisées consiste à introduire des paramètres dans la fenêtre gaussienne pour pouvoir mieux s’adapter au signal analysé en gardant un bon compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle. La version proposée dans [122] généralise les

versions proposées dans [123, 124]. Nous la présentons dans ce chapitre à titre d'exemple, mais n'importe quelle autre méthode d'optimisation peut-être testée.

Plus précisément, dans [122] un ensemble de paramètres  $\Theta = \{m, p, k, r\} \in \mathbb{R}$  sont introduits dans la fonction  $\gamma$  qui devient une fonction de la fréquence  $f$  ( $\gamma = 1$  dans la version classique) :

$$\gamma(f) = (mf^p + k)f^{(1-r)} \quad (3.15)$$

En remplaçant (3.15) dans l'équation (3.7), on obtient :

$$\sigma(f) = \frac{mf^p + k}{f^r} \quad (3.16)$$

Afin de choisir l'ensemble des paramètres dans  $\Theta$ , les méthodes d'optimisations essayent de maximiser la concentration d'énergie dans le plan TF. Plus la représentation est compacte autour des fréquences instantanées des composantes du signal, plus la concentration d'énergie est importante. Au contraire, lorsque la mesure de la concentration d'énergie est moins importante, cela signifie que les composantes du signal s'étendent sur une surface plus importante dans le plan temps-fréquence. Nous adoptons dans ce chapitre la mesure de la concentration d'énergie proposé dans [125] et utilisé dans [122, 126]. Cette fonction qui correspond à l'ensemble des paramètres  $\Theta$  et la ST modifiée  $S_g^\Theta$  est définie comme suit :

$$\text{CM}(\Theta) = \frac{1}{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |S_g^\Theta x(t, f)| dt df} \quad (3.17)$$

avec :

$$\overline{S_g^\Theta x(t, f)} = \frac{S_g^\Theta x(t, f)}{\sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |S_g^\Theta x(t, f)|^2 dt df}} \quad (3.18)$$

Les paramètres choisis seront les paramètres qui maximisent CM :

$$\Theta_{opt} = \arg \max_{\Theta \in \mathbb{R}} (\text{CM}) \quad (3.19)$$

Contrairement à la STFT ou la ST, la version optimisée de la ST (OST) permet d'avoir une bonne résolution temporelle et fréquentielle sur la totalité du plan temps-fréquence. La Figure 3.4 présente les résultats obtenus en appliquant la OST aux signaux  $x_1(t)$  et  $x_2(t)$ . D'autres exemples de signaux représentant les perturbations de la qualité de l'énergie sont présentés dans l'Annexe A.3.

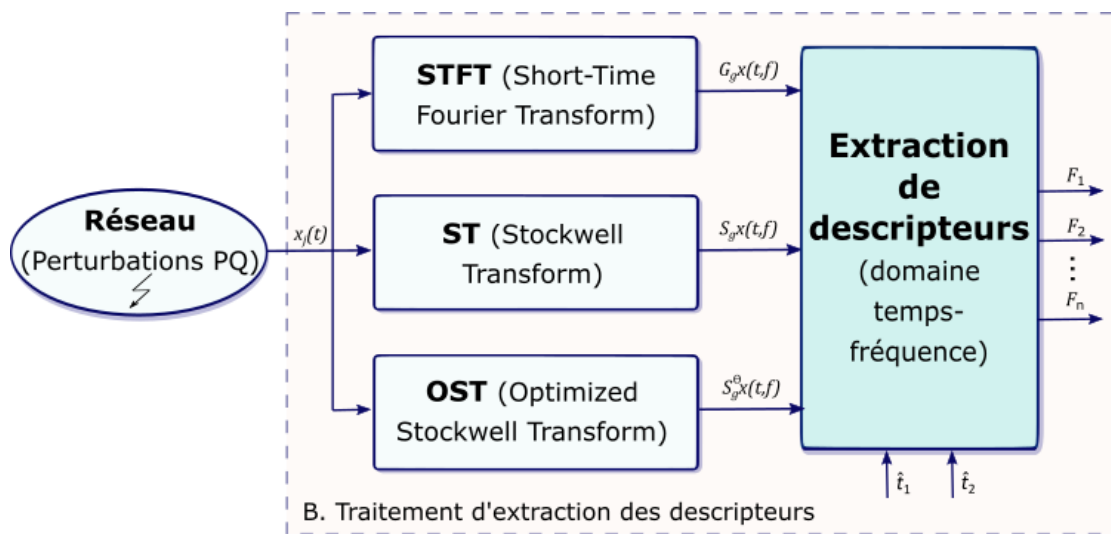


FIGURE 3.5 – Processus d'extraction de descripteurs à l'aide de méthodes temps-fréquence

### 3.3 Descripteurs temps-fréquence proposés

Le terme "Qualité de l'énergie" englobe une vaste gamme de phénomènes électromagnétiques qui servent à caractériser la tension et le courant à un moment précis et en un lieu spécifique au sein d'un système électrique. Parmi ces phénomènes, on peut citer la surtension (swell), le creux de tension (sag), les interruptions, les harmoniques, et diverses combinaisons de ces événements, qui sont courants dans le contexte de la qualité de l'énergie. Afin de classifier automatiquement ces phénomènes nous proposons un ensemble de descripteurs issus du domaine temps-fréquence à partir du signal de tension. La Figure 3.5 sous le nom de "Processing feature extraction" repose sur l'utilisation d'instantanés temporels spécifiques  $\hat{t}_1$  et  $\hat{t}_2$  ainsi que sur la représentation temps-fréquence  $S_g x(t, f)$  du signal.

Dans cette section, nous présentons la signification des descripteurs que nous proposons et leur rôle dans la caractérisation des perturbations de la qualité de l'énergie.

Concrètement, ces dix descripteurs temps-fréquence, notés  $F_i$  avec  $i=1$  à 10, sont extraits afin de capturer les caractéristiques essentielles des perturbations.

La liste des descripteurs est la suivante :

- $F_1$  : Le nombre de composantes en fonction du temps dans le signal non stationnaire,
- $F_2$  : Le rapport d'entropie,
- $F_3$  : CE - La concentration d'énergie,
- $F_4$  :  $\beta_{60}$  - Le descripteur transitoire de 60Hz basé sur l'énergie de Shannon,
- $F_5$  :  $\beta_{180}$  - Le descripteur transitoire de 180Hz basé sur l'énergie de Shannon,
- $F_6$  :  $\beta_{300}$  - Le descripteur transitoire 300Hz basé sur l'énergie de Shannon,
- $F_{7-10}$  :  $\Theta$  - Les paramètres d'optimisation de la représentation temps-fréquence, dans le

cas de la OST, on aura 4 descripteurs  $\Theta = \{m, p, k, r\}$ .

#### 3.3.1 Nombre de composantes - $F_1$

##### Mesures d'entropies à partir du plan TF

Plusieurs types de perturbations de la qualité de l'énergie influent sur le nombre de composantes des signaux mesurés sur le réseau électrique (courant ou tension). Nous pouvons citer par exemple l'apparition des harmoniques suite à des non-linéarité ou bien la chute de tension suite à un problème de court circuit par exemple. Afin de caractériser les signaux avec ce type de défauts, il est peut-être utile de proposer un descripteur qui peut extraire le nombre de composantes du signal en fonction du temps. Le calcul du nombre de composantes à partir du domaine fréquentiel seul n'est pas pratique dans ce cas de figure vu que l'information temporelle est nécessaire. A partir de la représentation temps-fréquence il est possible d'estimer le nombre de composantes dans le plan TF à partir de l'entropie de Rényi [127, 128]. L'idée de base est de considérer la représentation TF comme une densité de probabilité bidimensionnelle sur laquelle les mesures d'entropie sont appliquées pour estimer la complexité dans le plan TF. En effet, nous considérons que plus il y a de composantes dans le signal, plus le degré de complexité est élevé.

Pour illustrer la propriété de comptage de l'entropie de Rényi, supposons un signal  $s(t)$  qui est donné par la somme de deux autres signaux  $s_1(t)$  et  $s_2(t)$  avec  $s_2(t)$  est une copie de  $s_1(t)$  décalé en temps et en fréquence. Soit une représentation temps-fréquence linéaire, prenons par exemple le cas de la STFT avec une fenêtre gaussienne  $g(t)$ , nous pouvons écrire :

$$G_g s(t, f) = G_g s_1(t, f) + G_g s_2(t, f) = G_g s_1(t, f) + G_g s_1(t - t_0, f - f_0) \quad (3.20)$$

Sous l'hypothèse que  $G_g s_1(t, f)$  et  $G_g s_1(t - t_0, f - f_0)$  sont des composantes compactes qui ne se chevauchent pas dans le plan temps-fréquence, l'entropie de Rényi comportera exactement un bit d'information supplémentaire par rapport à l'entropie de Rényi de l'une des composantes [128] :

$$H_{\alpha, G_g(s_1+s_2)} = H_{\alpha, G_g s_1} + 1 = H_{\alpha, G_g s_2} + 1 \quad (3.21)$$

avec l'entropie de Rényi appliquée à la transformée TF normalisée  $\overline{G_g s(t, f)} = \frac{G_g s(t, f)}{\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} G_g s(t, f) df dt}$  peut-être exprimée comme suit :

$$H_{\alpha, G_g s} = \frac{1}{1 - \alpha} \log_2 \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left( \overline{G_g s(t, f)} \right)^\alpha dt df \quad (3.22)$$

avec  $\alpha > 0$ . Le nombre de composantes en fonction du temps  $F_1(t)$  peut-être déduit de la façon suivante :

$$F_1(t) = 2^{H_{\alpha, G_g(s_1+s_2)} - H_{\alpha, G_g s_1}} = 2^{H_{\alpha, G_g(s_1+s_2)} - H_{\alpha, G_g s_2}} = 2 \quad (3.23)$$

L'équation 3.21 n'est valable que si les deux signaux identiques mais décalés en temps et en fréquence. Par contre, la plupart des signaux réels sont des signaux multicomposantes avec des supports temporels et fréquentiels qui peuvent varier dans le temps. Les auteurs dans [129] proposent d'observer le signal sur une courte durée en appliquant une fenêtre d'observation qui va jouer le rôle de masque sur l'image de la représentation TF. Ce postulat est basé sur le fait que toutes les composantes occuperont la même surface dans le plan TF si nous les observons dans une fenêtre assez courte. L'entropie de Rényi est ensuite calculé sur l'image masquée et le nombre de composantes sera calculé localement. Ainsi, le nombre de composantes du signal en fonction du temps est calculé en soustrayant l'entropie de Rényi à court terme du signal étudié de celle du signal de référence (signal stationnaire) selon la formule suivante :

$$F_1(t) = 2^{(H_\alpha(\overline{G_{gs}(t,f)}) - H_\alpha(\overline{G_{gsref}(t,f)}))} \quad (3.24)$$

où  $H_\alpha(\overline{G_{gsref}(t,f)})$  est l'entropie de Rényi de la représentation temps-fréquence du signal de référence qui est défini comme un signal stationnaire d'une fréquence constante (e.g.  $s_{ref}(t) = \cos(120\pi t)$ ).

#### Sur le choix de la méthode TF

Dans [127] les auteurs ont utilisé la famille des transformées TF quadratiques qui sont généralisées par la classe de Cohen [130] dont la transformée de Wigner-Ville (WVT) fait partie. Un passage naturel entre les méthodes TF linéaires et quadratiques se fait en prenant le module au carré des méthodes linéaires, comme le cas du spectrogramme qui est le module au carré de la STFT ou encore le scalogramme qui est le module au carré de la WT continue. Le spectrogramme a été utilisé dans [129] pour estimer le nombre de composantes en fonction du temps à l'aide de l'entropie de Rényi. L'équation 3.24 est vraie dans le cas des représentations monorésolution mais ce n'est pas le cas dans le cadre des transformées multirésolution comme la transformée en ondelettes continue - Continuous Wavelet Transform (CWT) ou la transformée de Stockwell. En effet, si la résolution des composantes dans le plan TF est dépendante de la fréquence (ou l'échelle), cela va créer des composantes qui auront des supports différents même localement ce qui va contredire le postulat de base de l'équation 3.24. Pour illustrer ce phénomène, la Figure 3.6 montre le descripteur  $F_1(t)$  pour les transformées STFT, ST et OST appliquées sur le signal  $x_2(t)$ . Pour la STFT et l'OST, le nombre de composantes est bien estimé en fonction du temps ce qui n'est pas le cas pour la ST. Dans le cadre de cette thèse, nous allons quand même utiliser ce descripteur appliqué sur la ST comme un descripteur proportionnelle au nombre des composantes. Une étude théorique plus élaborée reste nécessaire pour comprendre clairement le comportement de l'entropie de Rényi appliqué sur des représentations TF multirésolutions.

#### Sur le choix de $\alpha$

Les auteurs dans [127] ont montré que les valeurs impaires de  $\alpha$  dans l'équation 3.22 annulent les termes d'interférences qui peuvent apparaître entre les composantes du signal dans les transformées TF quadratiques. La Figure 3.7 montre le descripteur  $F_1(t)$  pour 4 valeurs de  $\alpha = \{1, 2, 3, 7\}$ . Notons que pour  $\alpha = 1$ , l'équation 3.22 est équivalente à l'entropie de Shannon. Nous pouvons remarquer que  $F_1(t)$  devient plus lisse pour  $\alpha$  grand et plus sensible aux variations de l'énergie du signal pour les petits valeurs de  $\alpha$ . Nous fixons empiriquement dans cette thèse, la valeur de  $\alpha$  à 3.

Nous notons que le descripteur  $F_1$  sera la valeur de  $F_1(t)$  à  $t_n = 0.4$  s (le milieu de l'intervalle

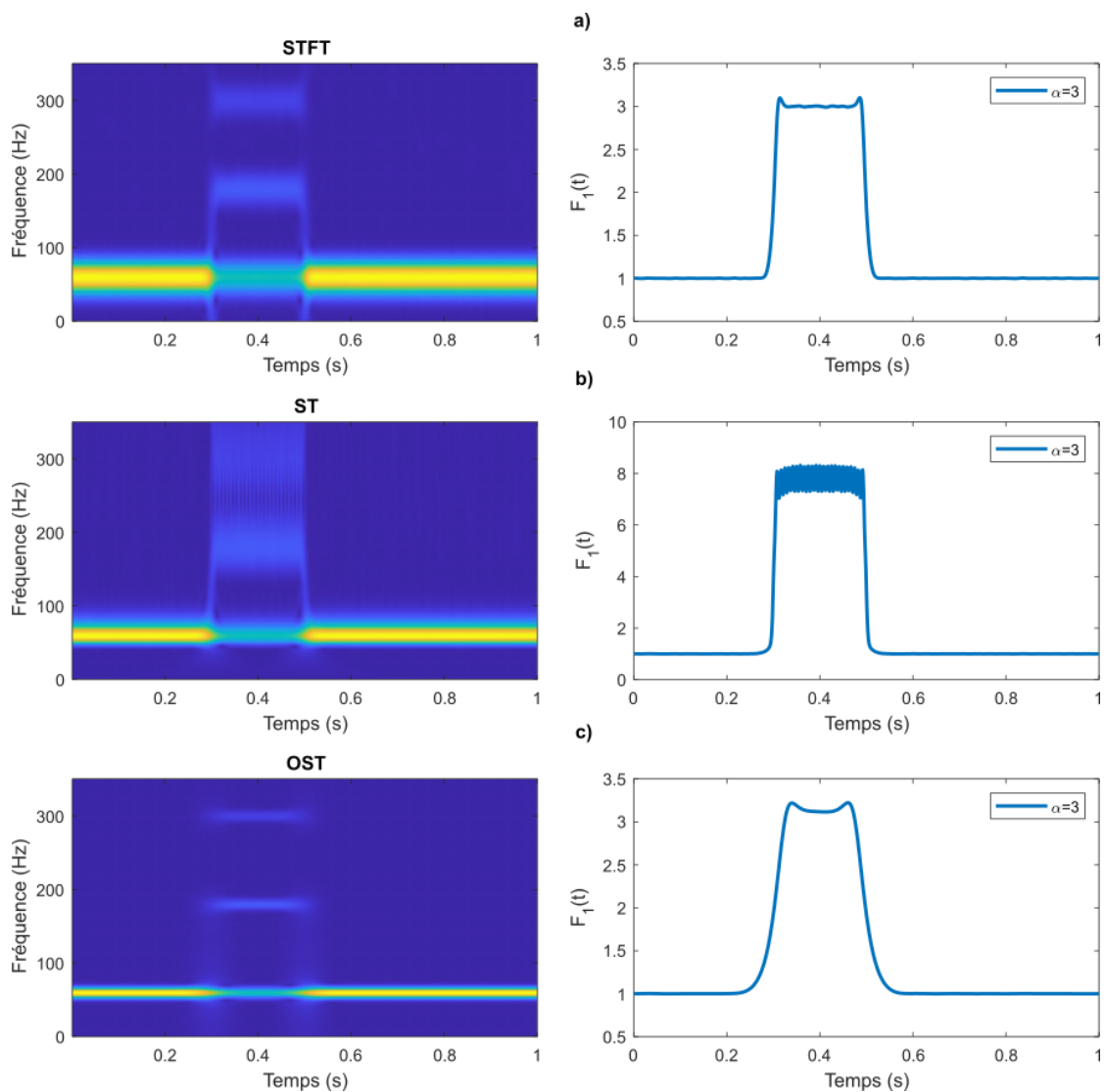


FIGURE 3.6 – Estimation du descripteur  $F_1(t)$  à partir du signal  $x_2(t)$  avec : (a) la STFT (b) la ST (c) la OST

du temps qui correspond au défaut) pour être sûr que la mesure de l'entropie est stabilisée.

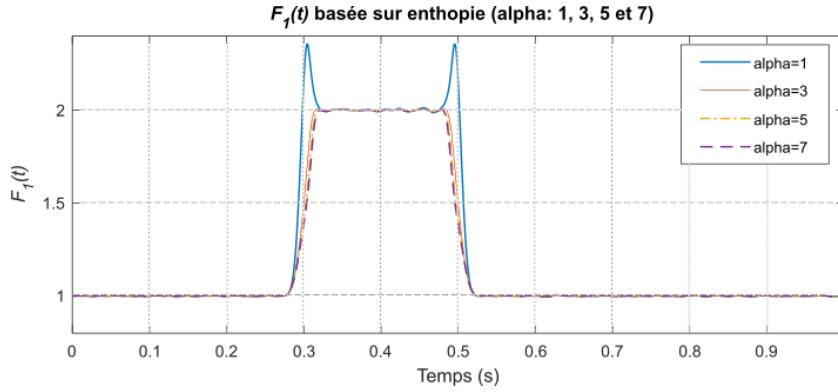


FIGURE 3.7 – L'entropie de Rényi appliquée à la STFT pour différents valeurs de  $\alpha$ .

### 3.3.2 Rapport d'entropies - $F_2$

Les mesures d'entropies sont généralement utilisées pour estimer le degré "d'incertitude" d'une variable aléatoire. Dans le contexte temps-fréquence, comme nous l'avons abordé dans la section précédente, nous avons montré une propriété intéressante de l'entropie qui consiste à estimer le nombre de composantes dans le plan TF. Cette propriété a été exploitée avec le descripteur  $F_1$  qui sert essentiellement à caractériser les défauts en présence d'harmoniques. Dans cette section, nous examinons un nouveau descripteur, noté  $F_2$ , basé sur le rapport d'entropies entre la partie du signal qui contient le défaut et la phase permanente (avant l'apparition du défaut) que nous appelons le signal de référence. Le descripteur  $F_2$  vise à fournir une mesure sensible à la quantité d'information fournie par le défaut et qui sera automatiquement corrélée avec la variation de l'amplitude du signal.

La Figure 3.8 illustre le principe sur lequel ce nouveau descripteur est calculé. Soit  $t_d$  l'intervalle du temps contenant le défaut,  $t_d = [t_1, t_2]$  avec  $t_1$  l'instant du début du défaut ( $t_1 = 0.3$  s) et  $t_2$  l'instant de la fin ( $t_2 = 0.5$  s). L'intervalle de temps pour le signal de référence sera  $t_{ref} = [t_1 - t_d, t_1]$  avec  $t_d = 0.2$  s.

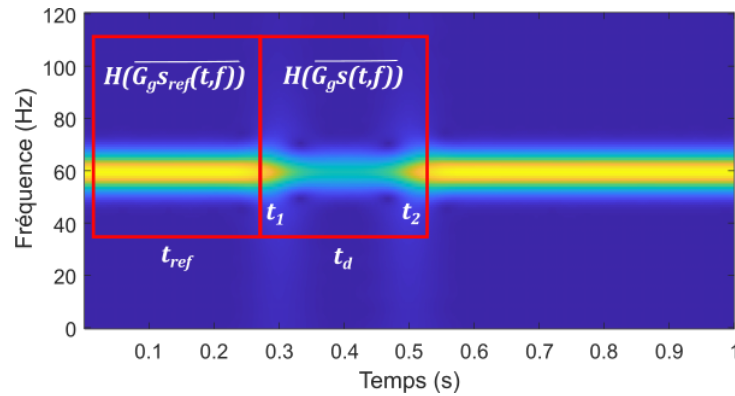
Le descripteur  $F_2$  peut-être calculé de la façon suivante [20] :

$$F_2 = \frac{H_\alpha(\overline{G_g s(t_d, f)})}{H_\alpha(\overline{G_g s_{ref}(t_{ref}, f)})} \quad (3.25)$$

où :

- $H(\overline{G_g s(t, f)})$  - L'entropie du signal contenant le défaut.
- $H(\overline{G_g s_{ref}(t, f)})$  - L'entropie du signal de référence.

La Figure 3.9 illustre trois transformées TF pour le même type de défaut en variant l'amplitude  $A$  du modèle  $x_2(t)$ . Nous pouvons observer que le descripteur  $F_2$  est directement corrélé à la variation de l'amplitude  $A$  de la perturbation.


 FIGURE 3.8 – Principe de calcul de descripteur  $F_2$ 

### 3.3.3 Concentration d'énergie (CE) - $F_3$

Dans cette section, nous abordons le descripteur de CE qui est généralement appliqué pour évaluer la qualité de la représentation temps-fréquence d'un signal [125, 123].

La CE offre une mesure du degré de dispersion de l'énergie autour de la fréquence instantanée du signal dans le plan temps-fréquence. En d'autres termes, elle permet d'évaluer comment l'énergie du signal est répartie à différents moments et fréquences. Cette mesure définie dans l'équation 3.17 est utilisée dans cette thèse comme un descripteur ( $F_3$ ). Nous notons que  $S_g^\Theta x(t, f)$  peut-être remplacée par n'importe quelle autre représentation temps-fréquence.

L'intuition derrière l'utilisation de cette mesure comme descripteur est que la concentration d'énergie dans le plan temps-fréquence peut être directement liée à la nature des composantes dans le signal (voir Figure 3.10), ce qui dans notre cas, peut aider à discriminer les différents types de perturbations de la qualité de l'énergie. Nous tenons à préciser que pendant nos travaux en lien avec ce descripteur, cette mesure a été proposée dans la littérature pour caractériser les perturbations de la qualité de l'énergie dans [81].

### 3.3.4 Descripteurs de forme des transitoires ( $\beta_{f_n}$ ) - $F_4$ , $F_5$ et $F_6$

Les descripteurs  $F_4$ ,  $F_5$ ,  $F_6$ , notés  $\beta_{f_n}$ , reposent sur une mesure de l'énergie des signaux (énergie de Shannon) dans le plan temps-fréquence. Ces descripteurs ont été déjà proposés dans [131] pour décrire la forme des signaux transitoires qui se produisent lors du démarrage de charges électriques. En effet, la forme du courant d'appel suite au démarrage d'une charge électrique est étroitement liée à la nature physique de la charge, qu'elle soit de type résistive, capacitive ou inductive. Dans le cadre de cette thèse, nous les appliquons pour caractériser la forme du signal transitoire de tension suite à une perturbation de la qualité de l'énergie. La forme des signaux de tension dans la phase transitoire générée par un événement sur le réseau électrique peut éventuellement caractériser le type de l'évènement produit. Par conséquent, nous calculons  $\beta_{f_n}$  à des fréquences spécifiques définies par  $f_n$  (y compris les fréquences fonda-



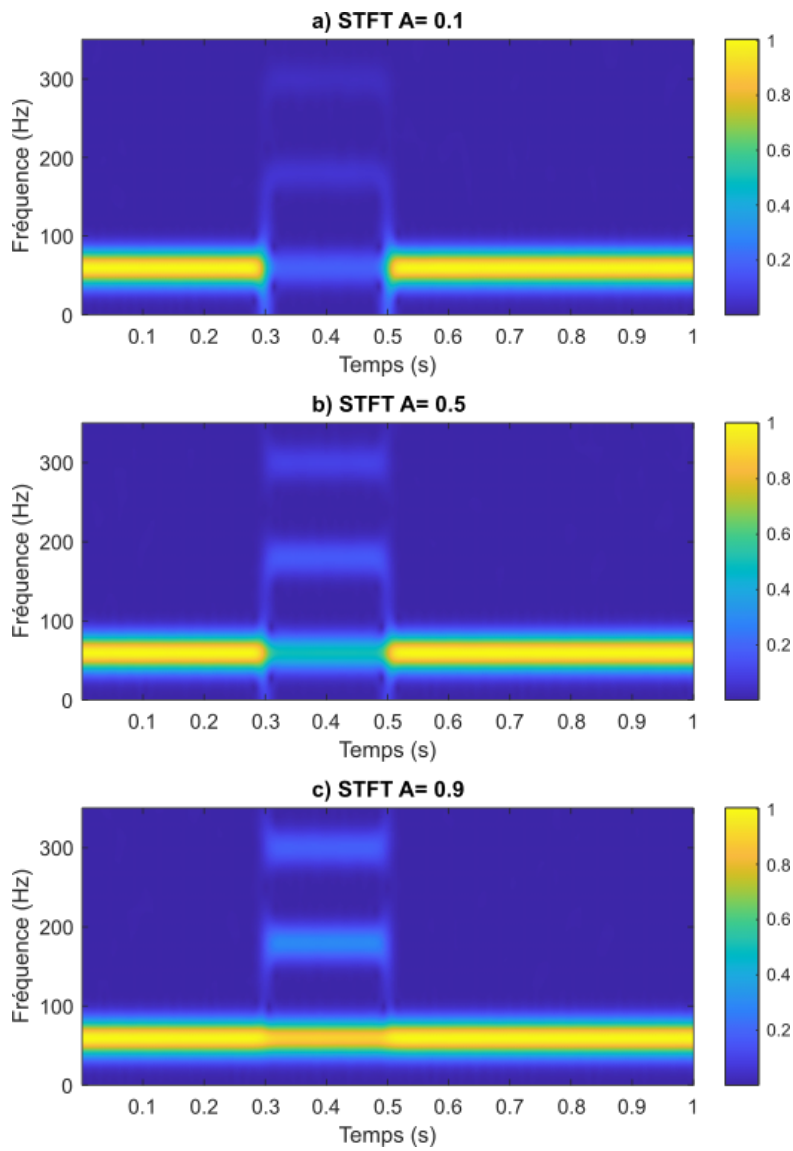


FIGURE 3.9 – Les rapports d’entropies calculés sur plusieurs signaux  $x_2$  en variant l’amplitude  $A$  :  $F_2=0,2318$  pour  $A=0,1$ ,  $F_2=0,5841$  pour  $A=0,5$  et  $F_2=0,9184$  pour  $A=0,9$ .

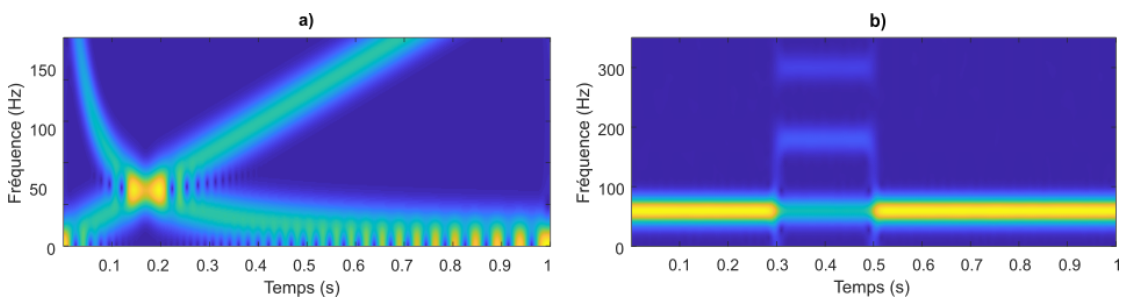


FIGURE 3.10 – La STFT des signaux a)  $x_1(t)$  avec  $CE=0,0049$  et b)  $x_2(t)$  avec  $CE=0,0062$

mentales avec  $f_0 = 60$  Hz ainsi que leurs harmoniques multiples) telles que  $f_n = 60n$  Hz avec  $n = \{1, 2, 3\}$ . L'intervalle de temps sur lequel les descripteurs sont calculés est  $[t_1 - \delta t, t_1 + \delta t]$  avec  $\delta t = 0.02$  s et  $t_1$  est l'instant où l'évènement est produit.

Ces descripteurs sont définis de la manière suivante :

$$\beta_{f_n} = \int_{t_1 - \delta t}^{t_1 + \delta t} E(t) dt \quad (3.26)$$

avec  $E(t)$  est l'énergie de Shannon [132], appliqué sur la voie fréquentielle  $f_n$  qui peut-être exprimée comme suit :

$$E(t) = \overline{G_g x(t, f_n)}^2 \log(\overline{G_g x(t, f_n)}^2) \quad (3.27)$$

où  $\overline{G_g x(t, f_n)}$  est la représentation temps-fréquence pour  $f = f_n$  et qui est normalisée de la façon suivante :

$$\overline{G_g x(t, f_n)} = \frac{|G_g x(t, f_n)| - \min(|G_g x(t, f_n)|)}{\max(|G_g x(t, f_n)|) - \min(|G_g x(t, f_n)|)} \quad (3.28)$$

Le terme énergie dans  $E(t)$  est dû au terme au carré ( $\overline{G_g x(t, f_n)}^2$ ) et Shannon est dû au log dans la définition. C'est une sorte de transformation qui va atténuer les hautes et basses intensités et favoriser les intensités moyennes dans  $G_g x(t, f_n)$

La Figure 3.11 illustre la forme de l'énergie de Shannon extraite à partir des voies fréquentielles dans le plan temps-fréquence, sur laquelle le calcul des  $\beta_{f_n}$  est basé, pour un signal de chute de tension avec l'apparition d'une 3ème harmonique et 5ème harmonique.

Les descripteurs temps-fréquence  $F_4 = \beta_{60}$ ,  $F_5 = \beta_{180}$  et  $F_6 = \beta_{300}$  sont donc ajoutés au vecteur des descripteurs proposés dans le cadre de cette thèse.

#### 3.3.5 Descripteurs des paramètres d'optimisation de l'OST - $F_7 - F_{10}$

Les paramètres d'optimisation  $\Theta_{opt} = \{m, p, k, r\}$  qui servent à optimiser la représentation TF pour la transformée de Stockwell [122] sont également utilisés comme descripteurs dans le cadre de cette thèse. Comme nous l'avons déjà montré, ces paramètres sont fixés par un processus d'optimisation qui maximise la concentration d'énergie occupé par le signal dans le plan temps-fréquence. Ces paramètres vont être dépendants du modèle du signal analysé donc ils peuvent naturellement jouer le rôle de descripteurs afin de discriminer entre les différents types de perturbations de la qualité de l'énergie. Nous définissons donc les nouveaux descripteurs  $F_7, F_8, F_9, F_{10}$  obtenus via l'ensemble des paramètres optimaux  $\Theta_{opt}$ . La Figure 3.12 montre les représentations OST pour les deux modèles de signaux de test utilisés dans ce chapitre avec les paramètres  $\Theta_{opt} = \{0, 0, 0.1, 0.7\}$  pour  $x_1(t)$  et  $\Theta_{opt} = \{0.01, 0.041, 0.027, 0.055\}$  pour  $x_2(t)$ .

### Chapitre 3. Extraction de descripteurs temps-fréquence

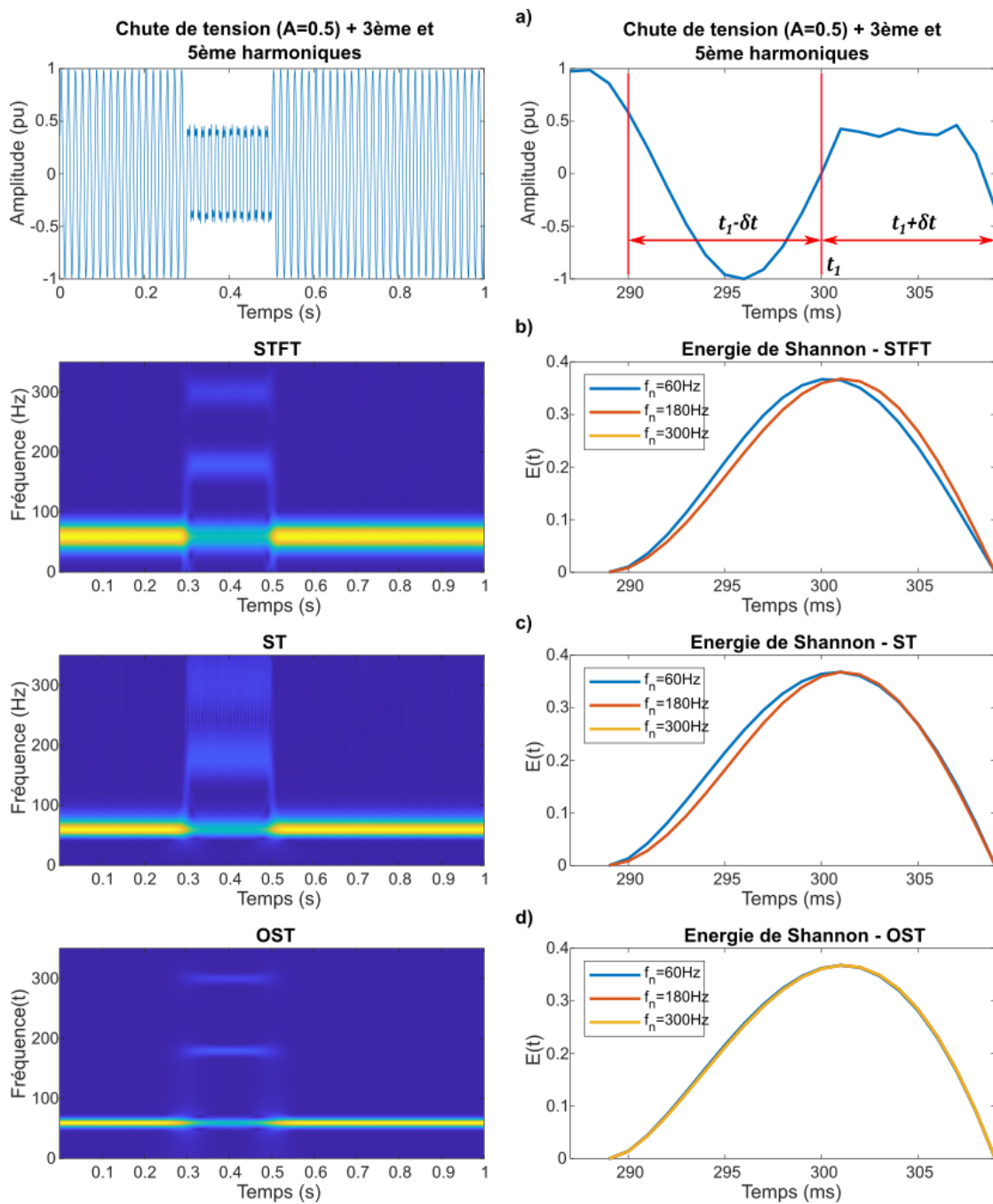


FIGURE 3.11 – Extraction de l'énergie des voies fréquentielles 60, 180 et 300 Hz d'un signal qui correspond à une chute de tension avec l'apparition d'une 3ème et 5ème harmoniques (a) à gauche le signal  $x_2$  et à droite leur moment de la perturbation) : à gauche les transformées TF et à droite les énergies de Shannon correspondantes pour  $f = 60, 180$  et  $300$  Hz b) la STFT c) la ST d) l'OST.

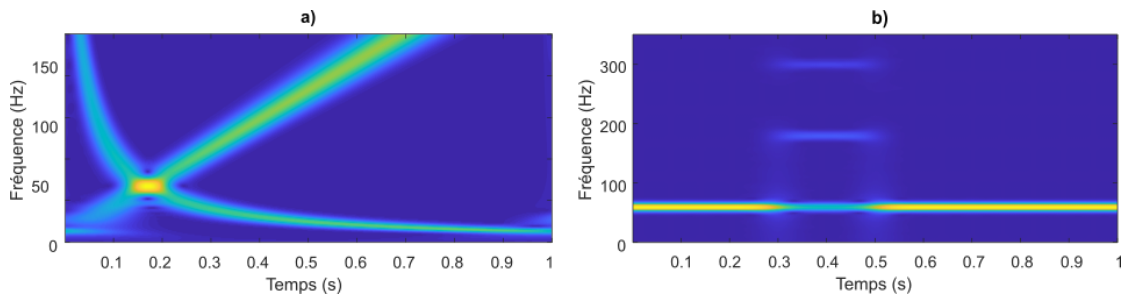


FIGURE 3.12 – Les transformées de Stockwell optimisées : a)  $x_1(t)$  avec  $\Theta_{opt} = \{0, 0, 0.1, 0.7\}$  et b)  $x_2(t)$  avec  $\Theta_{opt} = \{0.01, 0.041, 0.027, 0.055\}$

### 3.3.6 Récapitulatif des descripteurs proposés

Dix descripteurs basés sur le domaine temps-fréquence ont été proposés dans le cadre de cette thèse. Le Tableau 3.1 résume les descripteurs proposés et donne l'interprétation de chaque descripteur et les instants sur lesquels les descripteurs sont calculés.

## 3.4 Résultats de simulation

Afin d'évaluer les descripteurs proposés, nous effectuons l'extraction de ces descripteurs à partir de dix types de perturbations de la qualité de l'énergie définis dans le Tableau 1.1 du Chapitre 1. Pour chaque type de perturbation, nous générons trois niveaux de bruit avec une distribution normale, SNR=40, 20 et 5 dB avec 100 réalisations pour chaque niveau, ce qui représente en total 3000 signaux. Dans le texte nous allons référer au niveau de bruit bas pour le SNR=40 dB, moyen pour le SNR=20 dB et élevé pour le SNR=5 dB. La fréquence d'échantillonnage est de 1 kHz et la durée des signaux simulés est fixé à 1 seconde. Les perturbations commencent à  $t_1 = 0.3$  s et terminent à  $t_2 = 0.5$  s.

Afin de discuter et d'évaluer uniquement les descripteurs extraits, la segmentation de la perturbation dans les signaux de tension simulés est faite d'une façon manuelle. Plus concrètement, pour les descripteurs  $F_1$ . Les descripteurs sont extraits à partir des méthodes temps-fréquence (STFT, ST et OST) et la distribution de chaque descripteur est illustrée en fonction de trois critères qui seront utilisés pour mener une discussion sur sa performance, les trois critères sont :

- La capacité du descripteur à discriminer entre les différents types de perturbations. En ayant en tête, que chaque descripteur proposé vise une famille de perturbations particulière et ne vise pas de discriminer entre les 10 types en même temps.
- La robustesse à chaque descripteur vis-à-vis du bruit.
- La sensibilité de chaque descripteur en fonction de la transformée temps-fréquence utilisée.

TABLE 3.1 – Descripteurs pour la description de la qualité de l'énergie

Descripteurs	Nom	Numéro d'équation	Références	Ce qu'il représente	Instants de calcul (s)
$F_1$	<b>Le nombre de composantes du signal en fonction du temps</b>	3.23	STFT [123], ST [112], OST [122] et Renyi [128]	$F_1$ suit les variations temporelles du nombre d'harmoniques dans le signal électrique, permettant de détecter précisément leur apparition et leur disparition sur le réseau électrique, contrairement à la THD conventionnelle.	$t_n = 0.4$
$F_2$	<b>Rapport d'entropie</b>	3.25	STFT [123], ST [112], OST [122] et Shannon [123] et Shannon [20]	$F_2$ évalue la complexité du signal d'erreur en comparant son entropie de Shannon avec celle des données de référence, fournissant ainsi une mesure numérique similaire à la leur efficace de l'amplitude du signal de tension.	$t_d = [t_1, t_2]$ , $t_{ref} = [t_1 - t_d, t_1]$ , $t_1 = 0.3$ , $t_2 = 0.5$
$F_3 = CE$	<b>Concentration (CE)</b>	d'énergie 3.17	STFT [123], ST [112] et OST [122]	$F_3$ mesure la dispersion de l'énergie autour de la fréquence instantanée dans le plan temps-fréquence, ce qui permet d'évaluer la qualité de la représentation temps-fréquence et de caractériser les défauts.	$t = [0, 1]$ ,
$F_4 = \beta_{f_{60}}$	<b>Descripteur transitoire temps-fréquence (<math>\beta_f</math>)</b>	3.26	STFT [123], ST [112] et OST [122]	$F_4$ à $F_6$ décrivent la forme des signaux transitoires à des fréquences spécifiques (60, 180 et 300 Hz), utilisées pour caractériser le début des défauts.	$\delta t = 0.02$
$F_5 = \beta_{f_{180}}$					
$F_6 = \beta_{f_{300}}$					
$F_7 = m$	<b>Paramètres d'optimisation de l'OST (<math>m, p, k, r</math>)</b>	3.19	OST [122]	$F_7$ à $F_{10}$ sont les paramètres optimaux de la fenêtre gaussienne pour la représentation temps-fréquence du signal, contrôlant sa largeur, optimisant la concentration d'énergie ( $F_3$ ) et aidant à distinguer les types de défauts.	$t = [0, 1]$
$F_8 = p$					
$F_9 = k$					
$F_{10} = r$					

### 3.4.1 Nombre de composantes - $F_1$

La Figure 3.13 montre la distribution du descripteur  $F_1$  qui estime le nombre de composantes en fonction du temps pour l'ensemble des signaux de tension simulés avec différents niveaux de bruit et pour les trois transformées TF. Sans surprise, les types de défauts qui contiennent des harmoniques (à partir de C5) sont les mieux discriminés par ce descripteur. Nous remarquons trois groupes différents de classes qui correspondent parfaitement au nombre d'harmoniques dans les signaux simulés (Figure 3.13) : absence des harmoniques {C1, C2, C3, C4}, présence de la 3ème harmonique {C5, C7, C9} et présence de la 3ème et 5ème harmoniques {C6, C8, C10}. Le nombre de composantes est généralement bien estimé même avec un niveau de bruit bas, moyen ou élevé. Ce n'est pas le cas pour la perturbation de type chute de tension (C4). En effet, en présence d'un niveau de bruit moyen ou élevé le descripteur  $F_1$  est mal estimé. Cela peut-être expliqué par le fait que le signal a une amplitude très faible ce qui lui rend très sensible au bruit surajouté et fausse l'estimation de l'entropie de Rényi dans le plan TF et cela indépendamment du type de transformée TF utilisée.

### 3.4.2 Rapport d'entropies - $F_2$

Le descripteur  $F_2$  qui se calcule en réalisant le rapport entre l'entropie de Rényi de la partie correspondante au défaut avec la partie qui le précède est très robuste vis-à-vis du bruit. En effet, nous pouvons observer dans la Figure 3.14 que indépendamment du niveau SNR, les valeurs de descripteurs varient peu et cela pour toutes les transformées TF testées. Nous pouvons également observer une différence significative entre les 4 groupes suivants : {C1, C9, C10}, {C2, C5, C6}, {C3, C7, C8} et {C4}. Cette discrimination est directement liée à la variation de la quantité d'énergie (l'amplitude du signal) pendant et avant l'apparition du défaut. Cette information est complémentaire au nombre de composantes dans le signal.

### 3.4.3 Concentration d'énergie - $F_3$

Pour le descripteur  $F_3$  qui se base sur la mesure de la concentration d'énergie, la valeur du descripteur est inversement proportionnelle au niveau du bruit. En effet, la mesure est conçue pour estimer le niveau de compacité de l'énergie dans le plan TF, en présence de bruit blanc, la répartition de l'énergie va être distribuée d'une façon aléatoire et non concentré, ce qui va baisser automatiquement la valeur du descripteur. Nous remarquons le même phénomène pour les différentes représentations TF, en notant que pour l'OST, les valeurs des descripteurs sont plus élevés car cette méthode cherche à maximiser la concentration d'énergie, ce qui n'est pas le cas pour la STFT ou la ST classique. En présence d'un niveau de bruit élevé (SNR=5 dB) la qualité de descripteur se détériore significativement et il n'est plus possible de discriminer les différentes classes via le descripteur  $F_3$ , car les valeurs des descripteurs restent presque stables pour toutes les classes (voir la Figure 3.15).

### 3.4.4 Descripteurs de forme des transitoires ( $\beta_{f_n}$ ) – $F_4$ , $F_5$ et $F_6$

Pour le descripteur  $F_4$ , qui calcule la forme de l'enveloppe de la fréquence fondamentale, nous observons deux groupes distincts : d'une part les {C1, C9, C10} qui ne correspondent pas à une chute de tension ou une surtension et d'autre part {C2-C8} qui contiennent soit une chute ou une surtension, avec ou sans harmoniques. Nous pouvons observer (Figure 3.16) que pour l'OST les descripteurs  $F_4$  sont les plus robustes vis-à-vis du bruit.

Concernant le descripteur  $F_5$ , qui calcule la forme de l'enveloppe de la fréquence correspondante à la 3ème harmonique, nous pouvons distinguer deux groupes de valeurs : {C1-C4} et {C5-C10}, ce qui est normal car le deuxième groupe {C5-C10} contient systématiquement la 3ème harmonique. Nous remarquons (Figure 3.17) également que l'OST fournit le meilleur degré de robustesse vis-à-vis du bruit.

Concernant le descripteur  $F_6$  qui concerne la forme de l'enveloppe de la fréquence correspondante à la 5ème harmonique, nous pouvons remarquer facilement deux groupes de valeurs : {C6, C8, C10} et les autres. Cette différenciation n'est pas (Figure 3.18) forcément qualitative mais plutôt liée à la présence ou non de l'harmonique concernée.

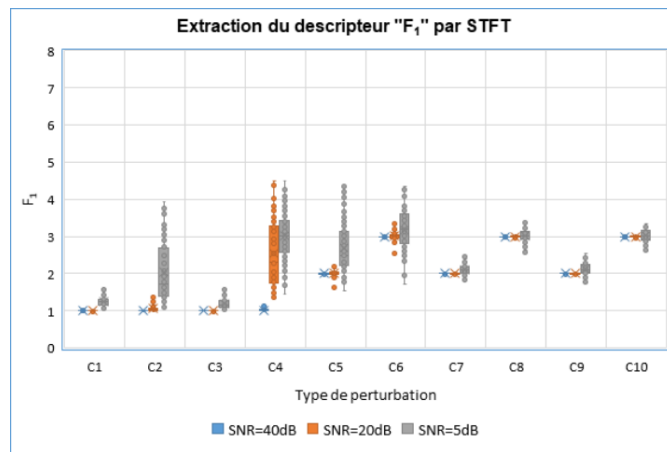
### 3.4.5 Descripteurs des paramètres d'optimisation de l'OST – $F_7$ , $F_8$ , $F_9$ et $F_{10}$

Concernant les paramètres d'optimisation de la fenêtre gaussienne, nous remarquons que le descripteur  $F_7$ ,  $F_8$  et  $F_9$  sont très proches de zéros tandis que  $F_{10}$  est systématiquement plus élevé que les autres paramètres, comme le montre la Figure 3.19. Pour avoir une vue globale sur le comportement de ces paramètres en fonction de type de défaut, nous illustrons la variation de la fonction  $\sigma(f) = \frac{mf^p+k}{fr}$  obtenue en prenant en compte la médiane de chaque descripteur pour chaque type de défaut  $C_n$ . La Figure 3.20.a montre que les profils de  $\sigma(f)$  arrivent à bien différencier les classes  $C_8$  et  $C_{10}$  et la Figure 3.20.b montre les profils des  $\sigma(f)$  pour les classes  $C_4$ ,  $C_6$ ,  $C_7$  et  $C_9$ .

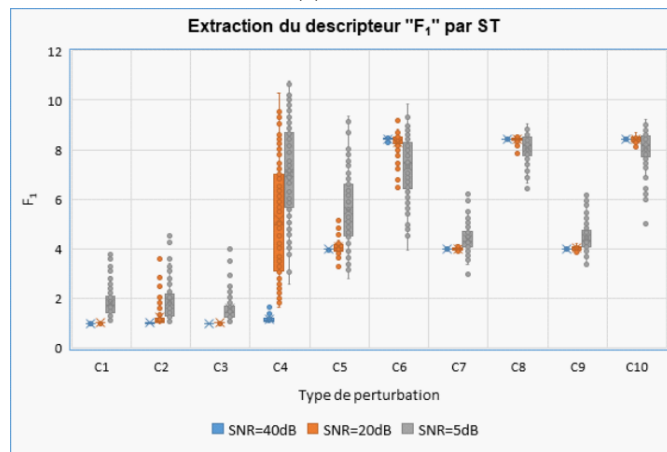
### 3.4.6 Bilan

Étant donné que la classification s'effectue dans un espace à dix dimensions, il n'est pas facile de visualiser les limites de décision de toutes les classes. La Figure 3.22 montre l'espace bidimensionnel des descripteurs  $F_1$  et  $F_2$  avec les transformées STFT, ST et OST, respectivement. Même en présence de niveaux bas et moyen de bruit, ces descripteurs arrivent à bien séparer les dix classes de perturbations. L'étendue des valeurs est plus réduite pour la représentation temps-fréquence OST ainsi que la séparabilité entre les classes notamment pour un SNR de 5 dB, ce qui montre l'importance de l'optimisation de la représentation TF avant l'extraction de ces descripteurs.

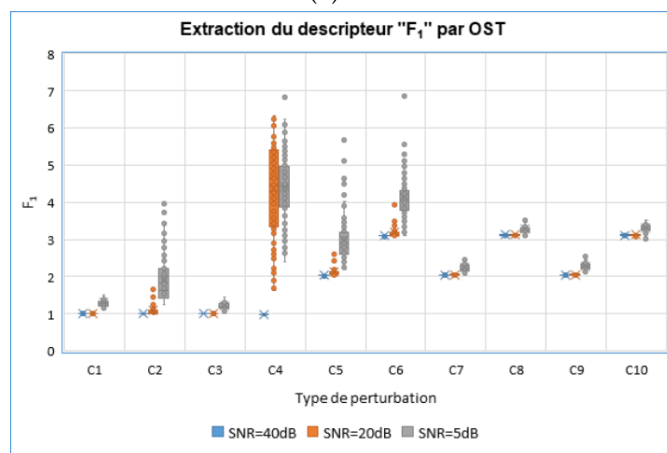
Cette combinaison de descripteurs  $F_1$  et  $F_2$  permet à la fois d'avoir les informations sur la



(a) STFT



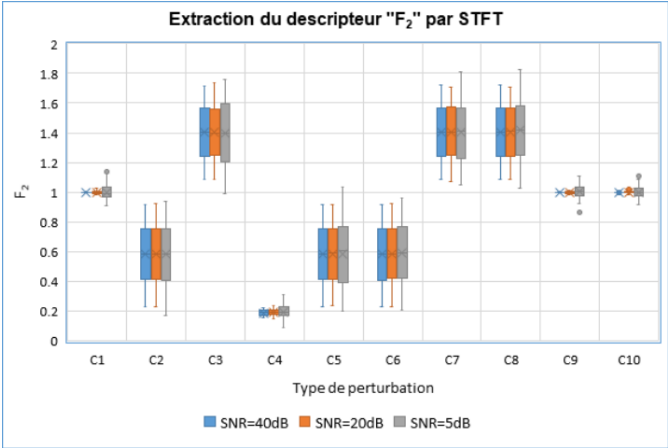
(b) ST



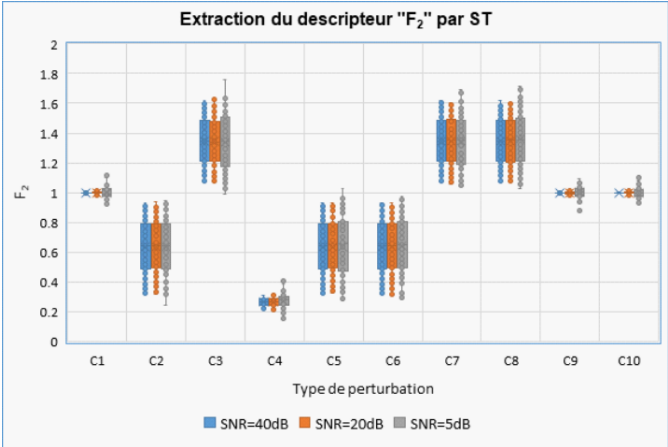
(c) OST

FIGURE 3.13 – Extraction des descripteurs  $F_1(t)$  à partir des représentations TF des 10 classes de signaux.

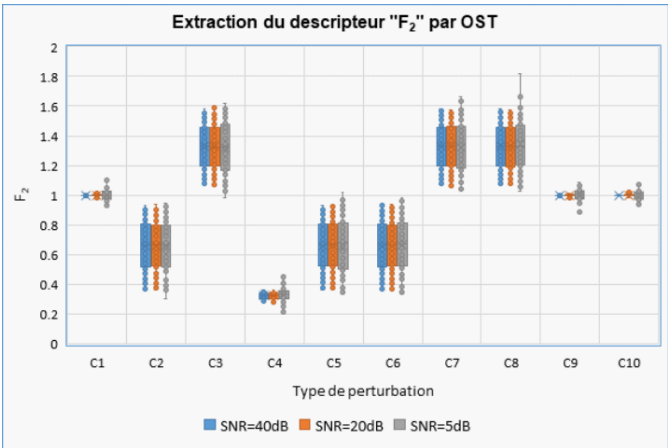




(a) STFT

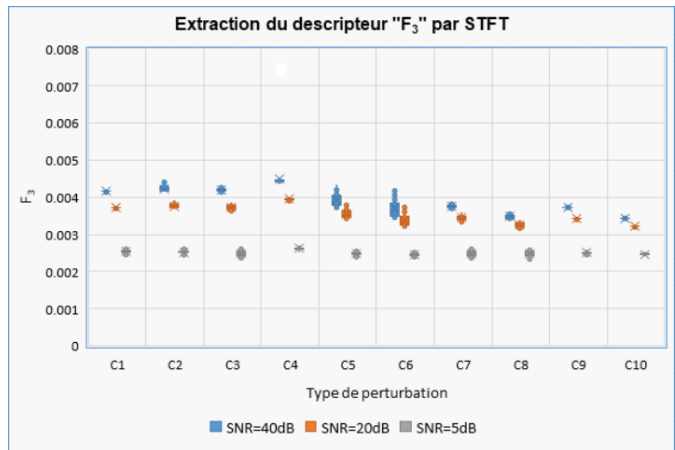


(b) ST

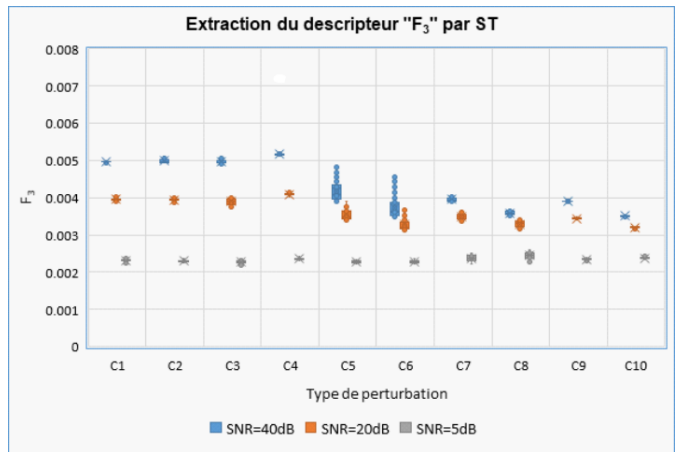


(c) OST

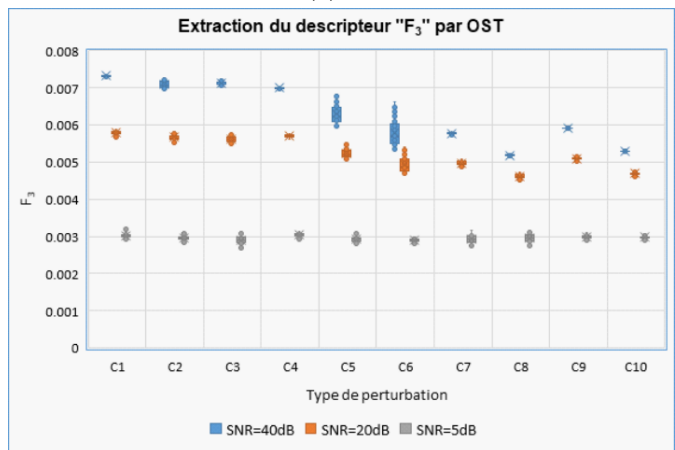
FIGURE 3.14 – Extraction des descripteurs  $F_2$  à partir des représentations TF des 10 classes de signaux.



(a) STFT

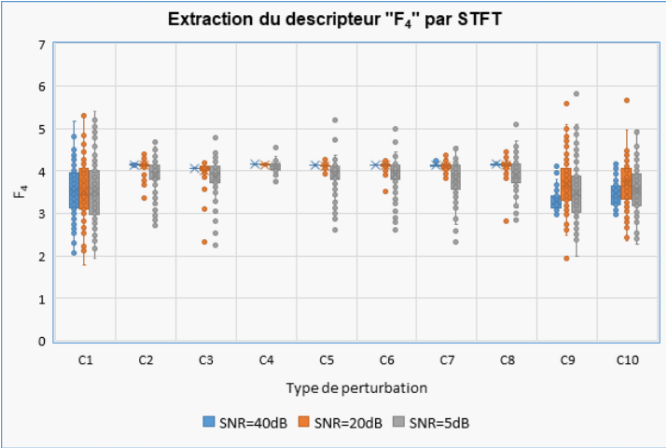


(b) ST

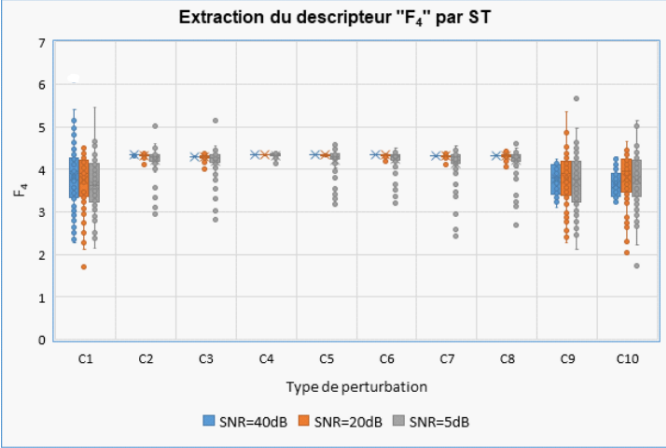


(c) OST

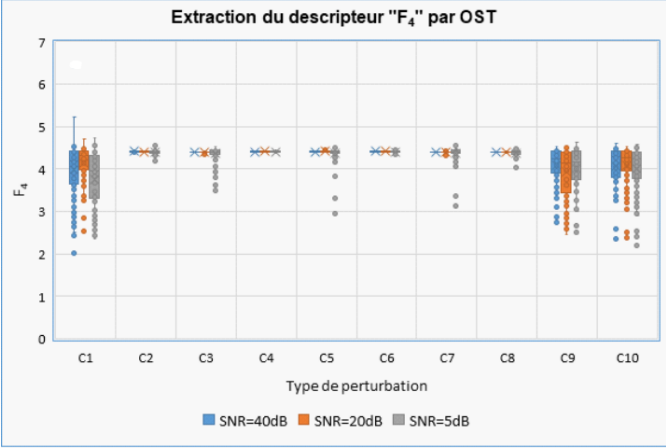
FIGURE 3.15 – Extraction des descripteurs  $F_3$  à partir des représentations TF des 10 classes de signaux.



(a) STFT

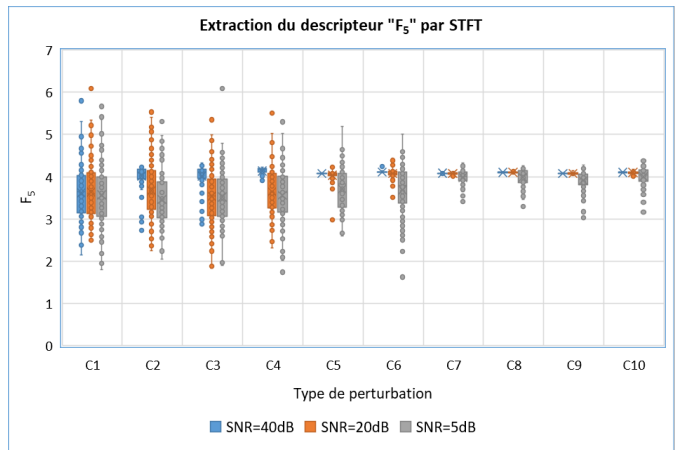


(b) ST

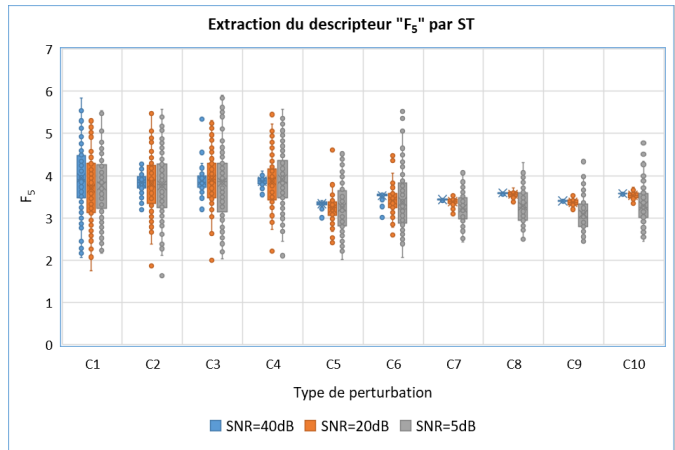


(c) OST

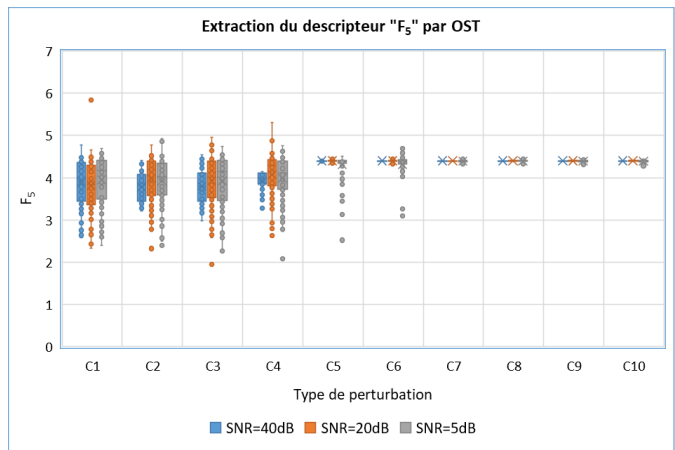
FIGURE 3.16 – Extraction des descripteurs  $F_4$  à partir des représentations TF des 10 classes de signaux.



(a) STFT

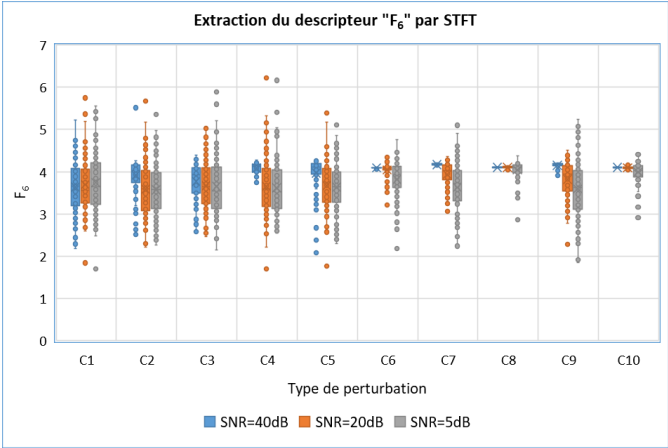


(b) ST

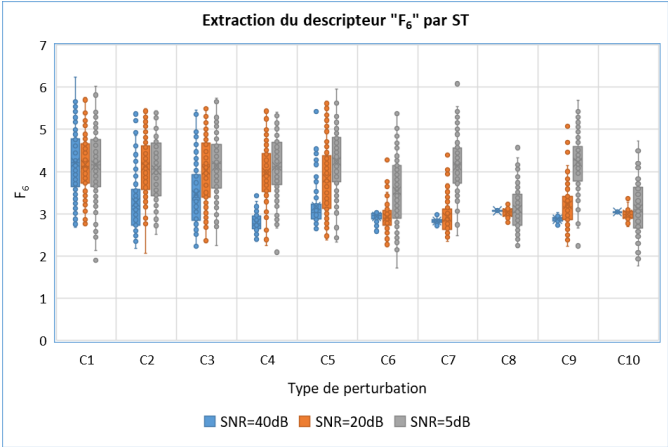


(c) OST

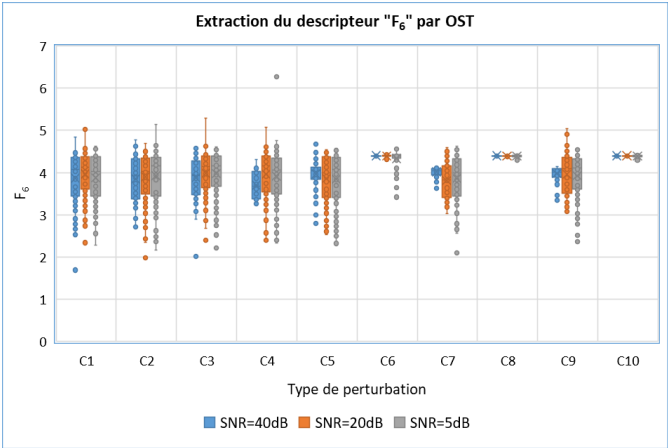
FIGURE 3.17 – Extraction des descripteurs  $F_5$  à partir des représentations TF des 10 classes de signaux.



(a) STFT



(b) ST



(c) OST

FIGURE 3.18 – Extraction des descripteurs  $F_6$  à partir des TF des 10 classes de signaux.

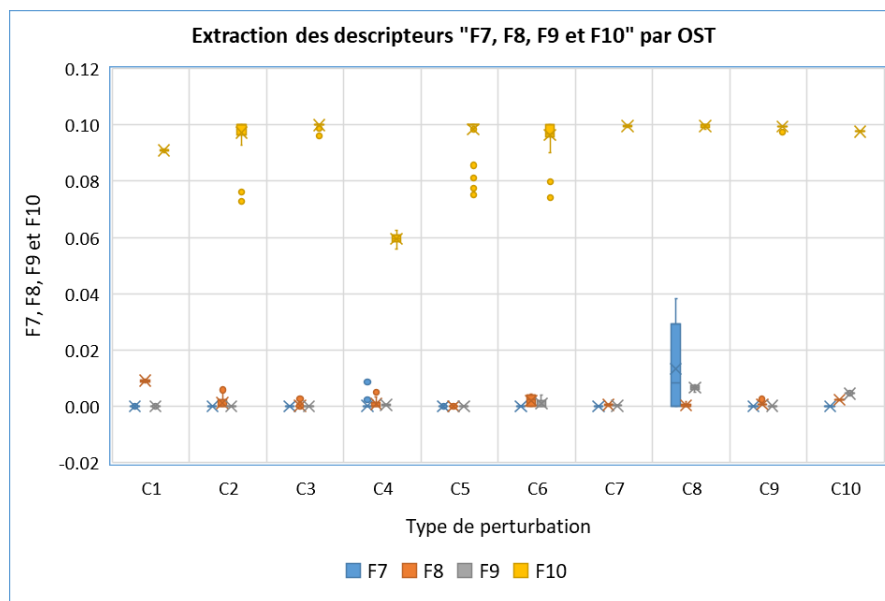


FIGURE 3.19 – Extraction des descripteurs  $F_7 - F_{10}$  qui optimisent la représentation TF (OST).

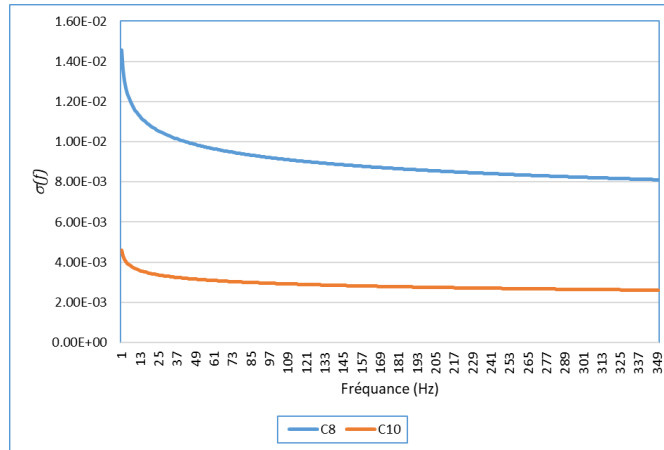
composition en harmoniques du signal et les variations d'amplitude. La Figure 3.21 montre le nuage de points des trois premiers descripteurs  $F_1$ ,  $F_2$ , et  $F_3$ . Ces représentations dans l'espace direct des descripteurs donnent une première idée de l'efficacité des descripteurs proposés notamment les 3 premiers. Pour les autres descripteurs, ce n'est pas évident de tirer des conclusions sur leurs efficacités à discriminer entre les différentes perturbations en les affichant dans l'espace direct. Un bilan plus minutieux peut-être tirer en utilisant des outils de classification automatique, ce qui sera l'objectif du Chapitre 4.

### 3.5 Conclusion

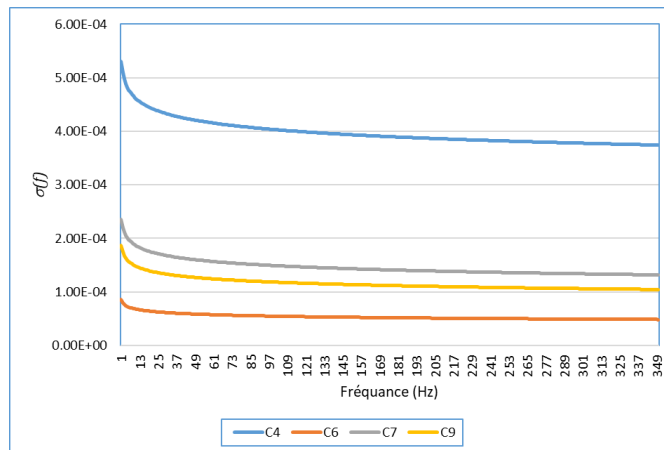
Ce chapitre a pour but principal de proposer de nouveaux descripteurs pour la classification des perturbations de la qualité de l'énergie en utilisant des méthodes temps-fréquence. Après une introduction qui présente la motivation de notre choix à extraire des descripteurs à partir du plan TF, nous avons présenté brièvement les définitions mathématiques des trois représentations temps-fréquence utilisées dans cette thèse : la transformée de Fourier à court terme (STFT), la transformée de Stockwell (ST) et la transformée de Stockwell optimisée (OST). Ensuite nous avons présenté les descripteurs proposés en donnant une interprétation intuitive de chacun. Au total, nous générons dix descripteurs qui sont résumés dans le Tableau 3.1. Ensuite, nous avons mené une étude comparative pour discuter et évaluer les performances des descripteurs proposés en fonction des trois critères : la capacité du descripteur à discriminer les différentes classes, sa robustesse vis-à-vis du bruit et sa sensibilité à la représentation temps-fréquence utilisée. Cette première évaluation s'est basée essentiellement sur la visualisation de la distribution de chaque descripteur en fonction de chaque critère. Cette évaluation a mon-

### Chapitre 3. Extraction de descripteurs temps-fréquence

tré la potentialité des descripteurs proposés à discriminer les différents types de perturbations électriques. Les dix descripteurs présentés dans ce chapitre vont servir comme un vecteur d'entrée aux méthodes de classifications automatiques que nous allons présenter dans le chapitre suivant.



(a)



(b)

FIGURE 3.20 – Les fonctions  $\sigma(f)$  calculées en fonction des valeurs médianes de descripteurs  $F_7 - F_{10}$ .

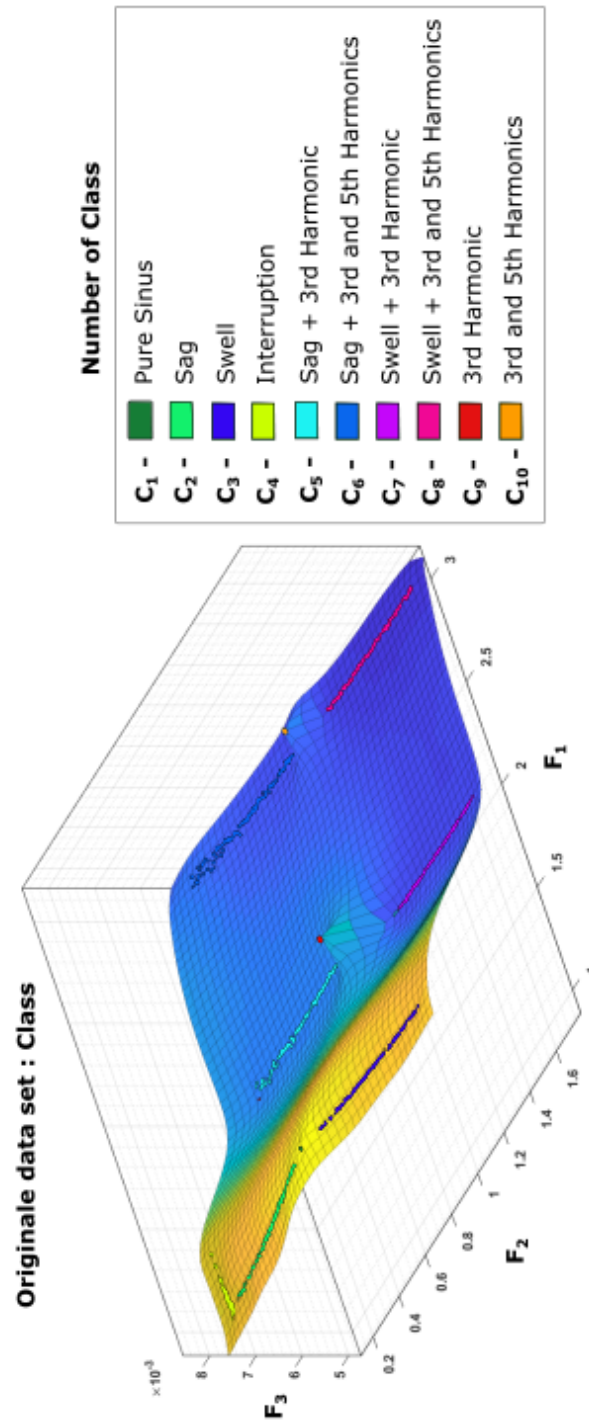


FIGURE 3.21 – Nuage de points des descripteurs temps-fréquence  $F_1$ ,  $F_2$  et  $F_3$  obtenus



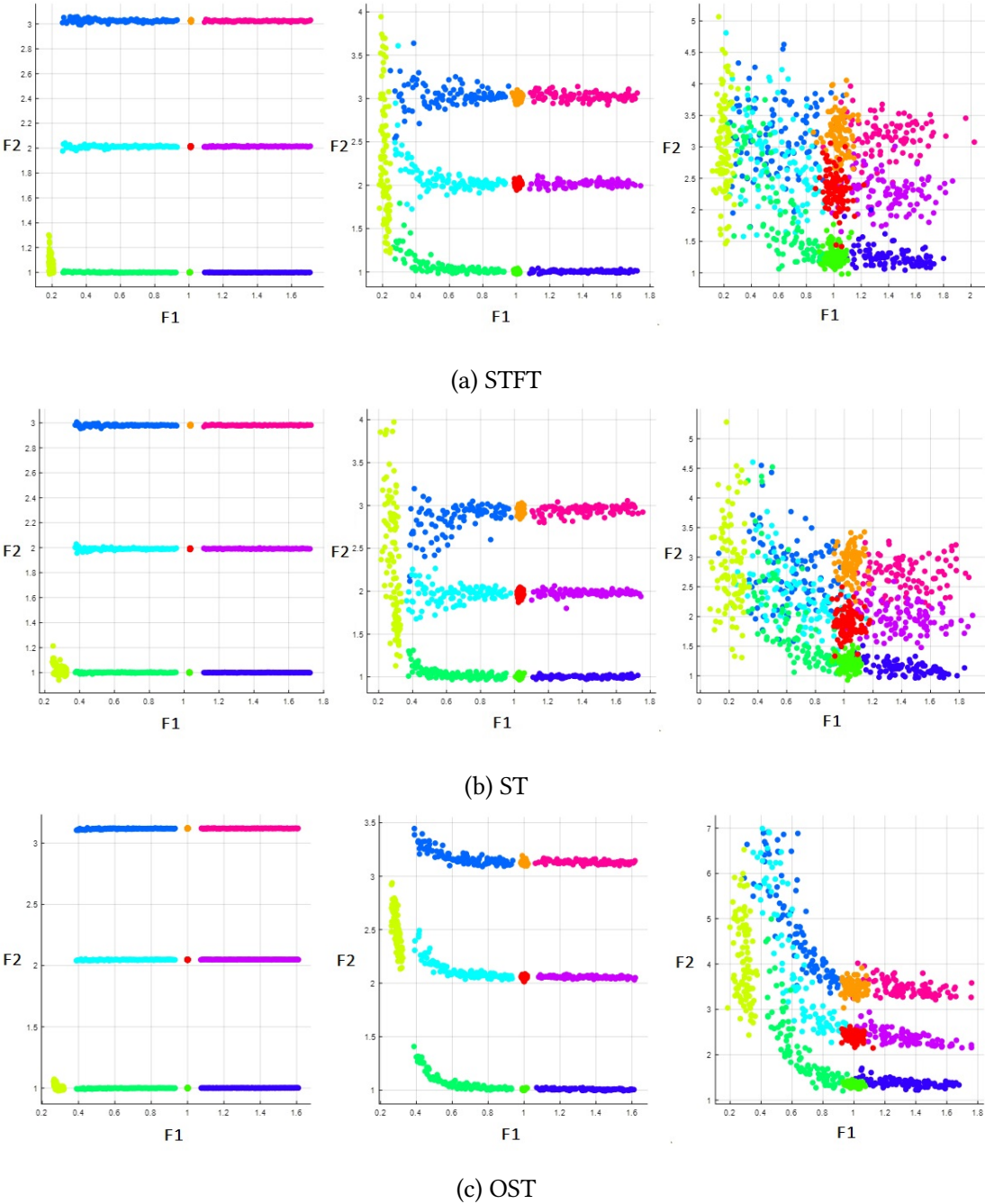


FIGURE 3.22 – Les nuages de points des descripteurs  $F_1$  et  $F_2$  à partir de la STFT (a), ST (b) et OST (c) avec trois niveaux de bruit SNR=40 dB (gauche), SNR=20 dB (milieu) et SNR=5 dB (droite).

# 4 Classification des perturbations de la qualité de l'énergie

## 4.1 Introduction

Après avoir détecté les perturbations de la qualité de l'énergie, il est crucial de les classer et les identifier précisément. Le premier chapitre a présenté les différentes perturbations considérées, le deuxième a comparé les méthodes de détection, et le troisième a extrait les descripteurs nécessaires. Ce chapitre se concentre sur les techniques de classification et d'identification des perturbations, en examinant comparativement les résultats obtenus.

De nombreux chercheurs se sont penchés sur la classification des perturbations de la qualité de l'énergie à l'aide de divers modèles d'apprentissage machine. Parmi les travaux de recherche pertinents, les études antérieures à 2011 tendent à privilégier des modèles plus classiques. Ces modèles, incluant les machines à vecteurs de support (SVM) et les réseaux de neurones simples, sont principalement supervisés et nécessitent des données étiquetées pour leur entraînement. Les SVM sont particulièrement efficaces dans les espaces de grande dimension et offrent une bonne généralisation. Cependant, leur performance dépend fortement de la sélection du noyau et ils peuvent être sensibles aux données déséquilibrées ou bruitées [76] et [133].

Les réseaux de neurones explorent les relations non linéaires entre les descripteurs, employant des transformations complexes comme la transformation de Fourier et l'analyse en composantes principales pour structurer les entrées. Bien qu'ils offrent une grande flexibilité dans la modélisation des données, leur efficacité nécessite de grandes quantités de données pour minimiser le risque de surapprentissage [77].

D'autre part, les techniques statistiques sont utilisées dans des contextes supervisés ou non supervisés, ce qui les rend particulièrement adaptées aux situations où les étiquettes peuvent manquer. Parmi elles, l'analyse en composantes principales et la régression logistique sont fréquemment employées. Ces méthodes, rapides à exécuter, tirent profit de descripteurs statistiques simples telles que la moyenne, la variance, ou les distributions des données pour effectuer des classifications efficaces. Toutefois, elles sont moins adaptées pour traiter des données non

## Chapitre 4. Classification des perturbations de la qualité de l'énergie

linéaires ou hautement variables, en raison de leur dépendance à des hypothèses statistiques strictes [11].

Les publications de 2014 à 2023 ont marqué une avancée significative dans l'utilisation des technologies d'apprentissage profond, intégrant des architectures de réseaux de neurones plus complexes et des méthodes innovantes telles que l'apprentissage par renforcement, ainsi que des techniques d'optimisation avancées. Ces nouvelles approches sont principalement supervisées, mais avec une augmentation de l'utilisation des techniques semi-supervisées et non supervisées pour exploiter les très grandes quantités de données non étiquetées disponibles [134], [78], [18] et [88].

Les architectures complexes comme les réseaux de neurones profond convolutif, les réseaux de neurones récurrents et les réseaux adverses génératifs ont été utilisées pour leur capacité à extraire des descripteurs de haut niveau sans intervention manuelle significative. Ces modèles utilisent des descripteurs automatiquement dérivés des données, ce qui permet une modélisation plus précise des comportements complexes des perturbations PQ [129], [135], [136] et [137].

L'apprentissage par renforcement a également été exploré pour sa capacité à optimiser les décisions basées sur les récompenses cumulatives, offrant une nouvelle perspective sur la manière dont les systèmes de gestion de la qualité de l'énergie peuvent apprendre et s'adapter dynamiquement aux changements de l'environnement énergétique [138], [139] et [83].

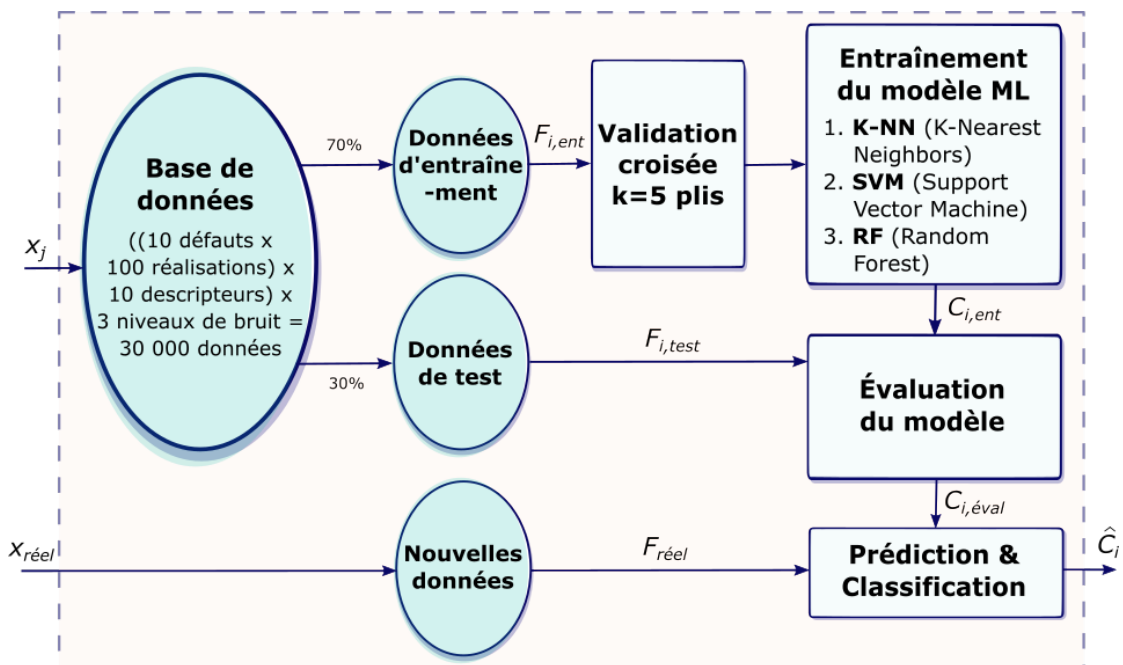


FIGURE 4.1 – Méthodologie de classification des signaux perturbés d'un réseau électrique basée sur trois algorithmes d'apprentissage machine

Les techniques d'optimisation avancées, telles que l'optimisation par essaim particulaire et les algorithmes génétiques, ont été employées pour affiner les paramètres des modèles d'apprentissage profond, améliorant ainsi leur efficacité et leur précision dans des scénarios réels [140].

Nos travaux explorent des méthodes classiques et des algorithmes d'apprentissage machine pour classifier les perturbations de la qualité de l'énergie et valider les descripteurs proposés dans le Chapitre 3. Les deux principaux problèmes des approches profondes résident dans le fait qu'il faut une très grande quantité de données d'entraînement et que nous perdons une grande partie de l'interprétabilité des données, ce qui n'est pas notre approche adoptée dans cette thèse.

Nous détaillerons dans le chapitre les algorithmes d'apprentissage machine, notamment la machine à vecteurs de support (SVM), les  $k$ -plus proches voisins (KNN), et les forêts aléatoires (RF), suivie d'une évaluation détaillée des résultats obtenus. Ces méthodes sont mises à l'épreuve à travers deux tests distincts : le premier test évalue la robustesse des algorithmes face à différents niveaux de bruit avec des signaux synthétiques, tandis que le second les teste dans un cadre réel du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds.

En conclusion, nous discutons des avantages, des limites et des implications pratiques des techniques de classification employées, mettant en lumière les contributions significatives de notre recherche pour la classification des perturbations de la qualité de l'énergie en utilisant les descripteurs temps-fréquence présentés dans cette thèse.

## 4.2 Préparation des données d'apprentissage

Notre schéma fonctionnel proposé, présenté pour la classification des perturbations de la qualité de l'énergie, est illustré sur la Figure 1.6, section C. La mise en place d'un classificateur efficace nécessite plusieurs étapes préalables cruciales, notamment l'extraction des descripteurs. Pour ce faire, nous avons d'abord segmenté temporellement les perturbations, puis généré une représentation temps-fréquence en utilisant trois méthodes distinctes (STFT, ST et OST). Ensuite, nous avons extrait les dix descripteurs essentiels pour la classification. Ces étapes ont contribué à la création d'un ensemble de données d'apprentissage supervisé, nécessaire pour classifier efficacement les perturbations de la qualité de l'énergie, comme illustré à la Figure 4.1.

Pour notre étude, nous avons spécifiquement généré une base de données contenant des perturbations de la qualité de l'énergie sur la base des signaux synthétiques. La modélisation mathématique impliquée est détaillée dans son intégralité dans le Tableau 1.1 et la Figure 1.7. Nous avons examiné un signal sinusoïdal parfait ainsi que neuf types distincts de perturbation de la qualité de l'énergie, que nous avons désignés de  $C_1$  à  $C_{10}$ . Ces dix types de perturbations ont été soigneusement conçus pour être réalistes et ainsi comparables aux données de perturbations réellement mesurées.

## Chapitre 4. Classification des perturbations de la qualité de l'énergie

TABLE 4.1 – Structure de chaque base de données (par la méthode OST)

$C_i$	SNR (dB)	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$	$F_6$	$F_7$	$F_8$	$F_9$	$F_{10}$
$C_1(1)$	40	1.0003	1.0005	0.0125	0.6931	0	0	0	0.0091	0	0.0909
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
$C_1(100)$	40	0.9996	0.9995	0.0126	10.096	0	0	0	0.0092	0	0.0907
$C_1(1)$	20	1.0093	0.9995	0.0085	0.6931	0	0	0	0	0	0.1000
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
$C_1(100)$	20	1.0141	0.9973	0.0086	9.0054	0	0	0	0	0	0.1000
$C_1(1)$	5	1.3516	1.0322	0.0034	0.8896	0	0	0	0	0	0.1000
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
$C_1(100)$	5	1.3374	0.9698	0.0035	11.453	0	0	0	0	0	0.1000
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
$C_{10}(1)$	5	4.4260	0.9792	0.0032	0.8215	0.7289	0.9482	0.6828	0	0	0.1000
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
$C_{10}(100)$	5	4.1707	0.9821	0.0032	9.9151	10.247	10.219	0.6839	0	0	0.1000

Comme détaillé au Chapitre 3, les dix descripteurs ont été soigneusement développés en fonction des dix types de perturbations de la qualité de l'énergie précédemment identifiés. Le pré-traitement de ces données, inclut la normalisation, la réduction de la dimensionnalité, le nettoyage des données et la gestion des valeurs manquantes.

Nous aborderons également la question de la taille et de la structure de la base de données d'apprentissage supervisé. Trois méthodes temps-fréquence distinctes ont été employées pour extraire dix types de descripteurs temps-fréquence à différents niveaux de bruit. Pour chaque méthode, nous avons généré un ensemble de données distinct, résultant en trois bases de données séparées. Chaque base de données est constitué en matrice de 3 000 lignes sur 12 colonnes, comme présenté dans le Tableau 4.1. Selon ce tableau, chaque base de données contient 100 signaux différents pour chaque type de perturbation de la qualité de l'énergie  $C_i$ , répartis sur trois niveaux de bruit différents. Ainsi, chaque type de perturbation est représenté par 300 lignes, totalisant 3 000 lignes pour les dix perturbations. Chaque ensemble de base de données d'apprentissage supervisé comprend donc un total de 36 000 valeurs numériques.

### 4.3 Méthode de classification

Au fil des années, de nombreux chercheurs ont exploré une variété d'algorithmes d'apprentissage machine pour la classification automatique des perturbations de la qualité de l'énergie.

Dans notre étude, nous avons sélectionné trois algorithmes d'apprentissage machine, qui sont couramment utilisés pour la classification efficace dans ce domaine spécifique. Le but dans cette

thèse n'est pas d'apporter des contributions au niveau des outils de classification, mais de les utiliser pour valider les nouveaux descripteurs que nous proposons.

### 4.3.1 Choix des algorithmes apprentissage machine

Avant d'aborder la formation de nos algorithmes d'apprentissage machine de classification pour les perturbations de la qualité de l'énergie, une étape critique consiste à choisir la méthode de validation appropriée. Cette décision est essentielle car elle influencera la manière dont nous évaluerons et comparerons nos modèles. Comme expliqué en détail à la section A.2 de l'Annexe, plusieurs méthodes de validation peuvent être utilisées, notamment la validation croisée (Cross-Validation), la validation par exclusion (Holdout Validation), et la validation de resubstitution (Resubstitution Validation). Chacune de ces méthodes présente des avantages et des inconvénients, et le choix dépend souvent de la taille de l'ensemble des données et des contraintes spécifiques de la tâche. Il est important de noter que, pour garantir une comparaison équitable entre nos modèles, nous utiliserons la même méthode de validation pour tous, comme cela est illustré à la Figure A.2 de l'annexe.

Dans cette étude, nous avons utilisé une validation croisée à  $k=5$  blocs. Cette méthode divise nos données d'entraînement en cinq blocs égaux. Pour chaque bloc, quatre cinquièmes des données sont utilisés pour l'entraînement et un cinquième pour la validation. La position du bloc utilisé pour la validation varie à chaque itération.

Une fois la méthode de validation sélectionnée, nous pourrions ensuite passer à la formation de nos modèles et à leur évaluation sur les données d'entraînement et de validation. Nous présentons brièvement trois types d'algorithmes d'apprentissage machine les plus couramment utilisés pour la classification des perturbations de la qualité de l'énergie.

#### **Machine à vecteurs de support (SVM)**

La machine à vecteurs de support (SVM) est un algorithme d'apprentissage supervisé qui excelle dans la classification et la régression, particulièrement adapté aux problèmes complexes tels que la classification des perturbations de la qualité de l'énergie, y compris les distorsions harmoniques, les variations de tension et de fréquence [141]. Utilisant une technique connue sous le nom de "kernel trick", les SVM transforment les données initiales en un espace de dimension supérieure pour faciliter la séparation linéaire, même lorsque les classes ne sont pas linéairement séparables dans leur espace d'origine.

Le cœur de l'approche SVM réside dans la sélection d'un hyperplan qui maximise la marge entre les classes les plus proches, en s'appuyant sur des points spécifiques appelés vecteurs de support. Cette méthode améliore non seulement la précision de la classification en réduisant les risques d'erreurs sur de nouvelles données, mais permet également une adaptation flexible grâce au choix du noyau, qui peut être linéaire, polynomial, fonction de base radiale - Radial

Basis Function (RBF), ou sigmoïdal, selon les descripteurs des données.

### **K-plus proches voisins (KNN)**

La méthode des  $k$ -plus proches voisins (KNN) est un algorithme d'apprentissage supervisé simple et efficace utilisé pour la classification et la régression. Le KNN repose sur l'hypothèse que des données similaires se trouvent à proximité les unes des autres dans l'espace de caractéristiques. Pour classer une nouvelle donnée, l'algorithme recherche les  $k$  points de données les plus proches dans l'ensemble d'entraînement et attribue à cette nouvelle donnée la classe majoritaire parmi ces voisins.

Le choix de  $k$  est crucial : un petit  $k$  peut rendre le modèle sensible au bruit, tandis qu'un grand  $k$  peut lisser les frontières entre les classes mais risque de perdre des détails importants. La distance entre les points de données est généralement mesurée à l'aide de la distance euclidienne, bien que d'autres métriques comme la distance de Manhattan puissent être utilisées en fonction des besoins spécifiques. Pour une nouvelle donnée à classer, le KNN identifie les  $k$  points de l'ensemble d'entraînement les plus proches et utilise un vote de majorité pour déterminer la classe de cette donnée.

### **Forêts aléatoires (RF)**

La forêt d'arbres décisionnels aléatoires (RF) est un algorithme d'apprentissage supervisé, utilisé pour la classification et la régression.

Le principe de base de l'algorithme RF repose sur la construction de multiples arbres de décision créés lors de l'entraînement et les extrémités des arbres représentent les sorties qui correspondent aux classes. Chaque arbre est formé à partir d'un sous-ensemble aléatoire des données d'entraînement, et à chaque nœud de l'arbre, un sous-ensemble aléatoire de caractéristiques est utilisé pour déterminer le meilleur séparateur.

Le fonctionnement de l'algorithme RF commence par la création d'un échantillon bootstrap pour chaque arbre de la forêt, en sélectionnant aléatoirement des données de l'ensemble d'entraînement avec remplacement. À chaque nœud de l'arbre, un sous-ensemble aléatoire de caractéristiques est sélectionné, et la meilleure séparation est déterminée à partir de ces caractéristiques. Les arbres sont construits jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint, par exemple, un nombre minimum d'échantillons par feuille ou une profondeur maximale de l'arbre. Pour la classification, chaque arbre de la forêt donne une prédiction de classe pour une nouvelle donnée, et la classe finale prédite est celle qui obtient le plus de votes parmi tous les arbres.

L'algorithme RF est apprécié pour sa capacité à gérer des ensembles de données de grande taille et à hautes dimensions, ainsi que pour sa robustesse aux données aberrantes et au bruit. Il réduit le risque de surapprentissage (overfitting) par rapport à un arbre de décision unique

en combinant les prédictions de plusieurs arbres.

Cependant, il est important de noter que la performance de l'algorithme RF peut être affectée par le choix de certains paramètres, tels que le nombre d'arbres dans la forêt et le nombre de caractéristiques à considérer pour chaque division. La validation croisée est souvent utilisée pour ajuster ces paramètres et optimiser les performances du modèle.

Le lecteur intéressé par un approfondissement de ces outils d'apprentissage machine peut se référer aux publications suivantes : [142], [143] et [144].

### 4.3.2 Configuration et critère d'évaluation

Nous présentons les configurations dans l'Annexe [A.1.2]. Ces paramètres ont été définis pour obtenir des résultats optimaux lors de la classification des perturbations. En utilisant ces configurations, nous visons à maximiser la performance de nos modèles tout en garantissant leur robustesse et leur généralisation.

Nous utilisons les métriques suivantes :

- Précision (Accuracy) : Mesure globale de l'exactitude de la classification.
- Matrice de confusion : Permet une analyse détaillée des résultats de classification, y compris les faux positifs et les faux négatifs.
- Sensibilité (Sensitivity) : Taux de vrais positifs, indiquant la capacité à détecter correctement les perturbations.
- Spécificité (Specificity) : Taux de vrais négatifs, mesurant la capacité à identifier correctement les non-perturbations.

Nous comparerons les performances de nos modèles avec celles obtenues dans des études antérieures utilisant d'autres approches de classification couramment employées dans ce domaine. Cette comparaison nous permettra d'évaluer l'efficacité de nos méthodes proposées par rapport à l'état de l'art.

Pour évaluer nos modèles, nous avons choisi d'utiliser la méthode de validation croisée (Cross-Validation). Cette méthode est largement reconnue pour son efficacité dans l'estimation des performances des modèles. Elle consiste à diviser notre ensemble de données en plusieurs ensembles d'entraînement et de validation, permettant ainsi de tester les modèles sur différentes portions des données. Cette approche réduit le risque de surapprentissage et fournit des estimations plus robustes des performances.

Dans les sections suivantes, nous présenterons les résultats des simulations avec des signaux synthétiques, ainsi que les tests et résultats appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds.



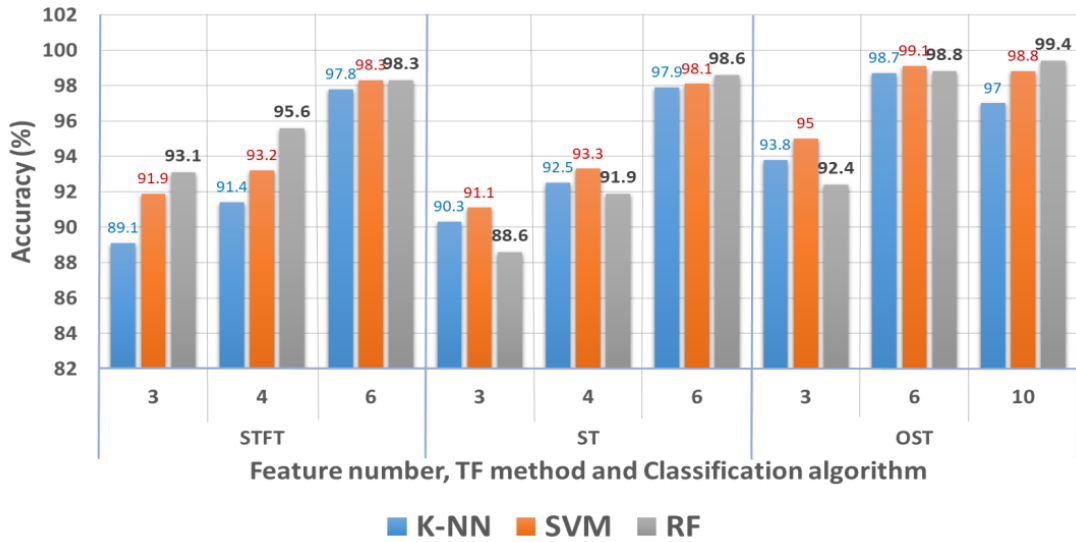


FIGURE 4.2 – Précisions de la classification (%) en fonction de la méthode et du nombre d'extraction de descripteurs à un niveau de bruit maximal de 5 dB et avec trois algorithmes de classification

#### 4.4 Résultats de simulation avec des signaux synthétiques

Dans cette section, nous présentons les résultats de notre approche de classification des perturbations de la qualité de l'énergie en utilisant les algorithmes d'apprentissage machine que nous avons configurés précédemment.

La formation et les tests ont été effectués en tenant compte du nombre de descripteurs et des différents niveaux de bruit. Les données ont été sélectionnées de manière aléatoire et réparties à 70 % pour l'entraînement et 30 % pour les tests.

Les algorithmes RF, SVM et KNN ont été testés avec dix nouveaux descripteurs temps-fréquence à différents niveaux de bruit blanc gaussien : élevé (SNR = 5 dB), moyen (SNR = 20 dB) et faible (SNR = 40 dB). La Figure 4.2 montre la précision de classification des perturbations en fonction des méthodes temps-fréquence et du nombre de descripteurs d'extraction, à un niveau de bruit maximal de 5 dB, en utilisant les trois algorithmes de classification. En comparant nos algorithmes, les résultats sont presque identiques.

Les performances de la classification des perturbations de la qualité de l'énergie dépendent à la fois de la qualité et de la taille de la base de données utilisée pour l'entraînement et le test des algorithmes de classification, ainsi que du nombre de descripteurs utilisés. Par exemple, chaque ensemble de descripteurs d'extraction a été évalué avec 3 descripteurs ( $F_1$  à  $F_3$ ), 4 descripteurs ( $F_1$  à  $F_4$ ) ou 6 descripteurs ( $F_1$  à  $F_6$ ) pour les méthodes STFT et ST, tandis que la méthode OST a été évaluée avec 3 descripteurs ( $F_1$  à  $F_3$ ), 6 descripteurs ( $F_1$  à  $F_6$ ) ou 10 descripteurs ( $F_1$  à  $F_{10}$ ). La précision de la classification a été calculée pour chaque ensemble de descripteurs,

## 4.5 Tests, résultats et analyse appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

---

permettant ainsi de déterminer quel ensemble de descripteurs et de classificateurs conduisait à la plus grande précision.

Le Tableau 4.2 présente les performances du classificateur pour différents niveaux de SNR, à savoir élevé (5 dB), moyen (20 dB) et faible (40 dB), pour chaque ensemble de 100 réalisations de test. Comme le montre le tableau, les résultats de précision confirment que les algorithmes d'apprentissage machine proposés présentent une excellente tolérance au bruit dans l'ensemble des données. Le nombre de perturbations de la qualité de l'énergie et les types d'événements correspondants ont été choisis aléatoirement dans l'ensemble de données d'entraînement. Comme le montre le Tableau 4.2, la précision de classification était de 100 % en cas de faible niveau de bruit, tandis que la précision de classification atteignait 99,4 % pour une classification réussie en utilisant l'algorithme RF avec la méthode OST et un SNR de 5 dB, correspondant à un niveau de bruit maximal.

Une matrice de confusion est présentée pour illustrer les résultats de la classification des perturbations de la qualité de l'énergie, et les ensembles de données de validation sont présentés dans le Tableau 4.3. La matrice de confusion confirme que les résultats de la classification sont très précis, mais qu'il y a eu quelques erreurs de classification. Par exemple, lors de l'utilisation de l'algorithme Random Forest avec la méthode OST et un SNR de 5 dB, il y a eu deux cas, C2 (Sag) et C3 (Swell), qui ont été incorrectement classés comme C1 (sinus pur), ce qui représente une classification erronée sur quatre événements. Les autres algorithmes de classification ont montré des taux d'erreur plus élevés que la classification précédemment mentionnée.

Comparativement à des travaux de recherche similaires, la méthode proposée s'est révélée plus performante pour la classification dans des conditions difficiles avec la présence de bruit. Le Tableau 4.4 fournit une comparaison quantitative entre la méthode proposée et les approches précédemment publiées en termes de méthode d'extraction de descripteurs, nombre de descripteurs, conditions de bruit et précision globale obtenue. Un taux de classification atteignant 99,4 %, le plus élevé observé jusqu'à présent, a été obtenu. Le Tableau 4.4 montre les performances de notre méthode par rapport aux méthodes existantes dans la littérature, démontrant la robustesse de la méthode proposée contre les bruits et sa capacité à classifier avec précision les perturbations de la qualité de l'énergie, même dans des conditions difficiles.

## 4.5 Tests, résultats et analyse appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

Dans cette section, notre objectif est d'évaluer sur un système très proche de la réalité l'ensemble des outils et méthodes proposés (PLL et les transformées TF). Nous cherchons également à confirmer que les descripteurs discriminent les situations anormales par rapport à un état de fonctionnement normal (sans perturbation). De plus, nous voulons vérifier que, grâce à ces descripteurs, les techniques de classification peuvent associer de manière adéquate la perturbation mesurée à la classe ou au type de perturbation correspondant. Nous réaliserons cette

## Chapitre 4. Classification des perturbations de la qualité de l'énergie

TABLE 4.2 – Performance de précision de classification dans un environnement bruyant

Class	Using STFT with RF			Using ST with RF			Using OST with RF		
	40 dB	20 dB	5 dB	40 dB	20 dB	5 dB	40 dB	20 dB	5 dB
C1	100%	100%	97%	100%	100%	98%	100%	100%	98%
C2	100%	100%	95%	100%	100%	97%	100%	100%	98%
C3	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
C4	100%	100%	98%	100%	100%	99%	100%	100%	100%
C5	100%	100%	98%	100%	100%	97%	100%	100%	100%
C6	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
C7	100%	100%	100%	100%	100%	98%	100%	100%	100%
C8	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
C9	100%	100%	98%	100%	100%	99%	100%	100%	98%
C10	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
Overall	100%	100%	98.3%	100%	100%	98.8%	100%	100%	99.4%
Class	Using STFT with SVM			Using ST with SVM			Using OST with SVM		
	40 dB	20 dB	5 dB	40 dB	20 dB	5 dB	40 dB	20 dB	5 dB
C1	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
C2	100%	99%	93%	99%	99%	98%	100%	99%	94%
C3	100%	100%	100%	99%	100%	98%	100%	100%	100%
C4	100%	100%	98%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
C5	100%	99%	98%	100%	100%	98%	100%	99%	98%
C6	100%	99%	96%	100%	99%	96%	100%	100%	97%
C7	100%	100%	100%	100%	100%	99%	100%	99%	99%
C8	100%	100%	98%	100%	100%	98%	100%	99%	99%
C9	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
C10	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
Overall	100%	99.7%	98.1%	99.8%	99.8%	98.7%	100%	99.6%	98.8%
Class	Using STFT with KNN			Using ST with KNN			Using OST with KNN		
	40 dB	20 dB	5 dB	40 dB	20 dB	5 dB	40 dB	20 dB	5 dB
C1	100%	100%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%
C2	99%	98%	92%	99%	100%	99%	100%	100%	99%
C3	100%	99%	100%	99%	99%	99%	100%	99%	99%
C4	100%	99%	97%	100%	99%	99%	100%	100%	100%
C5	100%	97%	97%	100%	100%	95%	100%	99%	96%
C6	100%	100%	96%	100%	99%	99%	100%	100%	98%
C7	100%	100%	100%	99%	99%	99%	100%	97%	98%
C8	99%	99%	98%	99%	99%	98%	100%	99%	99%
C9	100%	100%	100%	99%	99%	99%	100%	100%	98%
C10	100%	100%	100%	99%	99%	99%	100%	100%	100%
Overall	99.8%	99.2%	97.9%	99.3%	99.2%	98.5%	100%	99.4%	98.7%

#### 4.5 Tests, résultats et analyse appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

TABLE 4.3 – Matrice de confusion des résultats de classification avec SNR=5 dB

Assigned Class	Correctly classified using OST with RF : True Class									
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
C1	98	1	1	0	0	0	0	0	0	0
C2	1	99	0	0	0	0	0	0	0	0
C3	1	0	99	0	0	0	0	0	0	0
C4	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0
C5	0	0	0	0	99	0	0	0	1	0
C6	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0
C7	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0
C8	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0
C9	0	0	0	0	1	0	0	0	99	0
C10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100

Assigned Class	Correctly classified using OST with SVM : True Class									
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
C1	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C2	1	94	0	0	5	0	0	0	0	0
C3	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0
C4	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0
C5	0	0	0	0	98	2	0	0	0	0
C6	0	0	0	0	2	98	0	0	0	0
C7	0	0	0	0	0	1	98	0	1	0
C8	0	0	0	0	0	0	0	99	0	1
C9	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0
C10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100

Assigned Class	Correctly classified using OST with KNN : True Class									
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
C1	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C2	1	98	0	1	0	0	0	0	0	0
C3	0	1	99	0	0	0	0	0	0	0
C4	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0
C5	0	0	0	0	95	0	1	0	4	0
C6	0	0	0	0	1	99	0	0	0	0
C7	0	0	0	0	1	0	98	0	1	0
C8	0	0	0	1	0	0	0	99	0	0
C9	0	0	1	0	0	0	0	0	99	0
C10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100

## Chapitre 4. Classification des perturbations de la qualité de l'énergie

TABLE 4.4 – Comparaison de la précision de classification entre l'approche proposée et d'autres méthodes publiées

Réf. Article	$N_f$	SNR (dB)	$F_{em}$	Classificateur	Précision (%)
[145]	5	$\infty$	ST	DT	99.78
[146]	–	$\infty$	ST	ANN	100.00
[88]	–	$\infty$	HHT	SVM	98.94
[116]	13	$\infty$	WT	PNN	98.77
[86]	4	$\infty$	HT	RBFNN	97.00
[147]	–	40	FDST	DT	98.80
[76]	–	50	WT	SVM	99.71
[118]	–	30	MGST	DT	98.38
[79]	17	15	EWT	SVM	97.41
[148]	–	40	OST	CNN	99.75
Proposé	10	5	OST	RF	99.40
-	10	5	OST	SVM	98.80
-	10	5	OST	KNN	98.70
-	6	5	ST	RF	98.80
-	6	5	ST	SVM	98.70
-	6	5	ST	KNN	98.50
-	6	5	STFT	RF	98.30
-	6	5	STFT	SVM	98.10
-	6	5	STFT	KNN	97.90

$N_f$  est le nombre de descripteurs,  $F_{em}$  est la méthode d'extraction des descripteurs

## 4.5 Tests, résultats et analyse appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

étude en prenant en compte l'impact de la distance entre la localisation de la perturbation (qui reste constante) et différents points de mesure sur le réseau (avec des distances variables).

### 4.5.1 Paramètres de simulation et scénario des défauts

Dans les simulations, nous utilisons des signaux de tension et de courant triphasés mesurés à différents points du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds. La Figure 4.3 présente le schéma général de ce système et indique les localisations des défauts et des mesures.

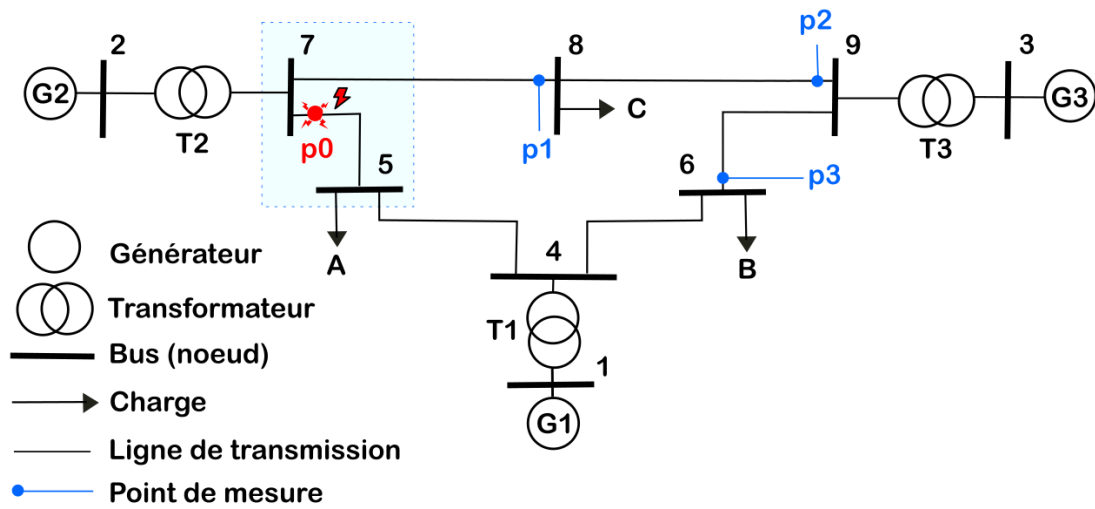


FIGURE 4.3 – Système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds avec différents points de mesures

Tous les paramètres du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds sont détaillés dans l'Annexe A.1. Ce système électrique est un circuit fermé circulaire composé de trois charges de 230 kV, trois transformateurs, trois générateurs synchrones de fréquence  $f_0 = 60$  Hz, six lignes de transmission les reliant et neuf nœuds. Autrement dit, chaque charge électrique est alimentée des deux côtés.

En réalité, le centre de contrôle de répartition du système doit répartir la charge électrique totale sur toutes les centrales électriques de manière à minimiser la consommation de la source d'énergie primaire et les pertes d'énergie dans le système. Nous avons développé et simulé le modèle de ce système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds dans l'environnement Matlab-Simulink. Ensuite, nous avons calculé les puissances injectées après l'optimisation en fonction des charges, et la répartition des puissances délivrées vers les charges en utilisant la méthode de Newton-Raphson. Les Tableaux 4.5 et 4.6 récapitulent respectivement la capacité de production et les puissances injectées des générateurs, ainsi que les charges associées. La répartition des puissances délivrées vers les charges a convergé en 2 itérations. Le Tableau 4.7 présente l'équilibre des puissances de ce système.

Dans notre système de distribution électrique, nous avons intégré des dispositifs de shunt pour

## Chapitre 4. Classification des perturbations de la qualité de l'énergie

équilibrer efficacement la répartition de la puissance aux différentes charges tout en limitant le courant pour protéger les composants contre les surintensités. Ces dispositifs contribuent à stabiliser le réseau en fournissant un chemin alternatif pour le courant en cas de besoin, améliorant ainsi la fiabilité et la performance du système.

TABLE 4.5 – Résumé la capacité de production et les puissances injectées des générateurs du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

Générateur	Nœud	Capacité de production (MW)	Puissance injectées	
			P (MW)	Q (Mvar)
$G_1$	1	247.5	72.6	21.7
$G_2$	2	192	163.0	17.9
$G_3$	3	128	85.0	-4.1
Totale		567.5	320.6	35.6

TABLE 4.6 – Résumé de la charge du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

Charge	Nœud	P (MW)	Q (Mvar)
$A$	5	125	50
$B$	6	90	30
$C$	8	100	35
Total		315	115

TABLE 4.7 – Résumé de l'équilibre des puissances au sein du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

	P (MW)	Q (Mvar)
Puissance injectées totale	320.6	35.6
Charge totale	315.0	115.0
Shunt total	0.6	0.6
Pertes totales	5.0	-80.0
Equilibre de puissance	0	0

Le temps d'échantillonnage de notre simulation est fixé à 100 microsecondes et la durée des simulations est de 10 secondes. Le solveur sélectionné est de type "Fixed-step", et nous utilisons le solveur Ode1 (Euler). Il est important de noter que les charges sont considérées comme constantes tout au long de la simulation. À chaque démarrage de la simulation, des fluctuations transitoires se produisent. Pour ne pas les prendre en compte, nous exécutons la simulation pendant 10,5 secondes, en excluant les 0,5 premières secondes. Ensuite, nous enregistrons les

## 4.5 Tests, résultats et analyse appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

signaux de tension et de courant mesurés à différents points. Désormais, ce signal de tension constitue l'entrée de la méthode que nous proposons pour classifier des perturbations de la qualité de l'énergie. Cependant, ce signal de courant peut être utilisé pour détecter des perturbations. Nous réaliserons ces simulations à l'aide du logiciel Matlab/Simulink, version R2021a.

Nous considérons maintenant différents scénarios de défauts dans les simulations. Les défauts se produisent tous au point  $p_0$  du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds, comme illustré sur la Figure 4.3. Les défauts examinés sont notés comme suit :

- $d_1$  : court-circuit entre les trois phases  $a$ ,  $b$ , et  $c$ , autrement dit un court-circuit triphasé ;
- $d_2$  : coupure monophasée, autrement dit une ouverture de la ligne de la phase  $a$ , elle provoque un déséquilibre entre les trois phases.

Dans le système électrique, un court-circuit est un phénomène électrique qui se produit lorsque deux ou plusieurs points d'un circuit électrique ayant des potentiels différents sont reliés par un conducteur de faible résistance. Ce défaut provoque une augmentation excessive du courant dans la phase affectée, tandis que sa tension et sa résistance chutent à zéro simultanément pour les trois phases. Ce type de défaut  $d_1$  est estimé être responsable de 5 % des courts-circuits, est considéré comme le défaut le plus grave du système électrique.

Dans un système électrique triphasé, le défaut survenant lorsqu'une phase du circuit est interrompue est appelé une coupure monophasée. Ce type de défaut  $d_2$  entraîne généralement un déséquilibre triphasé. Ce défaut entraîne directement le déclenchement des disjoncteurs de protection. Nous discuterons de ce point plus en détail à la fin de cette sous-section.

Notre but est d'examiner comment ces défauts influencent quatre points différents de ce système, à savoir  $p_0$ ,  $p_1$ ,  $p_2$  et  $p_3$ . L'analyse de ces défauts est réalisée par la mesure du courant et de la tension triphasés aux points mentionnés ci-dessus. La distance entre le point du défaut ( $d_1$  ou  $d_2$ )  $p_0$  et les autres points de mesure est la suivante :

- $p_1$  : 50 km de  $p_0$
- $p_2$  : 150 km à partir de  $p_0$
- $p_3$  : 250 km à partir de  $p_0$

Tous les systèmes électriques sont protégés contre les courts-circuits et autres dangers potentiels et doivent être capables d'isoler rapidement les dangers. Cette fonction doit être détectée par la commande de protection de l'équipement principal, et après confirmation, le disjoncteur de protection doit fonctionner. Ce temps est très court et est fixé par les normes internationales. Plus précisément, selon la norme IEC 60947-2, les disjoncteurs doivent être capables d'interrompre les courants de court-circuit en moins de 100 millisecondes. Selon le lieu où se produit un court-circuit dans un système électrique, celui-ci peut avoir un impact significatif sur le fonctionnement stable du système électrique à cause notamment de la distance. Il est crucial de l'isoler dans un court délai afin de ne pas compromettre la stabilité du système électrique.

Les disjoncteurs de protection de ligne  $D_5$  et  $D_7$  sont situés aux deux extrémités de la ligne. En cas de court-circuit ( $t_1$  - le moment quand le court-circuit se produit), le disjoncteur  $D_7$  situé du



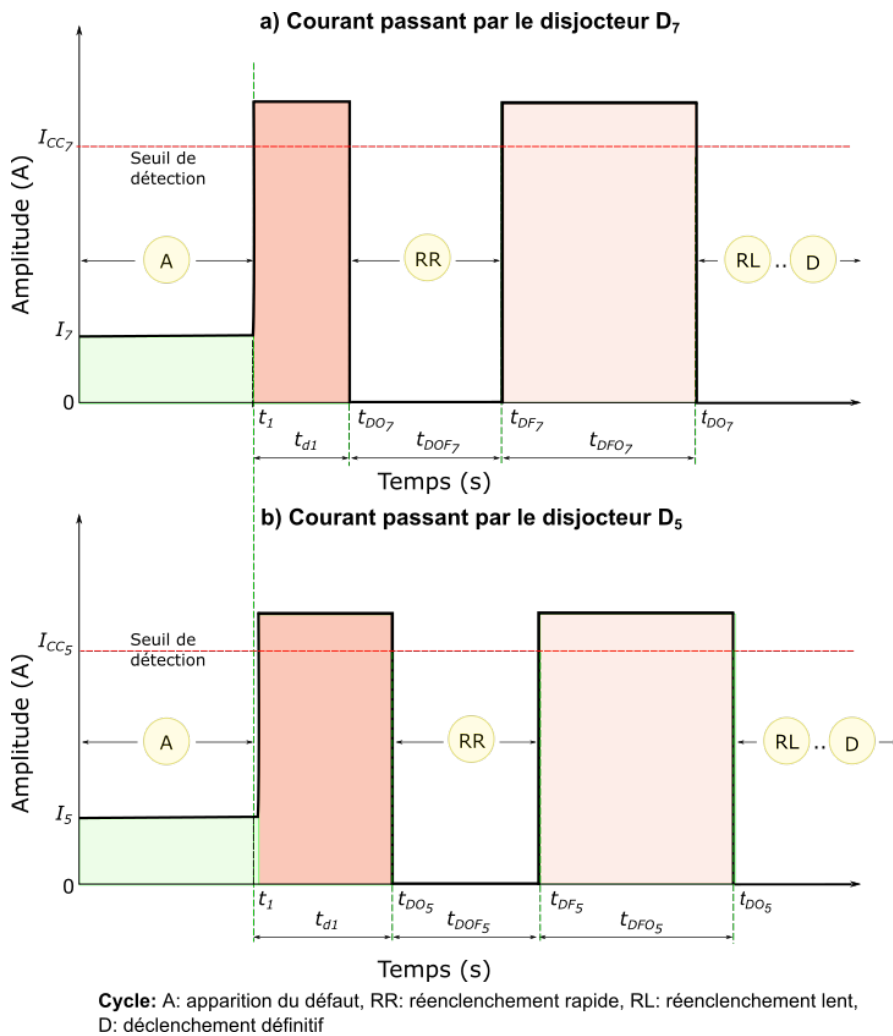


FIGURE 4.4 – Les moments d'ouverture et de fermeture des disjoncteurs a)  $D_7$  et b)  $D_5$

côté ayant la résistance électrique la plus faible et le courant de court-circuit le plus élevé (généralement le plus proche du générateur), se déclenche en premier pour interrompre le courant de court-circuit. Cette situation est illustrée par la Figure 4.4 (a). En revanche, comme le montre la Figure 4.4 (b), le disjoncteur  $D_5$  réagit plus tardivement en raison de sa plus grande résistance aux courts-circuits et de son courant de court-circuit plus faible. La résistance au point de court-circuit est supposée nulle, et le courant de court-circuit en ce point est inversement proportionnel à la résistance électrique entre ce point et le générateur.

La Figure 4.4 illustre également le cycle de fonctionnement d'un disjoncteur de ligne, qui complète le cycle en réponse au défaut, l'ensemble de cette action se déroulant en moins d'une seconde. Après avoir détecté un court-circuit, le disjoncteur de protection de la ligne  $D_7$  doit s'ouvrir en moins de  $t_{d1} \leq 0,1$  seconde, tandis que le disjoncteur  $D_5$  présente un léger retard, devant s'ouvrir en moins de  $t_{d1} \leq 0,15$  seconde. Cette différence est due au fait que la résistance aux courts-circuits du côté du nœud 7 est inférieure à celle du côté du nœud 5. Après

#### 4.5 Tests, résultats et analyse appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

ces actions, les deux disjoncteurs se ferment pendant  $t_{DOF_7}=0,3$  seconde (cette période est RR) et rouvrent au bout de  $t_{DFO_7} \leq 0,5$  seconde si le défaut persiste. Après cela, il s'ouvrira pendant  $15 \leq t_{DOF_7} \leq 30$  secondes puis se refermera (cette période est RL). Cette opération est répétée deux fois, si après ces tentatives le défaut est toujours détecté, le disjoncteur s'ouvrira complètement (cette période est D), indiquant que le court-circuit est permanent.

##### 4.5.2 Analyse du défaut de type court-circuit triphasé ( $d_1$ )

La Figure 4.5 détaille les aspects techniques de la ligne entre les nœuds 5 et 7. Lorsqu'un court-circuit se produit au point  $p_0$  (près du nœud 7) au début de la ligne reliant les nœuds 5 et 7, la protection de ligne intervient et les disjoncteurs  $D_7$  et  $D_5$  s'ouvrent brièvement pour interrompre les courants de court-circuit.

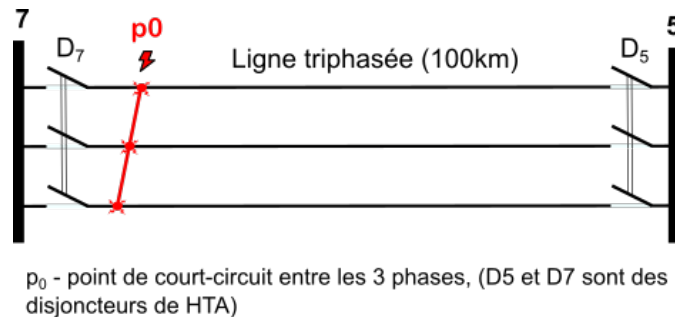


FIGURE 4.5 – Le point de court-circuit sur la ligne entre les nœuds 5 à 7

Dans cette section, le courant et la tension du court-circuit de type  $d_1$  au point  $p_0$  sont mesurés aux nœuds 5 et 7. La Figure 4.6 illustre les mesures de courant et de tension de court-circuit sur une période de 1 seconde. On observe que, au nœud 7, la tension est nulle tandis que le courant augmente excessivement, comme illustré dans la Figure 4.6 (a). Au nœud 5, en revanche, la tension n'est pas nulle et le courant augmente également de manière significative, comme le montre la Figure 4.6 (b). Cette différence s'explique par la proximité du nœud 7 par rapport à  $p_0$  (0 km) comparativement à celle du nœud 5 (100 km). En outre, après la perturbation, un écart de fréquence persiste pendant un certain temps au point  $p_0$ , avant de se stabiliser progressivement, comme illustré dans la Figure 4.7. Cette stabilisation est due au fait que la perturbation a été détectée et isolée très rapidement. Plus en détail, nous avons sélectionné la PLL la plus performante et calculé la fréquence et la phase des signaux de tension mesurés. L'écart de fréquence est conforme aux normes IEEE 1159-1995 et IEC 60947-2 de  $\pm 1$  %.

Le but de notre test est de valider les méthodes utilisées pour détecter et classer ces types des défauts dans le réseau électrique. La Figure 4.8 présente les résultats d'une méthode basée sur la STFT, qui est une méthode plus efficace utilisée pour détecter le défaut  $d_1$ . Il a été considéré dans la simulation que le début du défaut  $d_1$  se produit à  $t_1=0,5$  s et que la fin du défaut est à  $t_2=0,6$  s. Plus de détails sont présentés dans l'exemple de la Figure 2.3. Cependant, les moments de

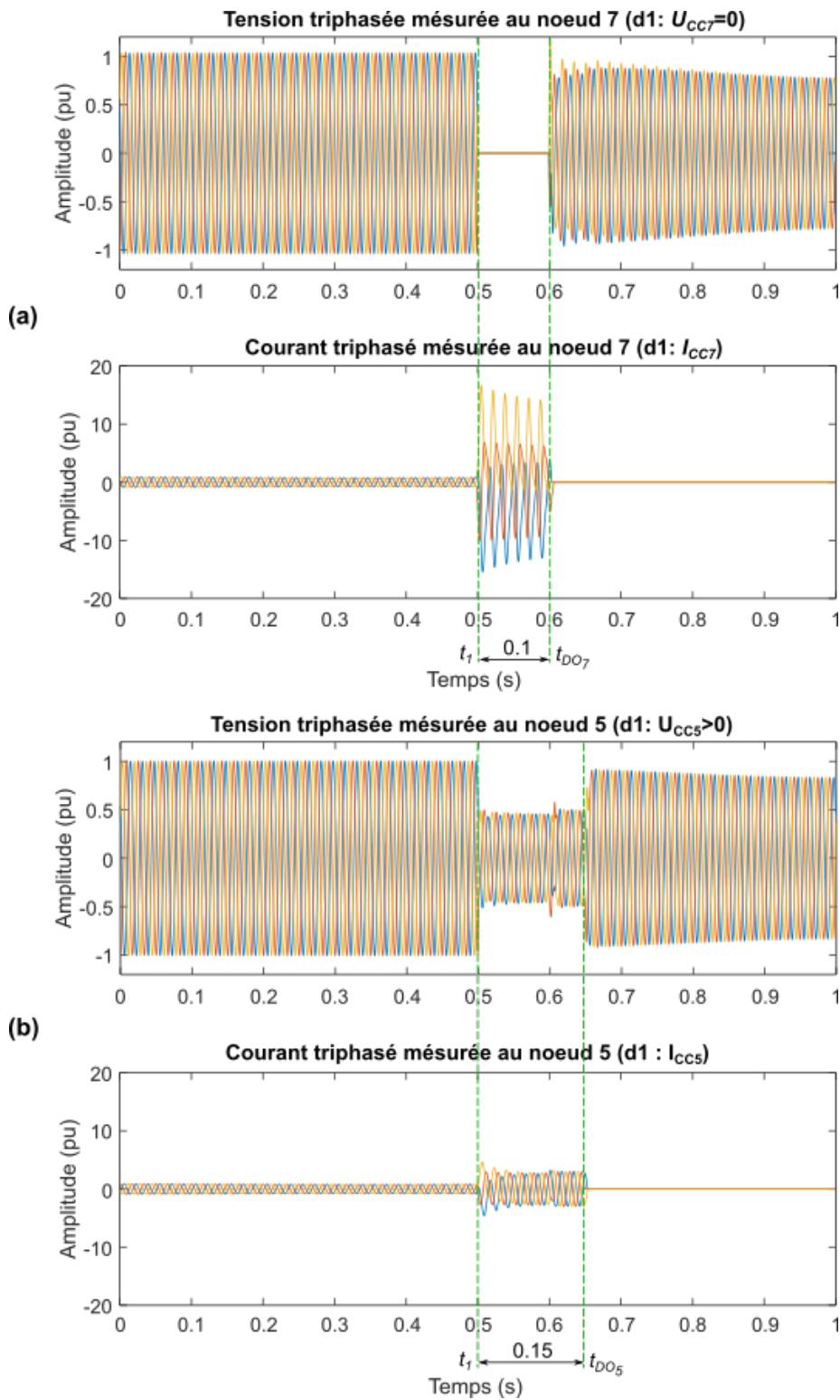


FIGURE 4.6 – Courants et tensions de court-circuit au point  $p_0$  mesurés aux nœuds 5 et 7 ( $t_1 = 0.5s$  - le moment du défaut,  $t_{DO7} = 0.6s$ ,  $t_{DO5} = 0.65s$  - les moments d'ouverture des disjoncteurs)

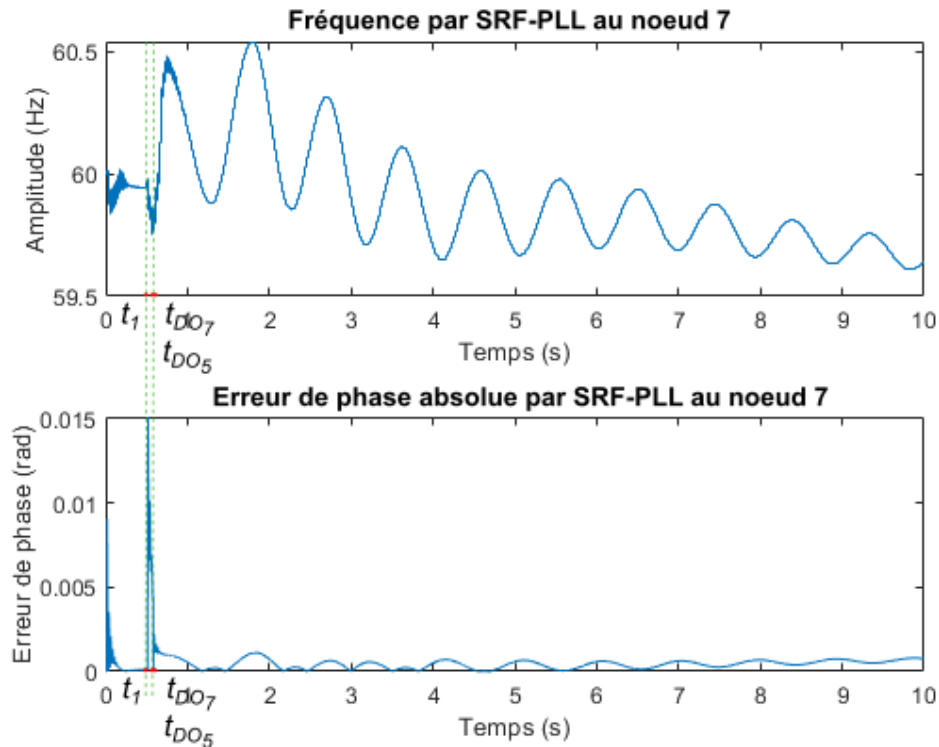


FIGURE 4.7 – Fréquence et erreur de phase absolue estimées au nœud 7

détection des défauts sont  $\hat{t}_1=0,5084$  s et  $\hat{t}_2=0,6011$  s. La méthode STFT a montré d'excellentes performances et s'est avérée plus précise lors de ce test.

Considérons les écarts de fréquence et d'erreur de phase absolue au point  $p_0$  lorsque le courant de court-circuit est isolé après 0,15 seconde par le disjoncteur  $D_7$ . Ces écarts de fréquence et d'erreur de phase absolue sont illustrés dans les Figures 4.9 et 4.10. Il est possible d'observer que le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds devient instable lorsqu'un court-circuit triphasé se produit près du générateur et que le temps d'ouverture du disjoncteur de protection est prolongé. En d'autres termes, lorsqu'un court-circuit triphasé est isolé pendant une longue période, il semble que la charge affectant le générateur soit très élevée au premier instant. Ensuite, le court-circuit disparaît, entraînant une forte augmentation de la fréquence.

Dans la norme, les écarts de fréquence et de phase sont analysés toutes les 10 secondes. Dans notre cas, ils augmentent plus que la normale en 10 secondes, nous devons donc prendre des mesures immédiates pour les réduire. Une augmentation de la fréquence entraînera une perte du fonctionnement normal des équipements électriques, et une augmentation de l'écart de phase entraînera une perte du fonctionnement parallèle des générateurs. Un tel cas s'est produit dans le système électrique de la Mongolie le 15 octobre 2014. La Mongolie est restée sans

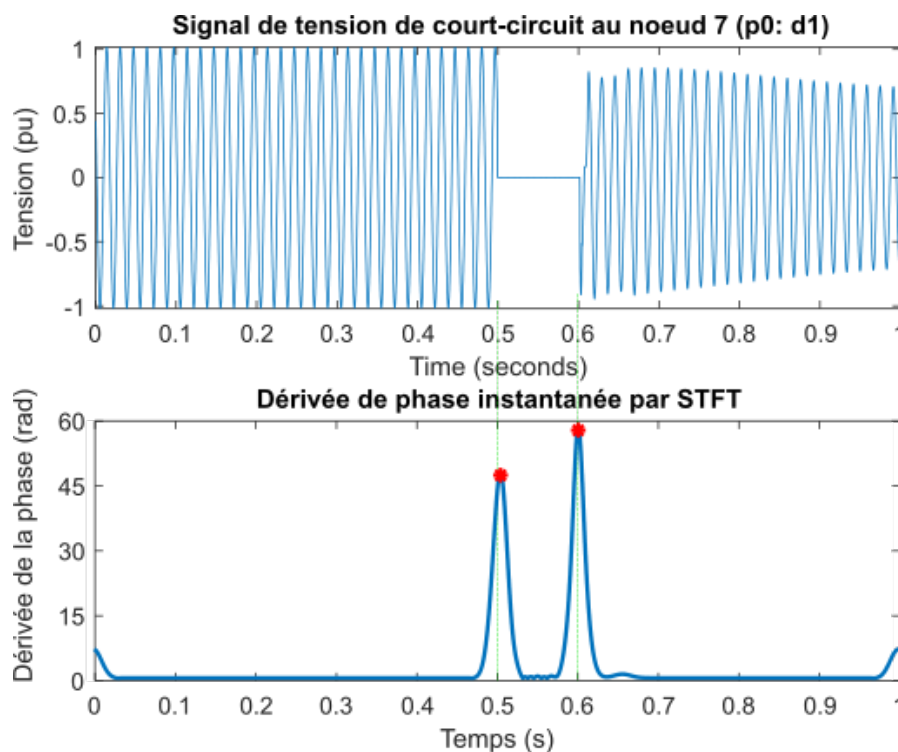


FIGURE 4.8 – Détection du défaut  $d_1$  au point  $p_0$  à l'aide de tensions mesurées à nœud 7

électricité pendant 16 heures avant que la situation ne revienne à la normale<sup>1</sup>.

Dans l'unité de contrôle du système de distribution d'énergie illustrée sur la Figure 1.5, le premier contrôle (stabilité) aborde le problème de la coupure du courant de court-circuit. Cependant, il est tout aussi important d'effectuer un second contrôle pour détecter et classer différents types de perturbations de court-circuit qui affectent la qualité de l'énergie. En effet, bien que le dispositif de protection détecte les courts-circuits, déclenche des alarmes et assure une protection, il n'est pas capable d'indiquer quel type de perturbation s'est produit, ni où précisément elle a eu lieu. Grâce à cette étude, il est possible de détecter et de classer les perturbations affectant la qualité de l'énergie à tout moment et en tout lieu, pour chaque mesure de tension, de manière continue.

Les défauts  $d_1$  et  $d_2$  que nous avons mentionné ci-dessus comptent parmi les plus graves, même s'ils ne surviennent pas fréquemment dans les systèmes électriques. Selon la méthodologie que nous avons développée, la première étape consiste à détecter l'existence d'un défaut et à déterminer son moment de début et de fin. Ensuite, nous extrairons les descripteurs nécessaires pour le classer.

Dans le Chapitre 3, lors de l'extraction des descripteurs du signal synthétique, nous avons initialement considéré une durée de perturbation de 0,2 seconde, en accord avec les durées de

<sup>1</sup>selon le National Dispatching Center of Mongolia <https://ndc.energy.mn/>

#### 4.5 Tests, résultats et analyse appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

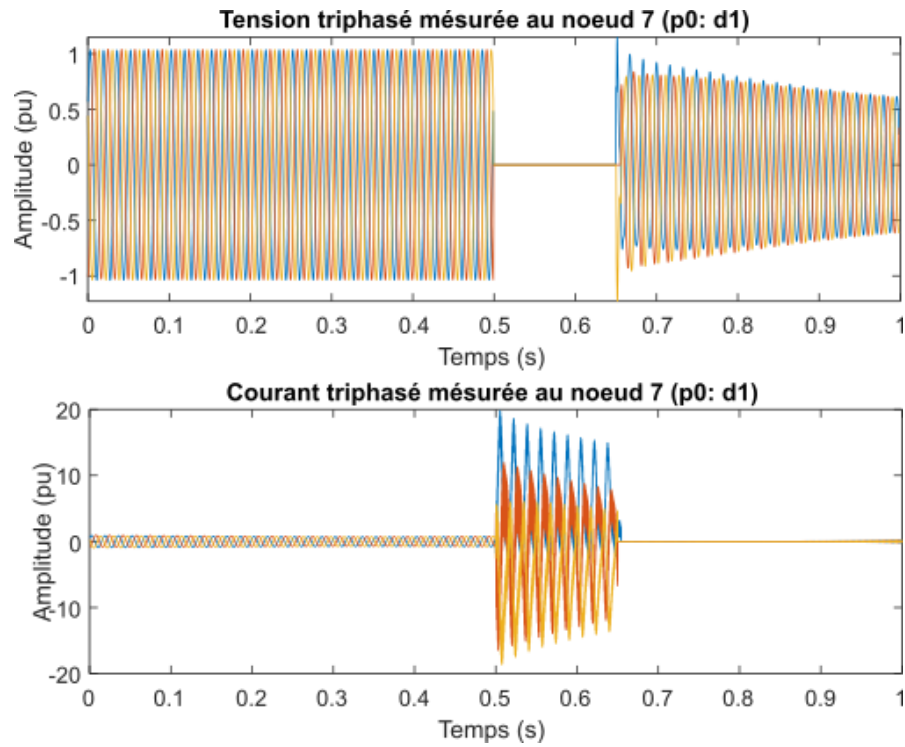


FIGURE 4.9 – Courants et tensions de court-circuit mesurés au nœud 7 ( $t_1 = 0.5s$ ,  $t_{D_7} = 0.65s$ )

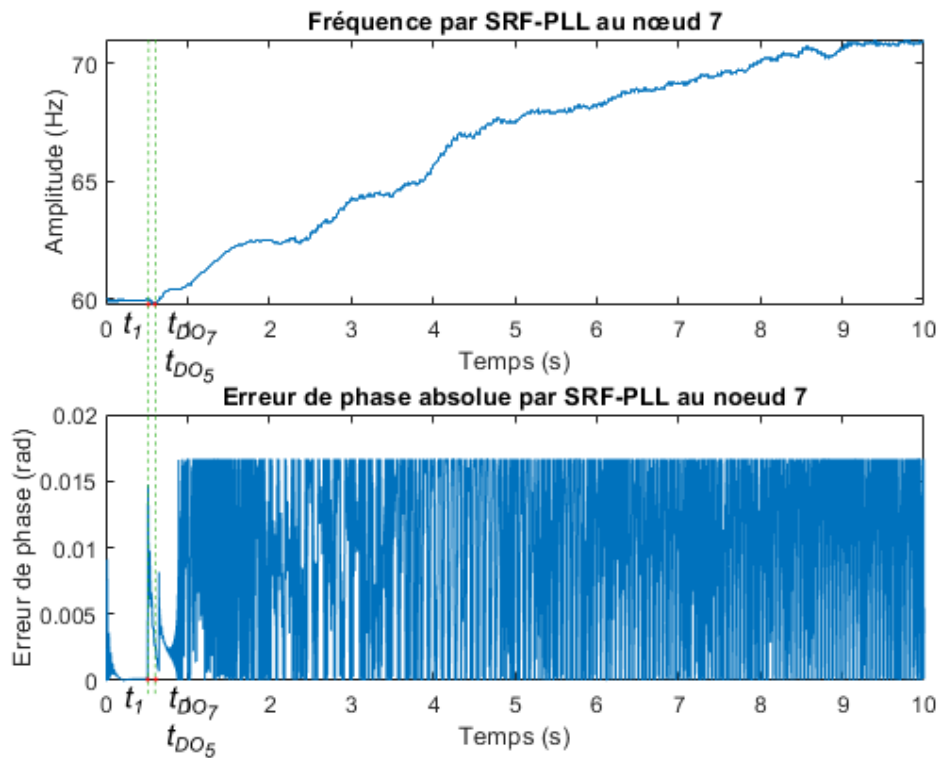


FIGURE 4.10 – Fréquence et erreur de phase absolue estimés au nœud 7 ( $t_1 = 0.5s$ ,  $t_{D_7} = 0.65s$ )

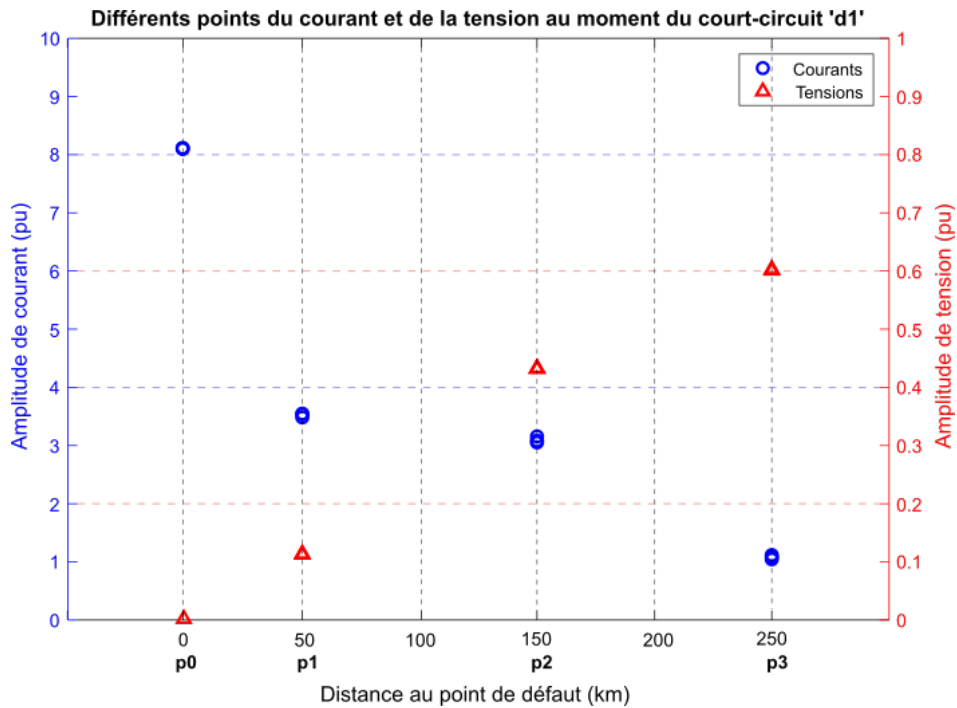


FIGURE 4.11 – Comparaison les amplitudes du courant et de la tension au moment du court-circuit " $d_1$ " aux points de mesure

court terme allant de 10 millisecondes à 1 minute spécifiées dans les normes IEEE 1159-1995 et IEC 61000. Cependant, dans notre étude actuelle, cette durée a été réduite à 0,1 seconde, conformément à la norme IEC 60947-2, ce qui souligne la nécessité d'une détection et d'une classification rapides des défauts.

La Figure 4.11 présente les amplitudes des signaux de courant et de tension triphasés au moment du court-circuit, mesurés à tous les points considérés. Nous observons que le courant au point proche du lieu du court-circuit est huit fois supérieur à sa valeur antérieure, tandis qu'aux points les plus éloignés, il ne fait que doubler. Concernant la tension, elle chute à zéro aux points proches du court-circuit et augmente progressivement aux points plus éloignés.

Dans cette section, nous allons extraire les descripteurs à partir de mesures de tension triphasée prises à différents points du réseau lorsqu'un court-circuit de type  $d_1$  se produit au point  $p_0$ . Ces descripteurs serviront à classifier les types de défauts rencontrés. Comme décrit au Chapitre 3, nous avons exploré trois méthodes d'analyse temps-fréquence. Dans cette section, nous avons sélectionné la méthode de la transformée de Stockwell optimisée (OST), qui a démontré une supériorité dans la classification des défauts en raison de sa capacité à fournir une résolution temporelle et fréquentielle ajustable.

Dans ce chapitre, nous allons évaluer les trois algorithmes d'apprentissage machine (SVM, KNN et RF) destinés à classer les défauts après apprentissage avec les signaux synthétiques. Dans



## 4.5 Tests, résultats et analyse appliqués au système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

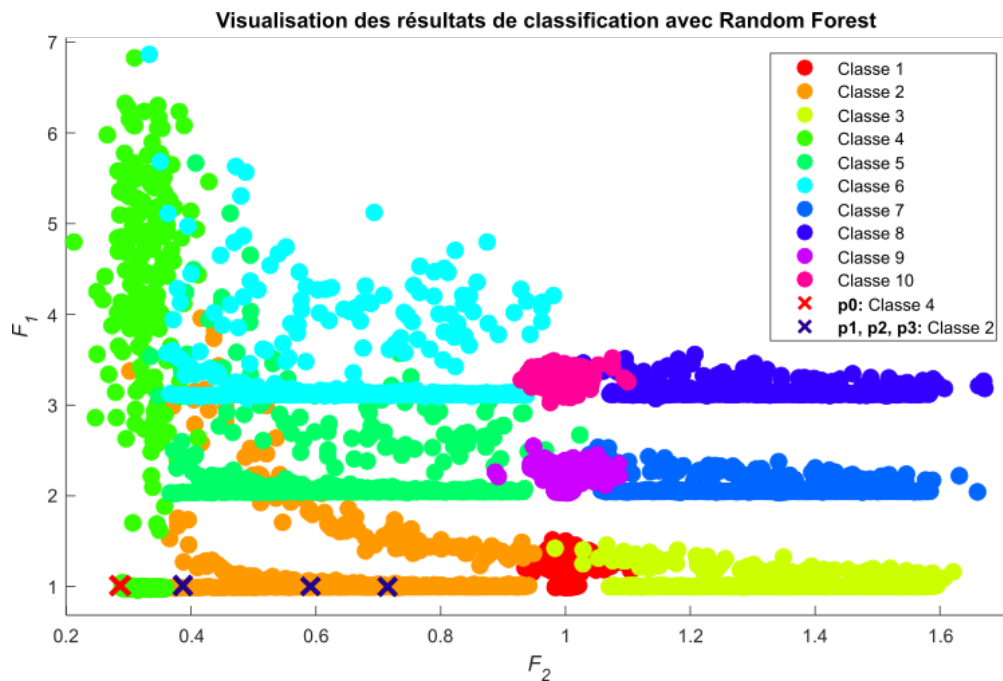


FIGURE 4.12 – Visualisation du nuage de points de la classification du défaut "d1" à différents points de mesure dans le réseau électrique (1 point = 1 défaut)

cette section, nous sélectionnerons un algorithme d'apprentissage machine (RF) ayant démontré la meilleure capacité de classification parmi ces algorithmes. Ensuite, nous procéderons à des tests de défaut sur le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds.

Les résultats de classification des trois algorithmes d'apprentissage machine sélectionnés sont présentés dans la Figure 4.2 et analysés dans la section 4.4. Nous constatons que les descripteurs extraits avec la méthode de temps-fréquence OST, dans la condition de bruit sévère, sont mieux classés par l'algorithme RF. De même, nous opterons pour la méthode OST et pour l'algorithme RF dans nos tests ultérieurs.

La Figure 4.12 montre les résultats de nos tests. Ici, nous avons testé le défaut de type  $d_1$  (un court-circuit triphasé) avec quatre points différents de mesure. En particulier, nous avons classé la coupure de tension (interruption) au point  $p_0$  du court-circuit comme la quatrième classe (interruption), tandis que la chute de tension (sag) en d'autres points éloignés du court-circuit est considérée comme la deuxième classe (sag). Résultats de la classification des défauts du système de distribution d'énergie IEEE à 9 nœuds, réalisée par l'algorithme de RF en combinaison avec l'OST, sont présentés dans le Tableau 4.8. En d'autres termes, nous avons obtenu de très bonnes performances en termes de classification des défauts dans le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds. Le temps de calcul pour obtenir le numéro de classe est inférieur à 1 seconde.



## Chapitre 4. Classification des perturbations de la qualité de l'énergie

TABLE 4.8 – Résultats de la classification du défaut "d<sub>1</sub>" du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds par algorithme RF avec l'OST

Points	Distance (km)	$F_{em}$	Classifier	Classe estimée	Type de défaut
$p_0$	0	OST	RF	$\hat{C}_4$	Interruption
$p_1$	50	OST	RF	$\hat{C}_2$	Chute de tension (Sag)
$p_2$	150	OST	RF	$\hat{C}_2$	Chute de tension (Sag)
$p_3$	250	OST	RF	$\hat{C}_2$	Chute de tension (Sag)

$F_{em}$  est la méthode d'extraction des descripteurs

### 4.5.3 Analyse du défaut de type coupure monophasée ( $d_2$ )

Dans cette section, considérons "d<sub>2</sub>" une coupure monophasée (de la phase  $a$ ) au point  $p_0$ . Le lieu du défaut et les instants de simulation sont les mêmes que pour le défaut "d<sub>1</sub>". Une coupure monophasée est un défaut dans lequel l'une des trois phases est déconnectée sans provoquer de mise à la terre. Ceci est montré sur la Figure 4.13. Dans ce cas, le courant de phase de coupure est nul. Cependant, l'amplitude de la tension de phase de coupure n'est pas modifiée du côté de l'alimentation, mais elle peut l'être du côté du consommateur. Dans un système triphasé, cet écart de phase entraîne un déséquilibre entre les trois phases. Les disjoncteurs d'isolation des défauts se déclenchent de la même manière que pour  $d_1$  (voir la Figure 4.4). Notre objectif est de détecter le défaut dès le premier cycle, soit en 0,1 seconde. La Figure 4.14 illustre les mesures de courant et de tension de coupure monophasée sur une période de 1 seconde au nœud 7 et au nœud 5.

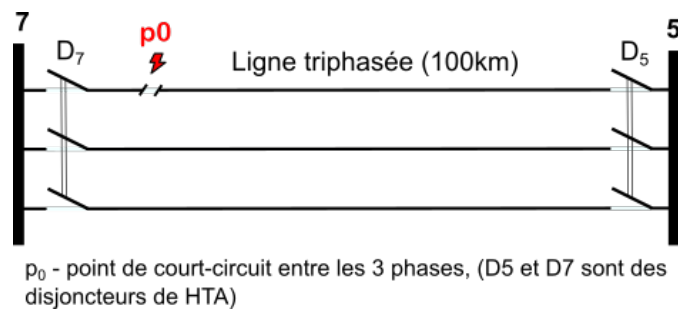


FIGURE 4.13 – Le point de coupure monophasée (phase  $a$ ) sur la ligne entre les nœuds 5 à 7

Des études ont montré que ce type de défaut peut être détecté à l'aide de signaux de courant triphasé [149] et [140]. En effet, la coupure de courant dans une phase équivaut à la perte d'un tiers de la puissance transmise. De plus, lorsqu'une phase est interrompue, l'angle des trois phases change, provoquant un déséquilibre. Selon les normes électriques IEEE 1159-1995 [26] et IEC 60947-2 [27], l'angle de phase entre phases dans un système triphasé doit être de 120°. Ce type de perturbation peut être détecté en calculant l'écart de fréquence instantanée et de phase instantané, comme illustré dans la Figure 4.15. Cependant, le courant et la tension sont

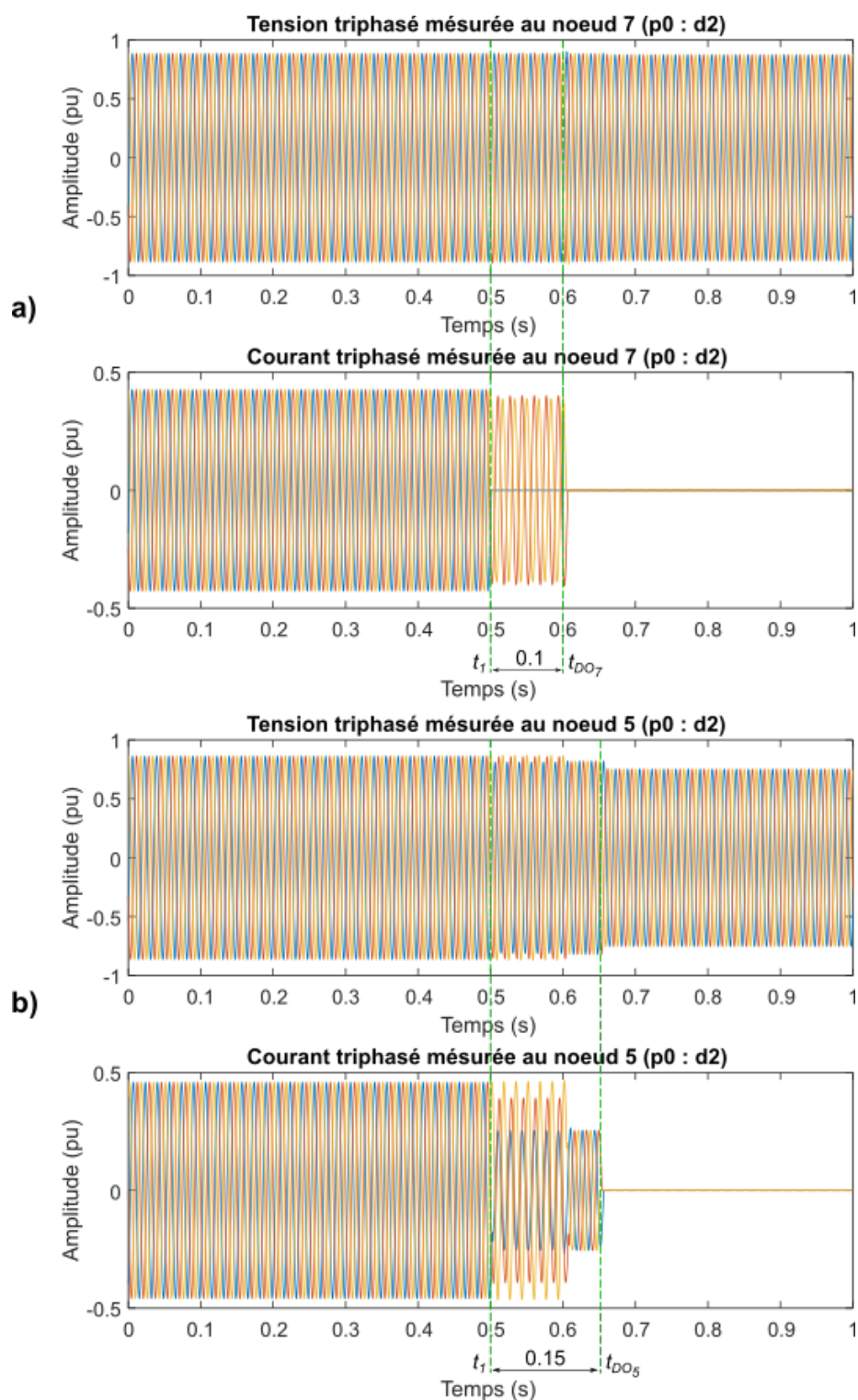


FIGURE 4.14 – Courants et tensions de coupure monophasée au point  $p_0$  mesurés aux nœuds 5 et 7 ( $t_1 = 0.5$  s - le moment du défaut,  $t_{DO7} = 0.6$  s,  $t_{DO5} = 0.65$  s - les moments d'ouverture des disjoncteurs)

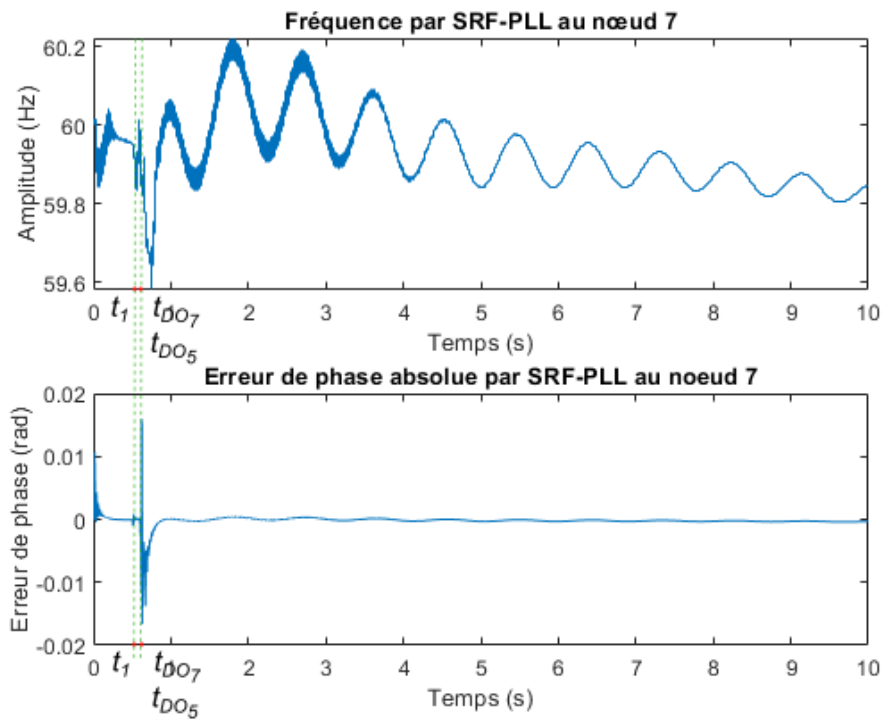


FIGURE 4.15 – Fréquence et erreur de phase absolue estimées à l'aide du courant de coupure de phase  $a$  au nœud 7

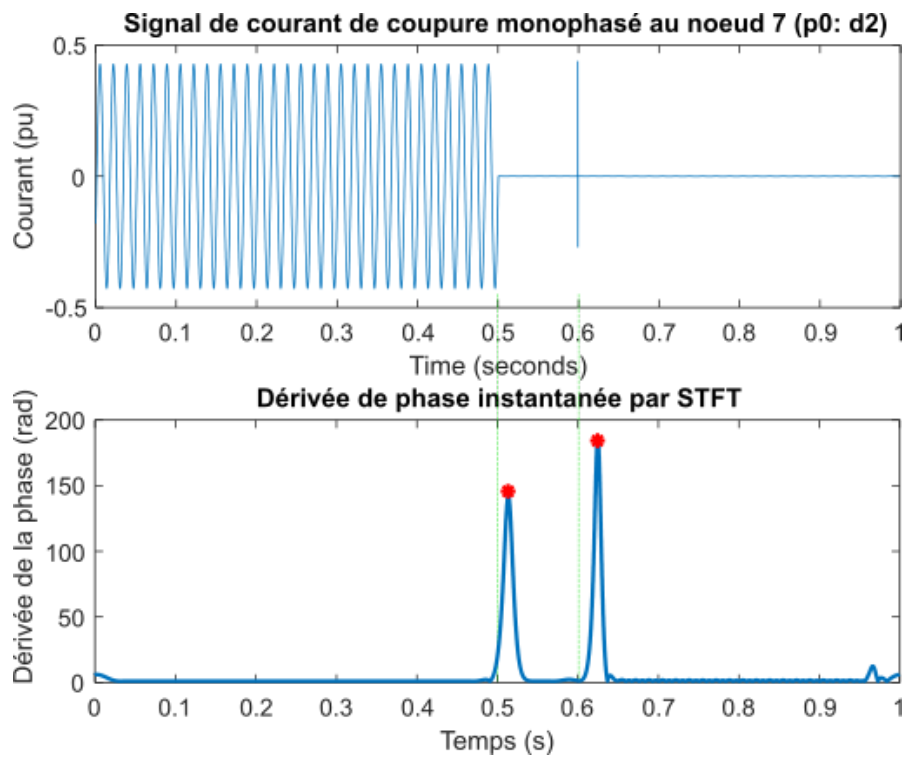


FIGURE 4.16 – Détection du défaut  $d_2$  au point  $p_0$  à l'aide de courants mesurées à nœud 7

toujours mesurés simultanément. Il est jugé approprié d'analyser lequel de ces deux signaux est le plus affecté par l'anomalie et de l'utiliser pour détecter le défaut.

L'écart de fréquence et l'erreur de phase absolue se situent dans les limites normales (à  $\pm 1\%$  de la fréquence fondamentale), car les coupures monophasées peuvent être isolées pendant une courte période. La détection de ce défaut  $d_2$  est réalisée à partir du signal de courant de coupure de la phase  $a$ , comme illustré sur la Figure 4.16. Les moments de détection de ce défaut sont  $\hat{t}_1=0,5114$  s et  $\hat{t}_2=0,6213$  s. Nous pouvons voir que la méthode STFT détecte les défauts avec une grande précision en utilisant des signaux de courant au lieu de signaux de tension.

La Figure 4.17 illustre les amplitudes des signaux de courant et de tension triphasés lors d'une coupure monophasée, mesurées à tous les points de mesure. Le courant au point proche du lieu de la coupure de la phase  $a$  est nul, tandis que le courant des phases  $b$  et  $c$  ne subit aucun changement. Cependant, aux points les plus éloignés, on observe une augmentation du courant de la phase  $a$ , alors que celui des autres phases reste peu changé. Concernant la tension, elle diminue très légèrement aux points proches de la coupure monophasée et demeure stable aux points éloignés.

À partir de là, ce qui différencie le défaut actuel  $d_2$  du précédent  $d_1$  dans notre classification réside dans son impact sur un signal de courant triphasé. Par conséquent, nous utilisons le signal de courant pour extraire des descripteurs. Nous avons appliqué le même algorithme d'apprentissage automatique, le RF (Random Forest), utilisé précédemment, après avoir extrait les descripteurs nécessaires à la classification du défaut  $d_2$ . Les résultats de la classification sont présentés dans la Figure 4.18. On observe que, au point très proche  $p_0$  où une coupure de phase se produit, cette phase  $a$  est classée comme "Interruption", tandis que les deux autres phases  $b$  et  $c$  sont classées sans perturbation (comme avant)". En revanche, aux points plus éloignés ( $p_1$ ,  $p_2$  et  $p_3$ ), les phases  $a$  et  $c$  sont classées comme présentant une augmentation d'amplitude, et la phase  $b$  est toujours classée sans perturbation.

Suite à cette classification, il est important de noter que notre base de données est spécifiquement conçue pour classer les perturbations selon les normes de qualité de l'énergie. Cependant, pour le signal de courant, son amplitude peut indiquer différents types de changements, tels que des interruptions, des diminutions ou des augmentations. De plus, elle est également capable de classer des composantes de fréquence supplémentaires, comme les harmoniques. Les résultats récapitulatifs pour les classes du défaut  $d_2$  sont présentés dans le Tableau 4.9.

## 4.6 Conclusion

Ce chapitre a principalement visé la validation de la méthodologie de classification proposée dans cette thèse. Nous avons extrait des descripteurs temps-fréquence, notamment via les méthodes STFT, ST et OST, et avons généré des ensembles de données pour chaque méthode. Ces dix nouveaux descripteurs temps-fréquence mettent en évidence diverses propriétés et consti-

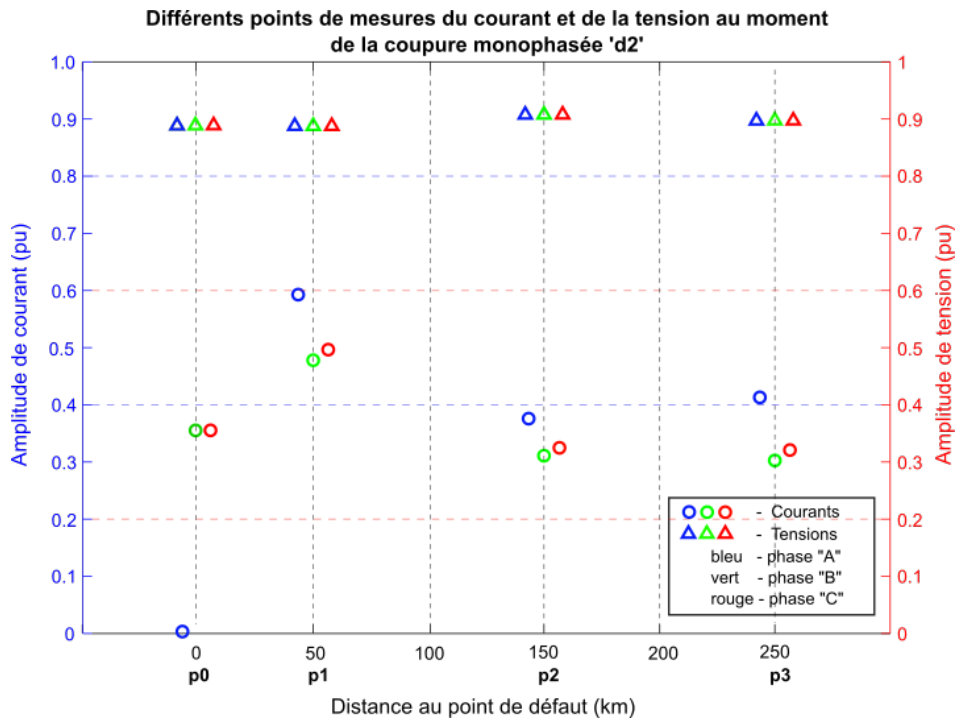


FIGURE 4.17 – Comparaison les amplitudes du courant et de la tension au moment de la coupure monophasée "d<sub>2</sub>" aux points de mesure

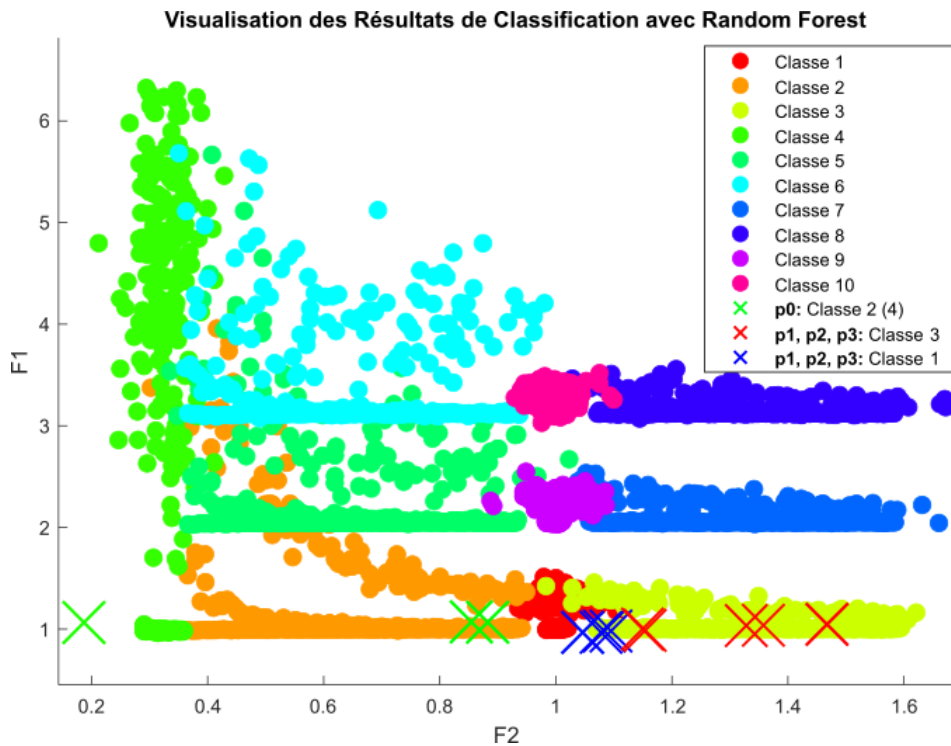


FIGURE 4.18 – Visualisation du nuage de points de la classification du défaut "d<sub>2</sub>" à différents points, cf. Figure 4.12

TABLE 4.9 – Résultats de la classification du défaut "d<sub>2</sub>"

Points	Distance (km)	$F_{em}$	Classifier	Classe estimée	Type de défaut
$p_0$	0	OST	RF	$\hat{C}_4$	Interruption
$p_1$	50	OST	RF	$\hat{C}_1$	Onde sinusoïdale pure
$p_2$	150	OST	RF	$\hat{C}_1$	Onde sinusoïdale pure
$p_3$	250	OST	RF	$\hat{C}_1$	Onde sinusoïdale pure (Pure sine wave)

$F_{em}$  est la méthode d'extraction des descripteurs

tuent la base de données de notre étude. Cette base de données comporte 100 ensembles de données pour chaque événement, avec 10 descripteurs d'extraction évalués à trois niveaux de bruit distincts grâce à trois méthodes temps-fréquence. Au total, 18 000 données numériques ont été générées pour la STFT et ST, 30 000 données numériques pour OST, résultant ainsi en 66 000 données numériques.

Les algorithmes d'apprentissage machine tels que SVM, KNN et RF ont été sélectionnés et leurs principes brièvement présentés. Ces algorithmes ont été entraînés et validés pour classifier les perturbations de la qualité de l'énergie (PQ) générées des ensembles de données par des signaux synthétiques. Les résultats de précision de la classification 99.41 % obtenus démontrent l'efficacité de la combinaison de l'OST et du RF, surtout dans des conditions de bruit sévère, confirmant ainsi l'importance de ces méthodes pour une identification précise des types de perturbations électriques.

Les tests réalisés sur un système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds montrent que la méthodologie développée fonctionne bien dans la détection et la classification des courts-circuits triphasés "d<sub>1</sub>" ainsi que des coupures monophasées "d<sub>2</sub>" aux points mesurés à différentes distances. Les tests ont impliqué des mesures de courant et la tension aux points  $p_0$ ,  $p_1$ ,  $p_2$  et  $p_3$ .

Le premier test, concernant un défaut de court-circuit triphasé "d<sub>1</sub>", s'est produit au point  $p_0$  et visait à déterminer le type de perturbation de PQ. Le défaut a d'abord été détecté par le signal de tension mesuré à  $p_0$ . Ensuite, les perturbations ont été classées en utilisant les signaux de tension de tous les points de mesure. Les résultats récapitulatifs de la classification sont présentés dans le Tableau 4.8. Il ressort clairement que le type de défaut "d<sub>1</sub>" est une perturbation de PQ, identifiée comme une "Interruption" au point de mesure  $p_0$  et des "Chutes de tension" aux autres points de mesure.

Dans le deuxième test, "d<sub>2</sub>", il s'agissait d'analyser le type de perturbation de PQ aux mêmes points de mesure que lors du test précédent. Le défaut "d<sub>2</sub>" a entraîné un changement significatif dans le signal de courant, créant un déséquilibre en triphasé. Ce type de défaut est détecté et classé lors de l'analyse des signaux de courant. Les résultats sont synthétisés dans le Tableau

## Chapitre 4. Classification des perturbations de la qualité de l'énergie

---

4.9, qui montre clairement les types de perturbations identifiées à chaque point de mesure. Pour le point de mesure  $p_0$ , le défaut est identifié comme une "Interruption" de perturbation PQ, suggérant une coupure complète ou une réduction significative du courant pendant un intervalle de temps. Pour les autres points de mesure, le défaut est classé comme "Sans perturbation", indiquant que le signal de courant n'a pas montré de variations significatives de la qualité de l'énergie à ces endroits.

Ces tests confirment l'adaptabilité et l'intégration réussie de notre méthodologie dans les systèmes de gestion et de contrôle de la qualité de l'énergie en temps réel.

Pour des travaux futurs, il serait enrichissant d'explorer l'application de ces techniques de classification à des réseaux de distribution plus complexes et diversifiés, incluant des sources d'énergie renouvelables.

# Conclusion et Perspectives

## Conclusion générale

Cette thèse dans le domaine de l'analyse de la qualité de l'énergie au sein des réseaux électriques, a abordé la problématique de la détection et l'identification des perturbations qui peuvent intervenir sur les réseaux et qui se traduisent par des modifications des caractéristiques des signaux mesurés (tensions et courants).

L'approche adoptée durant cette thèse correspond à une approche généraliste du traitement du signal composée de trois phases : la détection des perturbations dans les signaux, l'extraction de descripteurs et la classification des types de défauts détectés. Nous adoptons cette approche "classique" par soucis d'interprétabilité des résultats, un élément essentiel pour identifier l'origine de la perturbation électrique et savoir la compenser par la suite si nécessaire.

La thèse est divisée en quatre chapitres :

Le Chapitre 1 a été consacré à la présentation de différents types des perturbations sur les réseaux électriques et leurs origines. Après une présentation de la méthodologie utilisée dans cette thèse pour détecter et identifier les perturbations des réseaux électriques en se basant sur des outils de traitement du signal et d'apprentissage machine, nous avons présenté également la base de données des signaux de perturbations sur laquelle nous avons testé et validé nos méthodes.

Dans le Chapitre 2, nous avons présenté différentes méthodes de détection qui visent à estimer la fréquence fondamentale ou instantanée du signal. Nous avons mené une étude comparative entre cinq méthodes PLL, la transformée de Hilbert (HT) et une méthode d'estimation basée sur la transformée de Fourier à court-terme (STFT). Les méthodes sont comparées en se basant sur des critères comme la précision de détection de début et de la fin de la perturbation, la précision d'estimation de la fréquence fondamentale ou instantanée et la robustesse de chaque méthode vis-à-vis du bruit. La méthode SRF-PLL a montré son efficacité pour suivre avec précision les variations de la fréquence fondamentale du signal ainsi que la méthode basée sur la STFT a montré sa supériorité sur les autres méthodes pour détecter le début et la fin des perturbations même avec un niveau de bruit élevé.



## Conclusion et Perspectives

---

Le Chapitre 3 a abordé la question des descripteurs extraits des signaux électriques à partir du plan temps-fréquence. De nouveaux descripteurs (sauf  $F_3$ ) ont été proposés pour compléter les descripteurs existants dans la littérature. Un travail d'interprétabilité de chaque descripteur est réalisé dans le cadre de ce chapitre et une étude comparative entre trois différentes représentations temps-fréquences (STFT, ST et OST) a été réalisée. Une première évaluation des descripteurs proposés a montré leur efficacité pour discriminer les différents types de perturbations.

La dernière étape, qui consiste à identifier le type de perturbation a fait l'objectif du Chapitre 4. Dans ce chapitre, nous avons sélectionné des algorithmes d'apprentissage machine classique tels que SVM, KNN et RF. Ces méthodes d'apprentissage machine ont été testées afin de compléter l'évaluation des descripteurs proposés dans le Chapitre 3. La validation des descripteurs a été réalisée avec la base de données des signaux simulés présentés dans le Chapitre 1. De plus, différents scénarios de perturbations ont été également simulés pour tester la robustesse du modèle d'apprentissage proposé et sa capacité à détecter des défauts sur lesquels il n'a pas été entraîné, permettant ainsi d'évaluer la généralisation du modèle. À titre d'exemple, nous avons testé la détection et l'identification de défauts tels qu'un court-circuit triphasé et une coupure monophasée dans le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds. Nous examinons également l'importance des signaux de tension et de courant dans la détection et la classification des défauts.

Le modèle proposé s'avère efficace pour détecter la plupart des perturbations au sein des réseaux électriques et il a montré une capacité de généralisation sur de nouveaux types de défauts. L'utilisation d'une représentation temps-fréquence optimisée pour extraire des descripteurs aide à obtenir des meilleurs résultats de classification ainsi que le classificateur "Random Forest" s'avère adapté à ce type des signaux.

Il reste néanmoins quelques sujets qui pourraient s'inscrire dans la continuité des travaux de cette thèse. Nous synthétisons quelques points de perspective dans la section suivante.

## Perspectives

Nous divisons les perspectives de cette thèse en trois sous-sections : mesures et simulation, traitement du signal et apprentissage machine.

Mesures et simulation : en utilisant le calculateur/simulateur OPAL-RT, il sera possible des simulations en temps réel pour mieux comprendre les dynamiques complexes des systèmes étudiés et réalisation sur un système électrique réel. Il serait intéressant d'appliquer les méthodes et les descripteurs proposés en utilisant par exemple deux points de mesures sur le réseau électrique pour extraire des informations sur la localisation des défauts. La localisation des défauts devient d'un grand intérêt pour la surveillance intelligente qui pourrait conduire à la réalisation de réseaux auto-réparateurs, ce qui est une caractéristique importante des réseaux

intelligents.

Traitement du signal : pour les signaux multi-composants, nous adresserons les désavantages actuels de la Transformée de Stockwell (ST) pour calculer avec précision le descripteur  $F_1(t)$ , qui représente le nombre de composantes du signal en fonction du temps. Comme nous l'avons précisé dans le chapitre 3, dans le cas des transformées temps-fréquence multi-résolution (e.g. transformée de Stockwell, transformée en ondelette) le postulat de base pour l'algorithme de comptage du nombre de composante n'est plus valable. Cela impose une étude théorique plus développée afin de mieux comprendre le comportement de l'entropie de Rényi sur ce type des transformées temps-fréquence. En effet, un nouvel algorithme de comptage du nombre de composantes en fonction du temps et qui est adapté aux représentations temps-fréquence multi-résolution peut-être d'une grande utilité pour les signaux électriques.

Pour augmenter la précision de la classification ainsi que la robustesse dans des conditions de bruit sévères, nous envisageons d'introduire de nouveaux descripteurs plus discriminants. Nous prévoyons de tester des descripteurs issus de la distribution des zéros des transformées temps-fréquences, afin de mieux caractériser les différents types de perturbations [150] et [151].

Apprentissage et classification : nous envisageons la classification des perturbations de la qualité de l'énergie avec des techniques plus avancées de classification. En utilisant des techniques avancées d'apprentissage profond, nous réaliserons l'étude de la classification des perturbations de PQ. D'autres recherches devraient porter sur la fiabilité et la robustesse du classificateur proposé dans d'autres cas de perturbations critiques.

Enfin, nous évaluons les performances des méthodes et des descripteurs à d'autres types d'application car selon les modèles de machines, les défauts mécaniques entraînent des modulations d'amplitude et/ou de phase du courant stator mesuré avec une fréquence porteuse pouvant varier dans le temps. Par exemple, l'analyse des courants mesurés sur des machines électriques tournantes permettra d'établir un diagnostic des défauts mécaniques, typiquement dans les machines à induction triphasées à partir de mesures de courant de stator.



# A Annexes

## A.1 Le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds

Le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds est un système de test standard largement utilisé dans la recherche et l'éducation en systèmes d'alimentation. Il s'agit d'un modèle simplifié d'un réseau de transmission d'énergie électrique composé de 9 nœuds, 3 générateurs et 3 charges. Le système est conçu pour être une représentation simplifiée d'un système d'alimentation électrique réel, mais avec suffisamment de complexité pour permettre aux chercheurs d'évaluer la performance de différentes techniques d'analyse et de contrôle des systèmes d'alimentation.

Les 9 nœuds du système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds sont numérotés de 1 à 9. Les générateurs sont connectés aux nœuds 1, 2 et 3, les charges sont connectées aux nœuds 5, 6 et 8, et les transformateurs sont connectés aux nœuds 4, 7 et 9. Le nœud 8 est utilisé respectivement comme nœud de référence de mesure de l'amplitude de tension et de l'angle de phase. Le système comprend également des transformateurs et des lignes de transmission pour interconnecter les nœuds. Ceci est détaillé sur la Figure A.1<sup>1</sup> avec tous les paramètres [54].

Le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds est un système électrique simplifié largement utilisé dans la recherche pour évaluer de nouvelles méthodes de contrôle et d'optimisation pour les réseaux électriques, ainsi que pour l'étudier les effets des charges non-linéaires, des sources d'énergie renouvelable, de la stabilité et de la qualité de l'énergie. Il se compose de 9 nœuds interconnectés avec des lignes de transmission et des transformateurs de puissance. Les résultats de ces études peuvent être utilisés pour améliorer la fiabilité et l'efficacité des réseaux électriques réels.

Ces références [152], [153], [154], [155] et [156] ont largement utilisé le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds. Ils couvrent une variété de domaines de recherche tels que l'analyse de la stabilité, l'optimisation de la production d'énergie, la réduction de la consommation

---

<sup>1</sup>Lien vers le système de distribution électrique IEEE à 9 nœuds - MathWorks

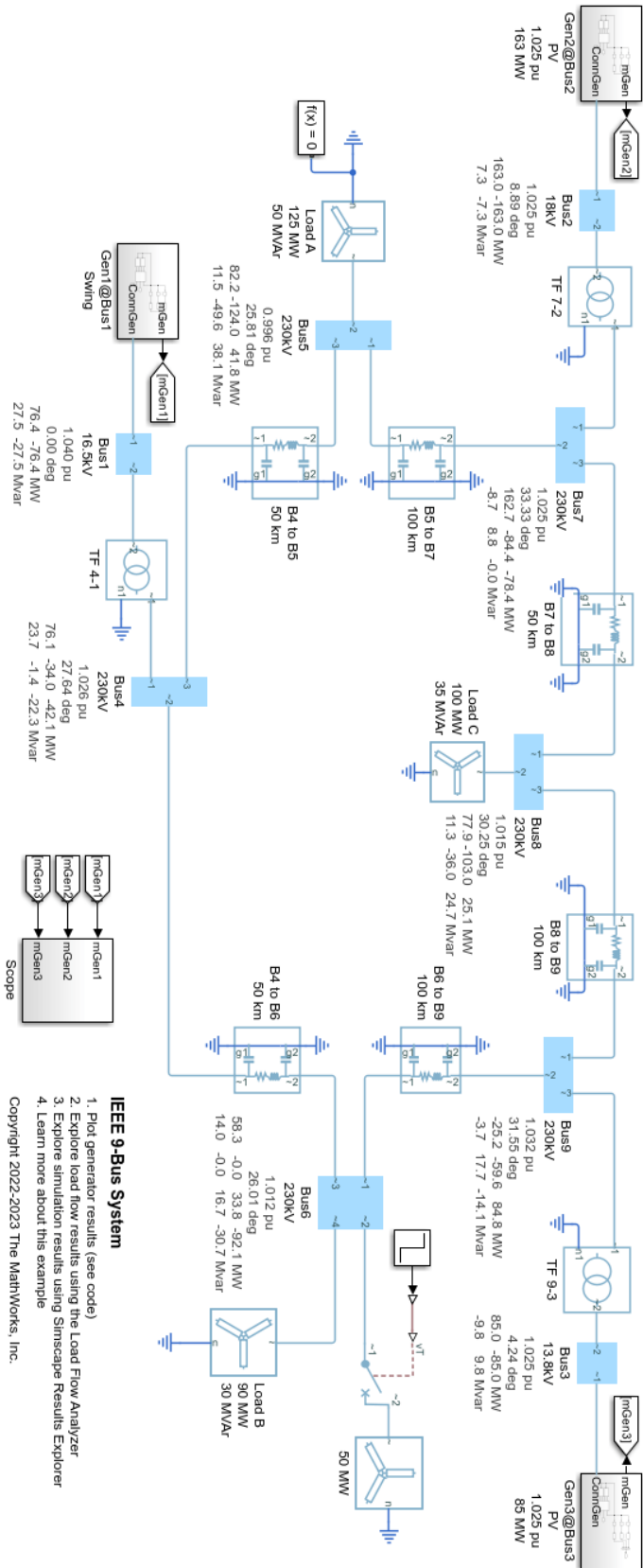


FIGURE A.1 – Schéma du système de distribution électrique IEEE à 9 noeuds et ses paramètres

d'énergie, la comparaison de compensateurs statiques VAR et l'accordage des stabilisateurs de système de puissance.

## A.2 Application de l'apprentissage machine de classification

### Choix de la méthode de validation

Avant de former des modèles de classification pour notre tâche de classification des perturbations de la qualité de l'énergie, il est essentiel de sélectionner une méthode de validation appropriée. La méthode de validation détermine comment nous allons diviser nos données en ensembles d'entraînement et de test, et il a un impact significatif sur l'évaluation des performances des modèles.

Dans notre cas, nous avons choisi d'utiliser une méthode de validation croisée à  $k$  plis ( **$k$ -fold Cross-Validation**). Ce schéma divise nos données en  $k$  sous-ensembles ou "plis" de taille égale. Ensuite, il itère  $k$  fois, utilisant à chaque itération l'un des plis comme ensemble de test et les  $k-1$  plis restants comme ensemble d'entraînement. Cette approche présente plusieurs avantages :

- Utilisation efficace des données : En utilisant chaque échantillon de données exactement une fois dans l'ensemble de test, nous maximisons l'utilisation de nos données pour l'entraînement et l'évaluation.
- Évaluation robuste : En effectuant  $k$  itérations et en calculant la moyenne des performances sur l'ensemble des itérations, nous obtenons une évaluation robuste des performances des modèles, réduisant ainsi l'impact de la variabilité des données.
- Évite le surajustement : La validation croisée à  $k$  plis permet de s'assurer que les modèles ne sont pas surajustés à un seul ensemble de test particulier, mais qu'ils généralisent bien sur l'ensemble des données.

Le choix de  $k$  dépend de la taille de notre ensemble de données et des ressources disponibles. Dans notre cas, nous avons opté pour une validation croisée à 5 plis, ce qui signifie que nos données ont été divisées en 5 plis, avec chaque pli utilisé une fois comme ensemble de test et quatre fois comme ensemble d'entraînement.

La méthode de validation croisée à  $k$  plis est illustrée à la Figure A.2 pour une meilleure compréhension.

Nous avons également examiné d'autres méthodes de validation, notamment la validation par exclusion (**Holdout Validation**) et la validation de resubstitution (**Resubstitution Validation**). Cependant, nous avons préféré la validation croisée en raison de sa capacité à fournir une estimation plus robuste des performances de nos modèles.

Le choix du schéma de validation dépend de divers facteurs, notamment la taille de l'ensemble de données, la complexité du modèle et les objectifs spécifiques de l'étude. Dans notre cas, la validation croisée s'est avérée être la méthode la plus appropriée pour garantir des performances

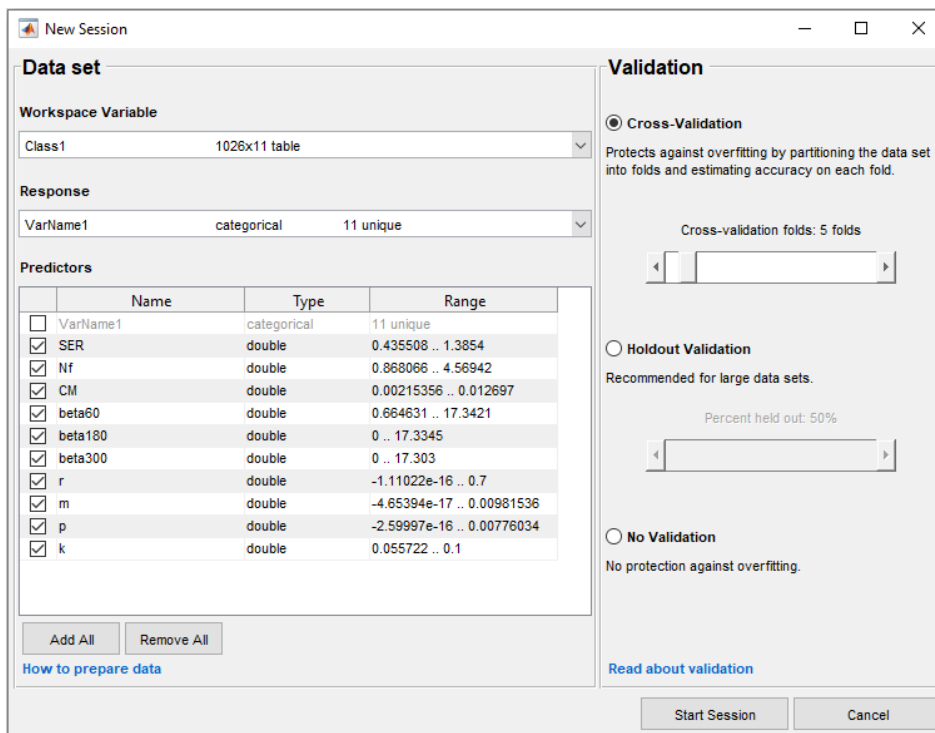


FIGURE A.2 – Choix de la méthode de Validation

fiables et généralisables de nos modèles de classification.

### Configuration des modèles de classification

Pour l'algorithme SVM, nous avons choisi d'utiliser l'implémentation disponible dans Matlab. Voici les paramètres de configuration définis pour SVM :

- Preset : Gaussienne fine (Fine Gaussian SVM)
- Fonction noyau : Gaussienne (Gaussian)
- Échelle du noyau : 0.79
- Niveau de contrainte de boîte : 1
- Méthode multiclasse : Un contre Un (One-vs-One)
- Standardiser les données : Oui (True)
- Validation croisée : 5 plis

Pour l'algorithme KNN, nous avons déterminé les paramètres de configuration suivants :

- k : 1
- Métrique de distance : Distance euclidienne (Euclidean)
- Poids de distance : Égal (Equal)
- Standardisation des données : Activée (True)

## **A.2 Application de l'apprentissage machine de classification**

---

Ces paramètres ont été choisis en fonction des besoins spécifiques de notre étude et des descripteurs des données.

Pour la méthode "Bagged Trees" de Matlab, qui est similaire à l'algorithme RF, voici les paramètres de configuration utilisés :

- Preset : Arbres en sac (Bagged Trees)
- Méthode ensemble : Sac (Bagging)
- Type d'apprenant : Arbre de décision (Decision tree)
- Nombre maximum de divisions : 2400
- Nombre d'apprenants : 30



### A.3 Représentation temps-fréquence à différentes perturbations de la qualité de l'énergie

Dans cette section, nous examinerons les représentations temps-fréquence obtenues en utilisant trois méthodes temps-fréquence (STFT, ST et OST) pour chaque type de perturbation de la qualité de l'énergie.

Les Figures A.3 à A.12 présentent visuellement les résultats de ces représentations temps-fréquence (sans l'impact du bruit) pour les dix types de perturbations de la qualité de l'énergie considérées dans notre étude. Ces représentations sont essentielles car elles permettent de caractériser les signaux électriques perturbés en capturant à la fois l'information temporelle et fréquentielle.

L'analyse de ces représentations est cruciale pour comprendre en détail les caractéristiques des perturbations de la qualité de l'énergie. Par exemple, elles nous permettent de visualiser comment les fréquences des signaux varient dans le temps et comment ces variations sont liées à différents types de perturbations. De plus, elles nous aident à quantifier la précision avec laquelle nous pouvons détecter et classifier ces perturbations.

Afin d'évaluer l'impact du bruit, nous avons inclus différentes conditions de bruit, à savoir faible (SNR=40 dB), moyen (SNR=20 dB) et élevé (SNR=5 dB), dans notre analyse. Les résultats obtenus révèlent que l'OST offre une résolution fréquentielle supérieure par rapport au STFT et au ST, ce qui signifie qu'il permet de mieux distinguer les différentes fréquences présentes dans les signaux perturbés. En revanche, le STFT se distingue par une résolution temporelle plus fine, ce qui permet de mieux représenter les variations temporelles des perturbations. La ST offre une bonne résolution à la fois en termes temporels et fréquentiels.

Ces représentations temps-fréquence sont cruciales pour notre étude, car elles servent de base à la classification des perturbations de la qualité de l'énergie, comme expliqué dans les sections suivantes. En utilisant ces représentations, nous pouvons extraire des descripteurs pertinentes pour alimenter nos algorithmes d'apprentissage automatique dans le processus de classification.

### A.3 Représentation temps-fréquence à différentes perturbations de la qualité de l'énergie

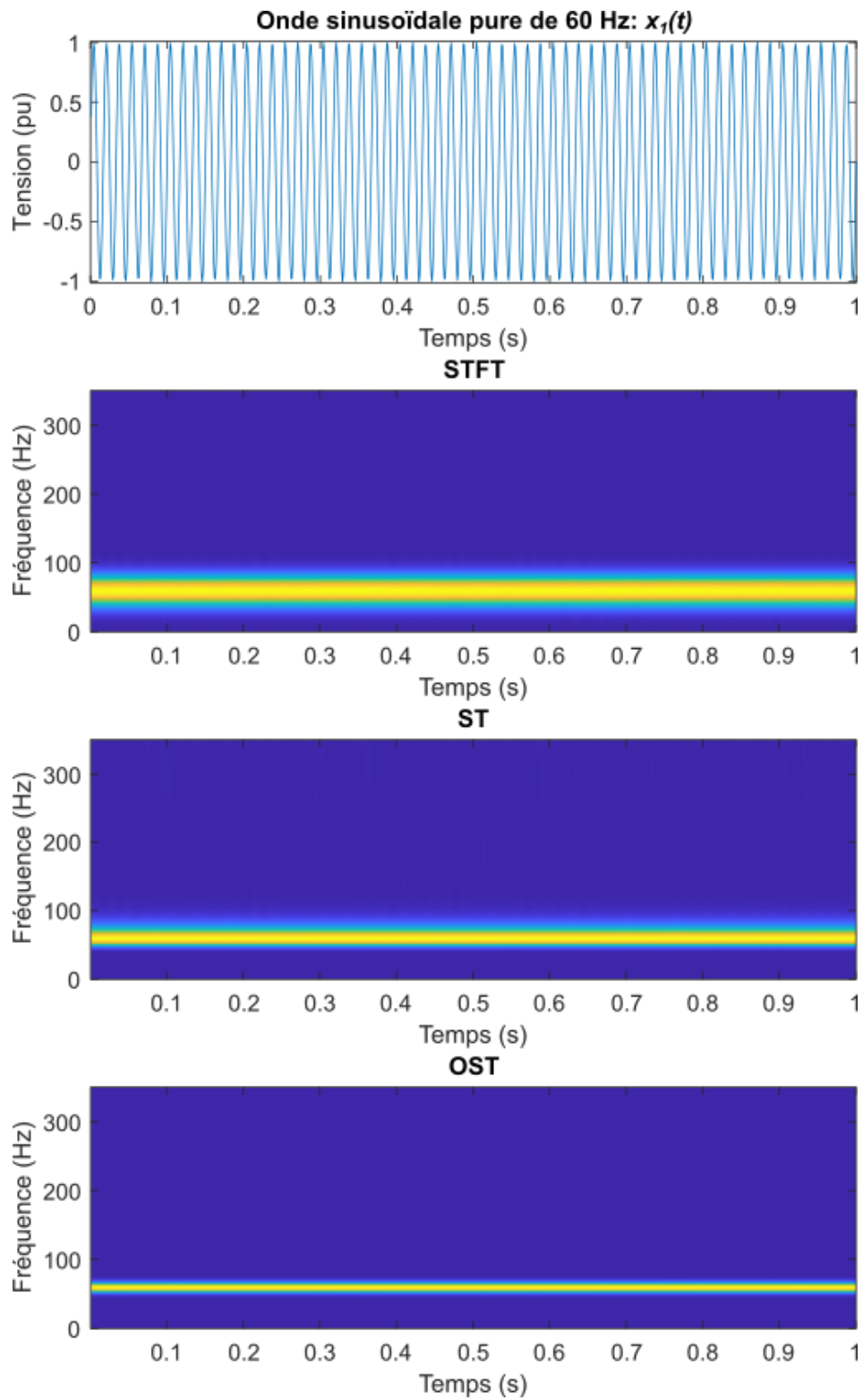


FIGURE A.3 – Représentation temps-fréquence d'un signal sinusoïdal pur à 60 Hz,  $x_1(t)$

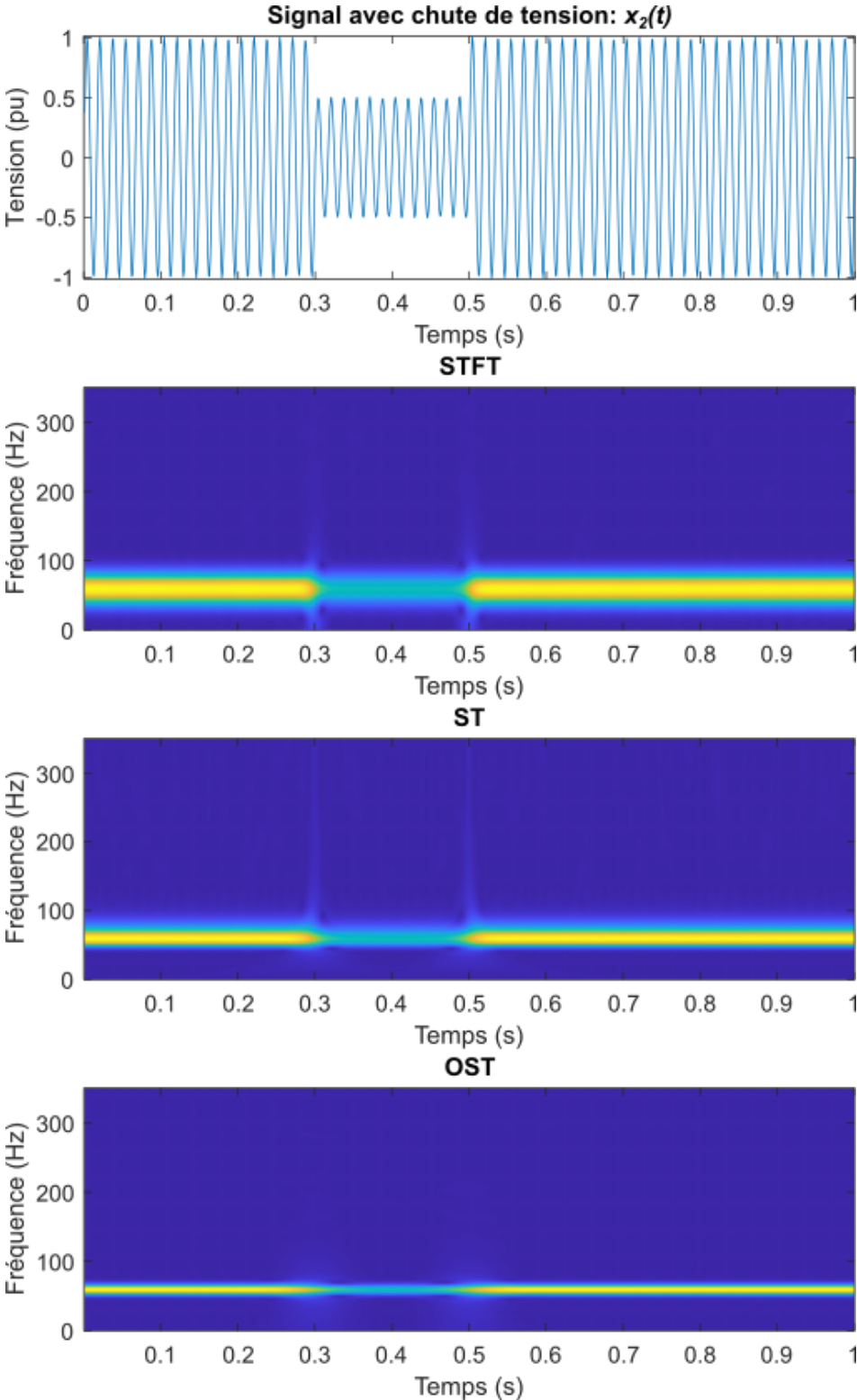


FIGURE A.4 – Représentation temps-fréquence d'un signal avec chute de tension,  $x_2(t)$

### A.3 Représentation temps-fréquence à différentes perturbations de la qualité de l'énergie

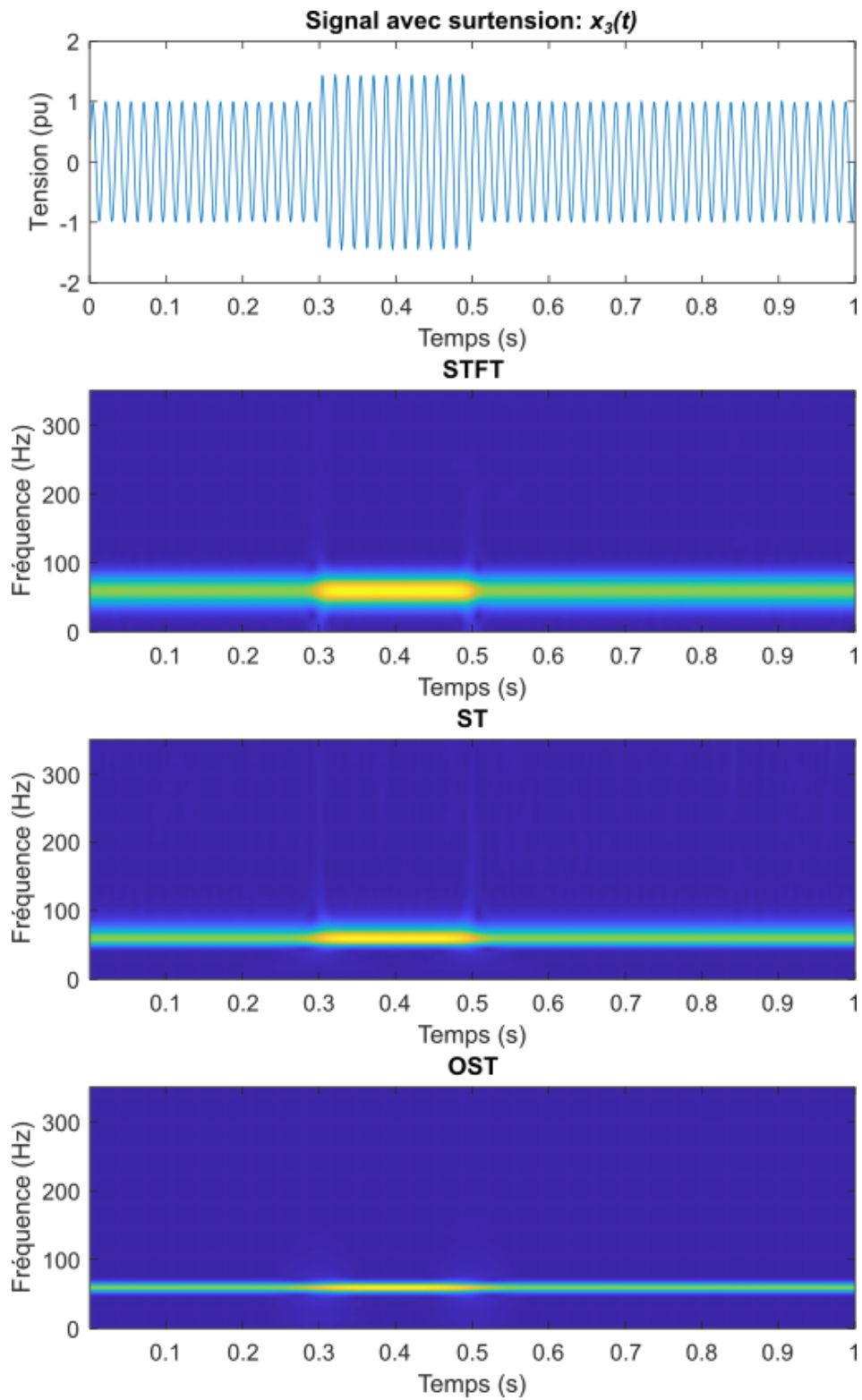


FIGURE A.5 – Représentation temps-fréquence d'un signal avec surtension,  $x_3(t)$

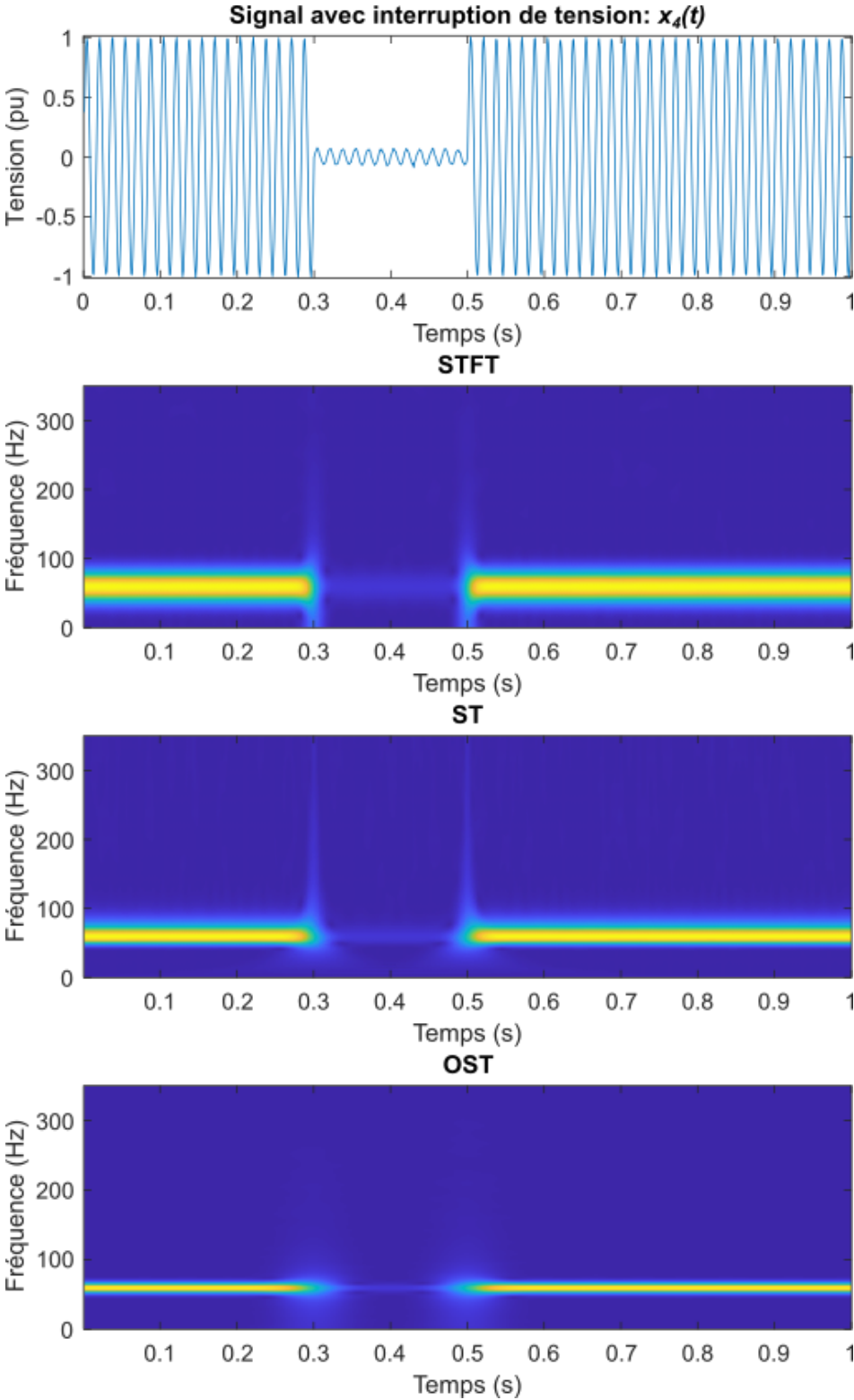


FIGURE A.6 – Représentation temps-fréquence d’un signal avec coupure de tension,  $x_4(t)$

### A.3 Représentation temps-fréquence à différentes perturbations de la qualité de l'énergie

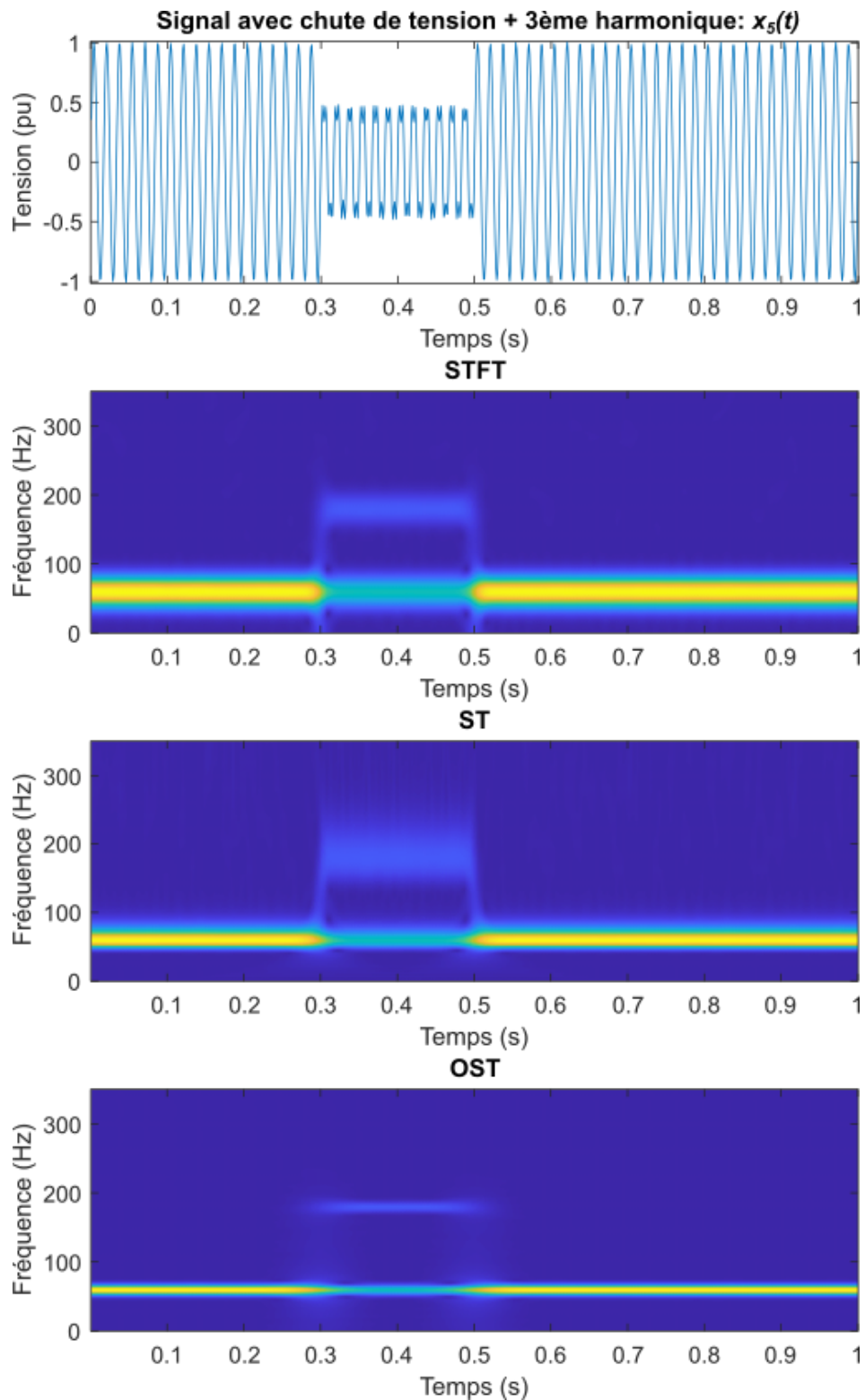


FIGURE A.7 – Représentation temps-fréquence d'un signal avec chute de tension + 3e harmonique,  $x_5(t)$

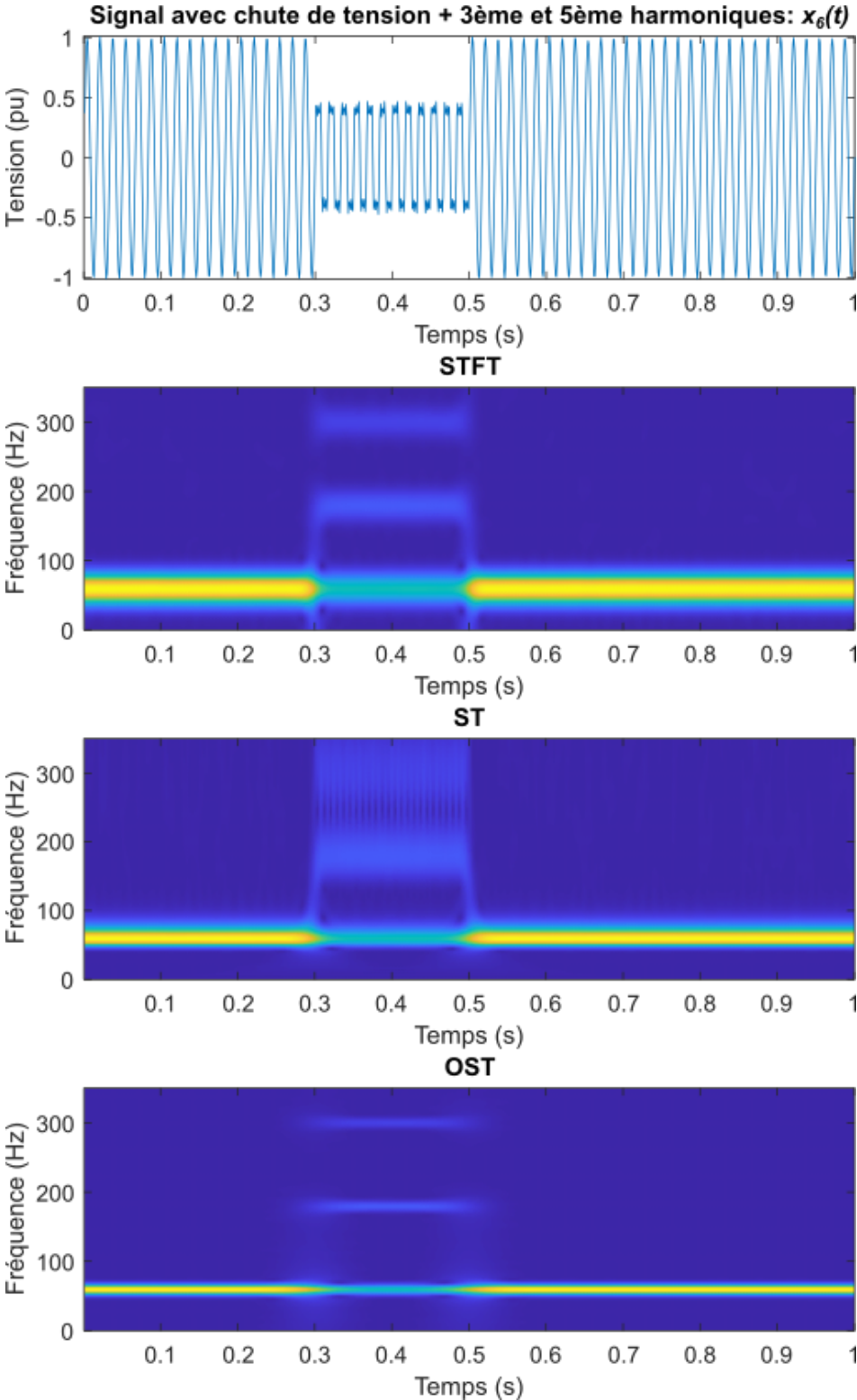


FIGURE A.8 – Représentation temps-fréquence d’un signal avec chute de tension + 3e et 5e harmoniques,  $x_6(t)$

### A.3 Représentation temps-fréquence à différentes perturbations de la qualité de l'énergie

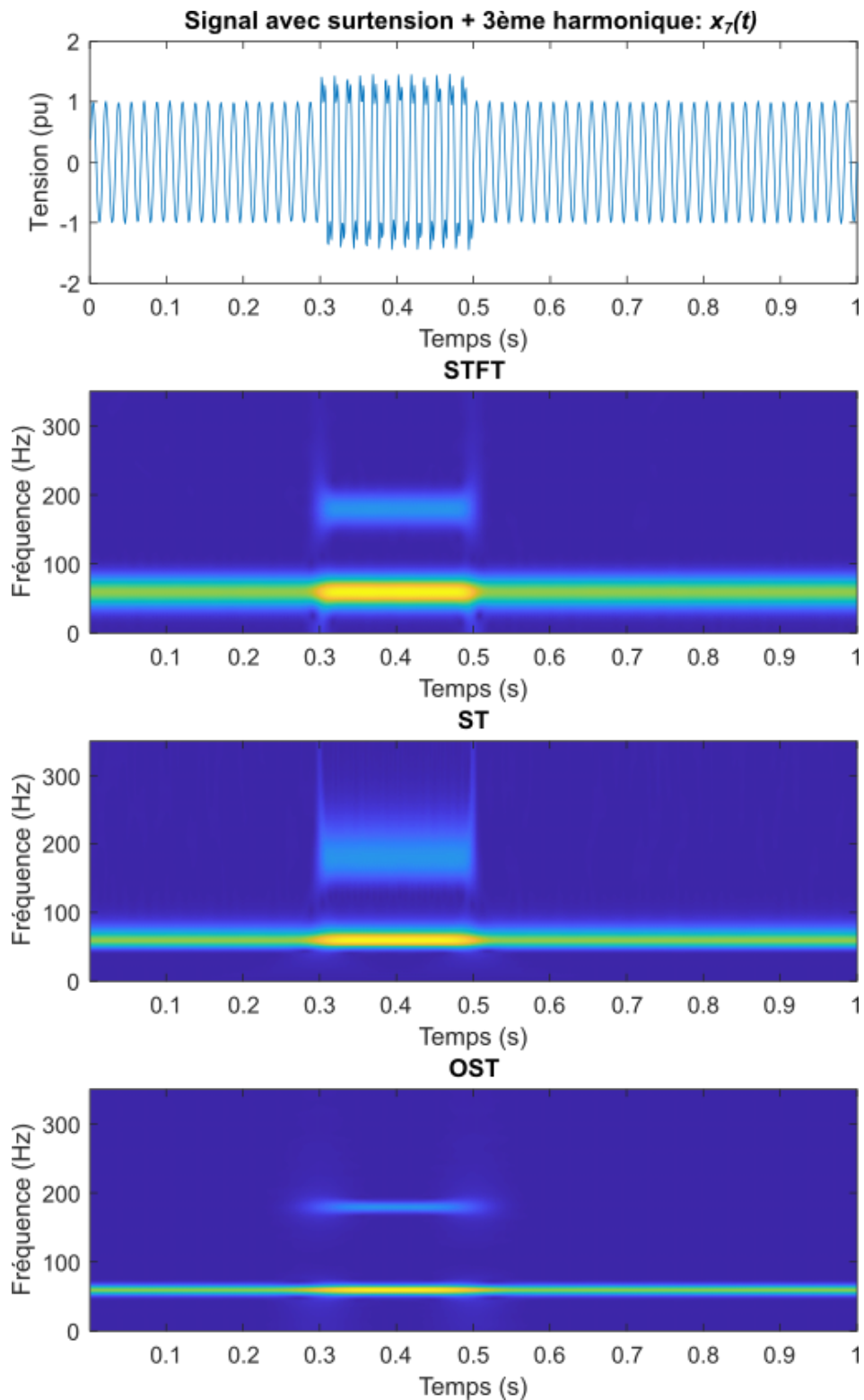


FIGURE A.9 – Représentation temps-fréquence d'un signal avec surtension + 3e harmonique,  $x_7(t)$



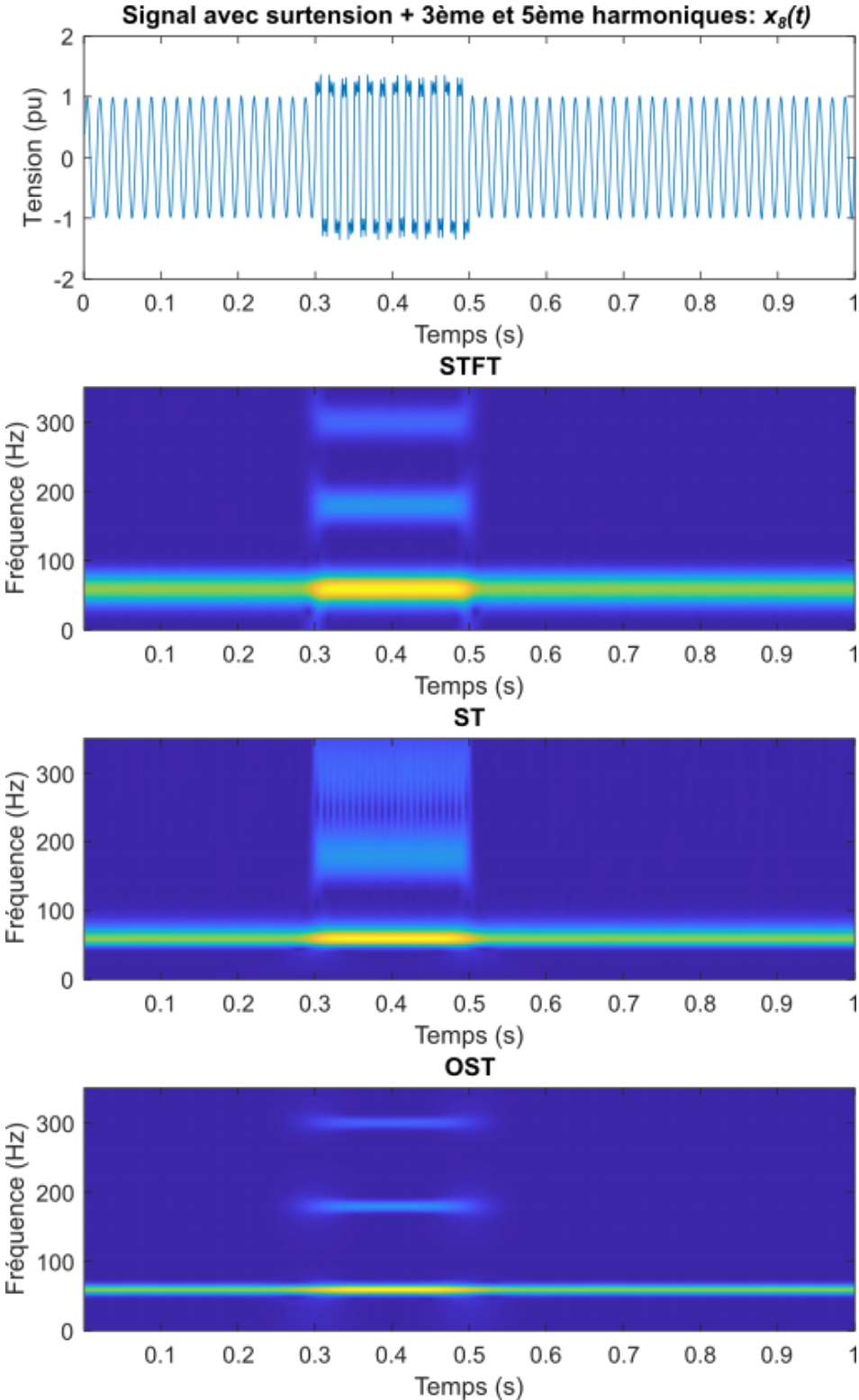


FIGURE A.10 – Représentation temps-fréquence d'un signal avec surtension + 3e et 5e harmoniques,  $x_8(t)$

### A.3 Représentation temps-fréquence à différentes perturbations de la qualité de l'énergie

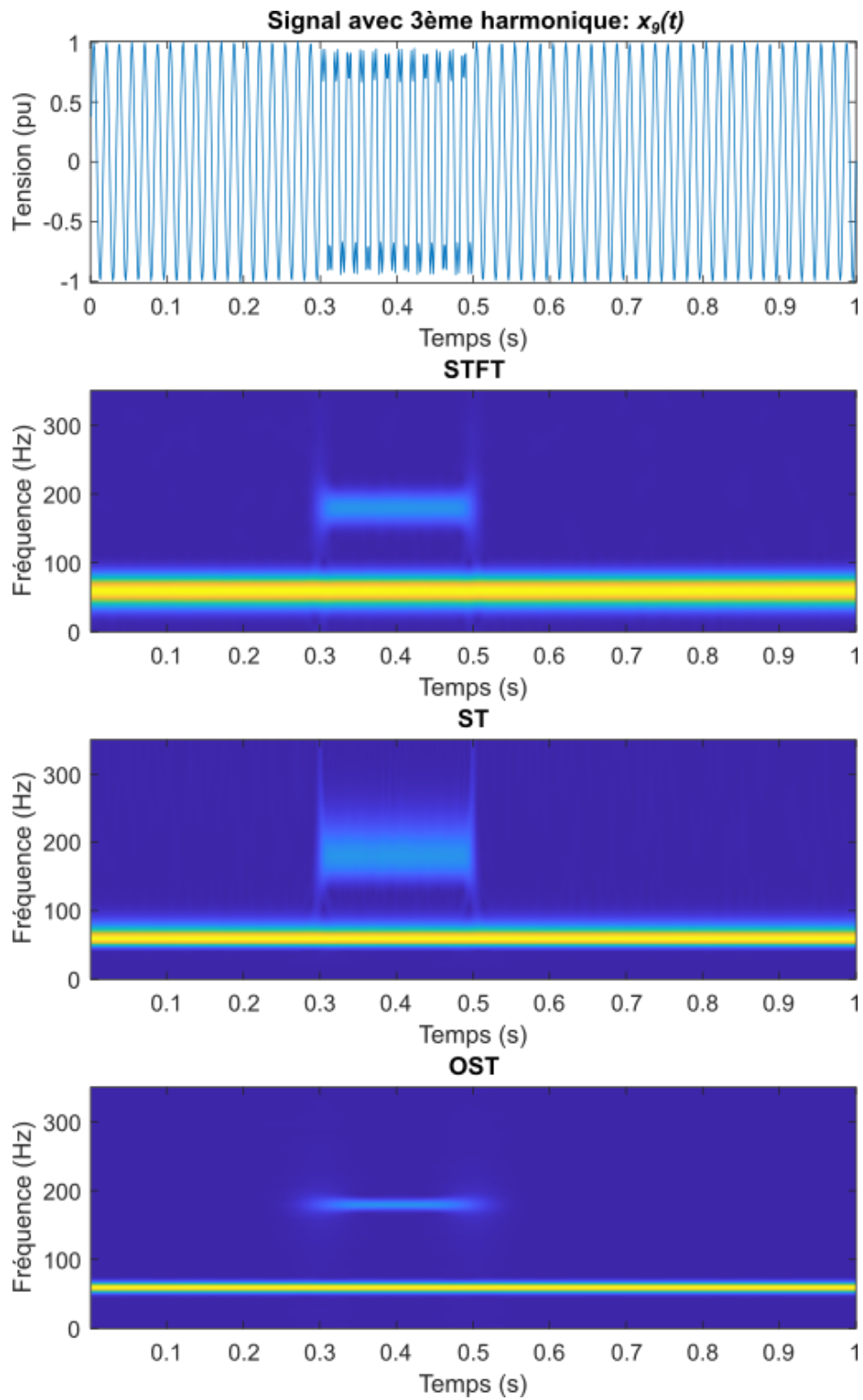


FIGURE A.11 – Représentation temps-fréquence d'un signal avec 3e harmonique,  $x_9(t)$

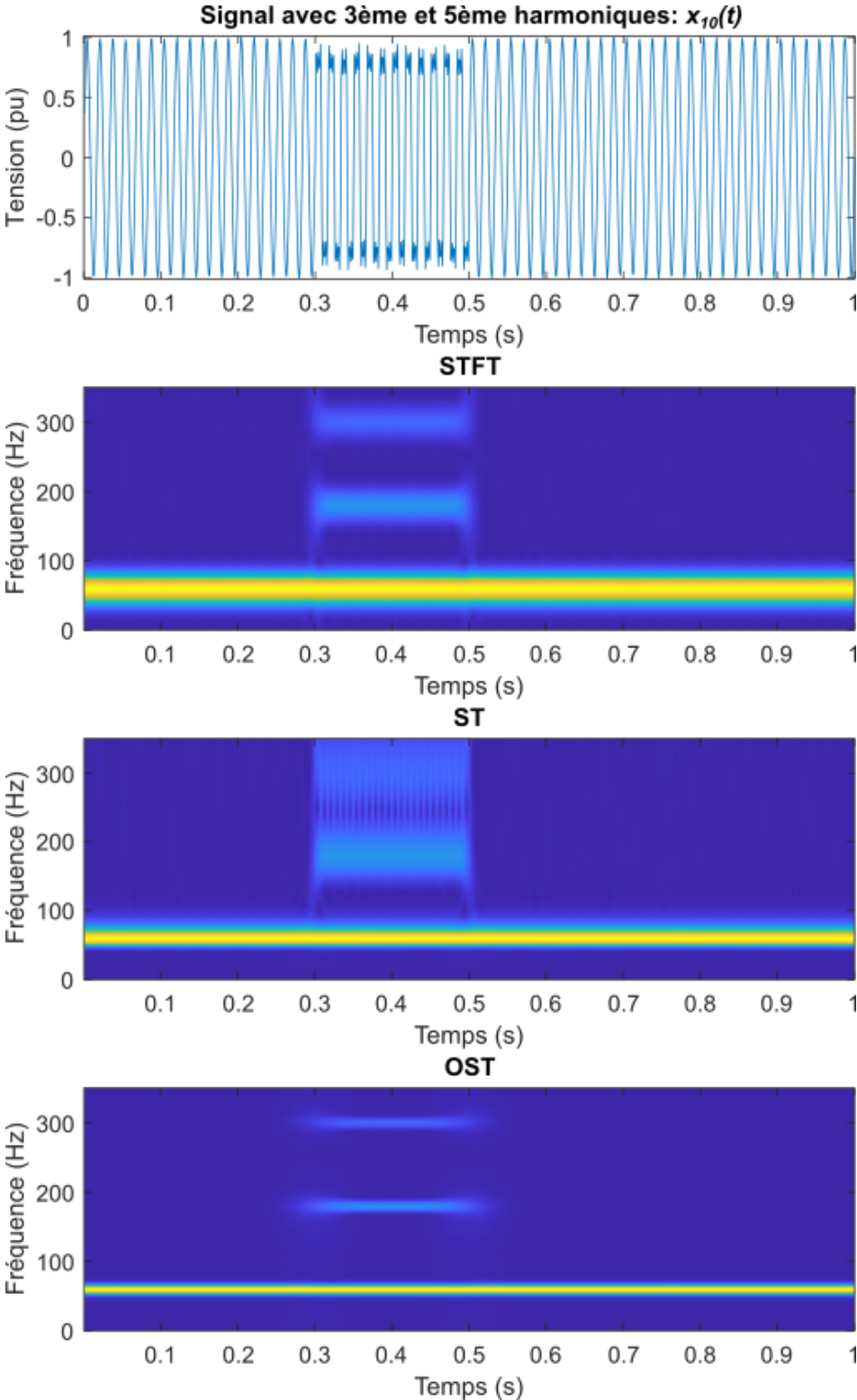


FIGURE A.12 – Représentation temps-fréquence d’un signal avec 3e et 5e harmoniques,  $x_{10}(t)$

# Bibliographie

- [1] M. H. Bollen, *Understanding Power Quality Problems : Voltage Sags and Interruptions*. Wiley-IEEE Press, 2000.
- [2] B. Angelo, *Handbook of Power Quality*. Wiley, 2008.
- [3] J. Dixit and A. Yadav, *Electrical Power Quality*. Laxmi Publications Pvt Limited, 2010.
- [4] S. Santoso, M. F. McGranaghan, R. C. Dugan, and H. W. Beaty, *Electrical Power Systems Quality*, 3rd ed. New York : McGraw-Hill Education, 2012.
- [5] C. Sankaran, *Power Quality*, ser. Electric Power Engineering. Taylor & Francis Group, 2019.
- [6] V. Ignatova, “Méthodes d’analyse de la qualité de l’énergie électrique.Application aux creux de tension et à la pollution harmonique.” Thèse de Doctorat, Université Joseph Fourier, 2006. [Online]. Available : <https://theses.hal.science/tel-00170713>
- [7] C. Herath, V. Gosbell, and S. Perera, “Power Quality (PQ) Survey Reporting : Discrete Disturbance Limits,” *Power Delivery, IEEE Transactions on*, vol. 20, pp. 851 – 858, May 2005.
- [8] V. Ignatova, D. Villard, and J.-M. Hypolite, “Simple indicators for an effective Power Quality monitoring and analysis,” in *2015 IEEE 15th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*, 2015, pp. 1104–1108.
- [9] J. Nassar, “Réseau ubiquitaire pour les Smart Grids,” Thèse de doctorat, Université de Lille, Lille, 2018. [Online]. Available : <http://www.theses.fr/2018LILUI053/document>
- [10] F. Falaki, A. Merabtine, and D. Martouzet, “A Spatio-Temporal Analysis of electric appliance end-use demand in the residential sector : Case study of Tours (France),” *Sustainable Cities and Society*, vol. 65, p. 102635, 2021.
- [11] M. El Guedri, “Caractérisation aveugle de la courbe de charge électrique : détection, classification et estimation des usages dans les secteurs résidentiel et tertiaire,” Thèse de doctorat, Université Paris-Sud 11, Paris, 2009. [Online]. Available : <http://www.theses.fr/2009PA112376>
- [12] F. Portillo, A. Alcayde, R. M. García, N. Novas, J. A. Gázquez, and M. Fernández-Ros, “Grid Frequency Measurement through a PLHR Analysis Obtained from an ELF Magnetometer,” *Sensors*, vol. 22, no. 8, 2022.
- [13] C. Venkatesh and D. S. Sarma, “Techniques used for Detection of Power Quality Events –

- a Comparative Study,” in *16th National Power Systems Conference*, Hyderabad, A.P, India, Dec. 2010.
- [14] P. Gailene Shih-Lyn, “Estimation of geometric properties of three-component signals for condition monitoring,” Thèse de Doctorat, Université Grenoble Alpes, Grenoble, 2016. [Online]. Available : <https://theses.hal.science/tel-01295193>
- [15] S. Santoso, W. Grady, E. Powers, J. Lamoree, and S. Bhatt, “Characterization of distribution power quality events with Fourier and wavelet transforms,” *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 15, no. 1, pp. 247–254, 2000.
- [16] G. Darambazar, A. Moukadem, B. Colicchio, and P. Wira, “Detection and Classification of Power Quality Disturbances in Electrical Distribution Networks using Signal Processing Tools,” in *Journée Doctorale des Sciences Exactes*, Mulhouse, France, Jun. 2022.
- [17] —, “Boucles à verrouillage de phase pour l’estimation de la fréquence instantanée dans les réseaux de distribution électriques,” in *Congrès National de la Recherche des IUT 2021*, Lyon, France, Jun. 2021.
- [18] —, “Classification des perturbations présentes dans les réseaux électriques avec des descripteurs temps-fréquence et des approches d’apprentissage machine,” in *Congrès National de la Recherche des IUT 2024*, Mulhouse, France, Mar. 2024.
- [19] —, “A comparison of PLL for online frequency tracking in power grids,” in *30th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, Kyoto, Japan, Jun. 2021.
- [20] —, “Entropy Measures Applied on Time-Frequency Domain for Detection and Identification of Power Quality Disturbances,” in *20th International Conference on Harmonics & Quality of Power (ICHQP)*, Naples, Italy, Jun. 2022.
- [21] —, “Applying Machine Learning Algorithms for Classifying Time-Frequency Failures in Power Grid Systems,” in *Upper Rhine Artificial Intelligence symposium (URAI 2023)*, Mulhouse, France, Nov. 2023.
- [22] —, “Time-Frequency Features for the Detection and Classification of Power Quality Disturbances,” *Electrical Engineering*, 2023.
- [23] —, “Machine Learning Algorithms for the Classification of Time-Frequency Features revealing Power Quality,” *Heliyon*, 2024.
- [24] U. Akrama, M. Nadarajah, R. Shah, and F. Milano, “A review on rapid responsive energy storage technologies for frequency regulation in modern power systems,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 120, no. 109626, Mar. 2020.
- [25] M. Karimi-Ghartemani and M. Irvani, “A method for synchronization of power electronic converters in polluted and variable-frequency environments,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 19, no. 3, pp. 1263–1270, Aug. 2004.
- [26] IEEE Power Engineering Society, “IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality,” 1995, issue : 1159-1995 Published : IEEE Standard.
- [27] IEC, *IEC 61000 : Electromagnetic compatibility (EMC) - Electromagnetic compatibility (EMC)*. Geneva, Switzerland : International Electrotechnical Commission, 2000.
- [28] A. T. Phan, “Power Systems Model Developments for Power Quality Monitoring : Application to Fundamental Frequency and Unbalance Estimation,” Thèse de Doctorat,

- Université de Haute Alsace, Mulhouse, 2016. [Online]. Available : <http://www.theses.fr/2016MULH8692/document>
- [29] M. K. Nallapaneni, A. C. Aneesh, M. Maria, A. P. Kushal, A. M. Kabir, F. R. Islam, and S. C. Shauhrat, "Distributed Energy Resources and the Application of AI, IoT, and Blockchain in Smart Grids," *Energies*, vol. 13, no. 5713, Nov. 2020.
- [30] Z. Oubrahim, "On electric grid power quality monitoring using parametric signal processing techniques," Thèse de doctorat, Université de Bretagne occidentale, Brest, 2017. [Online]. Available : <https://theses.hal.science/tel-01720952>
- [31] EN, "En 50160 : Voltage characteristics of electricity supplied by public distribution systems," in *EN 50160/2006*, 2006.
- [32] M. B. Djuric and Z. R. Djuric, "Frequency measurement of distorted signals using Fourier and zero crossing techniques," *Electric Power Systems Research*, vol. 78, no. 8, pp. 1407–1415, 2008.
- [33] P. K. Dash, D. P. Swain, A. Routray, and A. C. Liew, "An adaptive neural network approach for the estimation of power system frequency," *Electric Power Systems Research*, vol. 41, no. 3, pp. 203–210, 1997.
- [34] E. Adzic, P. Vlado, B. Dumnic, N. Celanovic, and V. Katic, "PLL synchronization in grid-connected converters," in *6th PSU-UNS International Conference on Engineering and Technology (ICET-2013)*, Novi Sad, Serbia, May 2013.
- [35] K. B. Bimal, *Power Electronics and Motor Drives*. Elsevier, 2006.
- [36] P. Angel, B. Nicolas, A. Manuel, and E. François, *La Menace des Harmoniques*. Paraninfo, 2002.
- [37] Z. Chedjara, A. Massoum, S. Massoum, P. Wira, A. Safa, and A. Gouichiche, "A novel robust PLL algorithm applied to the control of a shunt active power filter using a self tuning filter concept," in *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, Lyon, France, Feb. 2018.
- [38] A. Jos and R. W. Neville, *Power System Harmonics*. Wiley, 2004.
- [39] Z. Din, J. Zhang, H. Bassi, M. Rawa, and Y. Song, "Impact of Phase Locked Loop with Different Types and Control Dynamics on Resonance of DFIG System," *Energies*, vol. 13, no. 5, p. 1039, Feb. 2020.
- [40] C. Wuthikrai and B. Krischonme, "The Effect of Series-Connected Transformer in DVR Applications," *Energy Procedia*, vol. 9, no. 2011, pp. 306–315, Dec. 2011.
- [41] J. Zhang, P. Zhao, Z. Zhang, Y. Yang, F. Blaabjerg, and Z. Dai, "Fast Amplitude Estimation for Low-Voltage Ride-Through Operation of Single-Phase Systems," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 8477–8484, Dec. 2019.
- [42] R. Vedam and M. Sarma, *Power Quality : VAR Compensation in Power Systems*. CRC Press, 2017.
- [43] B. Kennedy, *Power Quality Primer*. McGraw-Hill Education, 2000.
- [44] S. K. Jain and S. N. Singh, "Harmonics estimation in emerging power system : Key issues and challenges," *Electric Power Systems Research*, vol. 81, no. 9, pp. 1754–1766, 2011.

- [45] G. W. Chang, Y.-L. Lin, Y.-J. Liu, G. H. Sun, and J. T. Yu, "A Hybrid Approach for Time-Varying Harmonic and Interharmonic Detection Using Synchrosqueezing Wavelet Transform," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 2, p. 752, 2021.
- [46] S. Mariusz and T. Tomasz, "Frequency characteristic of transients and notching disturbances – case study," in *16th IMEKO TC4 Symposium, Exploring New Frontiers of Instrumentation and Methods for Electrical and Electronic Measurement*, Florence, Italy, Sep. 2008.
- [47] M. Kolenc, E. Plesnik, J. F. Tasič, and M. Zajc, "Voltage notch detection and localization in power quality signals in phase space," in *Eurocon 2013*, 2013, pp. 1745–1752.
- [48] K. Emami, T. Fernando, H. H.-C. Iu, B. D. Nener, and K. P. Wong, "Application of Unscented Transform in Frequency Control of a Complex Power System Using Noisy PMU Data," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 12, no. 2, pp. 853–863, Apr. 2016.
- [49] K. Bidaj, "Modélisation du bruit de phase et de la gigue d'une PLL, pour les liens séries haut débit," Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux, Bordeaux, 2016. [Online]. Available : <http://www.theses.fr/2016BORD0355/document>
- [50] P. K. Ibraheem and D. P. Kothari, "Recent Philosophies of Automatic Generation Control Strategies in Power Systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 20, no. 1, pp. 346–357, Feb. 2005.
- [51] S. Omveer, T. Prabhakar, P. K. Ibraheem, and K. S. Arunesh, "A Survey of Recent Automatic Generation Control Strategies in Power Systems," *International Journal of Emerging Trends in Electrical and Electronics*, vol. 7, no. 2, Sep. 2013.
- [52] I. Poonahela, A. Krama, S. Bayhan, U. Fesli, M. B. Shadmand, H. Abu-Rub, and M. M. Begovic, "Hierarchical Model-Predictive Droop Control for Voltage and Frequency Restoration in AC Microgrids," *IEEE Open Journal of the Industrial Electronics Society*, vol. 4, pp. 85–97, 2023.
- [53] K. P. Shashi, R. M. Soumya, and K. Nand, "A literature survey on load–frequency control for conventional and distribution generation power systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 25, no. 2013, pp. 318–334, Apr. 2013.
- [54] P. M. Anderson and A. A. Fouad, *Power System Control and Stability*. Wiley-IEEE Press, 2003.
- [55] J. Yu, S. Liao, and J. Xu, "Frequency control strategy for coordinated energy storage system and flexible load in isolated power system," *Energy Reports*, vol. 8, no. 5, pp. 966–979, Aug. 2022.
- [56] X. Sun, W. Lei, Y. Dai, Y. Yin, and Q. Liu, "Optimization Configuration of Grid-Connected Inverters to Suppress Harmonic Amplification in a Microgrid," *Energies*, vol. 15, no. 14, 2022.
- [57] J. Caicedo Navarro, D. Agudelo-Martínez, E. Rivas-Trujillo, and J. Meyer, "A systematic review of real-time detection and classification of power quality disturbances," *Protection and Control of Modern Power Systems*, vol. 8, p. 3, Dec. 2023.
- [58] R. Kumar, B. Singh, and D. Shahani, "Symmetrical components based technique for po-

- wer quality event detection and classification,” *2014 IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems, PEDES 2014*, Feb. 2015.
- [59] Z.-y. Li and W.-l. Wu, “Classification of power quality combined disturbances based on phase space reconstruction and support vector machines,” *Journal of Zhejiang University SCIENCE A*, vol. 9, no. 2, pp. 173–181, Feb. 2008.
- [60] V. Ignatova, P. Granjon, and B. Seddik, “Space Vector Method for Voltage Dips and Swells Analysis,” *Power Delivery, IEEE Transactions on*, vol. 24, pp. 2054 – 2061, Nov. 2009.
- [61] T. Ji, Q. Wu, and Y. Xue, “Disturbances location and classification in the phase space,” *IEEE PES General Meeting, PES 2010*, pp. 1–8, Jul. 2010.
- [62] B. Polajžer, G. Stumberger, and D. Dolinar, “Detection of voltage sag sources based on the angle and norm changes in the instantaneous current vector written in Clarke’s components,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 64, pp. 967–976, Jan. 2015.
- [63] E. Pérez and J. Barros, “An extended Kalman filtering approach for detection and analysis of voltage dips in power systems,” *Electric Power Systems Research*, vol. 78, no. 4, pp. 618–625, 2008.
- [64] R. Naidoo, P. Pillay, J. Visser, R. C. Bansal, and N. T. Mbungu, “An adaptive method of symmetrical component estimation,” *Electric Power Systems Research*, vol. 158, pp. 45–55, 2018.
- [65] E. G. Ribeiro, T. M. Mendes, G. L. Dias, E. R. S. Faria, F. M. Viana, B. H. G. Barbosa, and D. D. Ferreira, “Real-time system for automatic detection and classification of single and multiple power quality disturbances,” *Measurement*, vol. 128, pp. 276–283, 2018.
- [66] M. Zhang, K. Li, and Y. Hu, “A real-time classification method of power quality disturbances,” *Electric Power Systems Research*, vol. 81, no. 2, pp. 660–666, 2011.
- [67] U. Singh and S. Singh, “Application of Fractional Fourier Transform for Classification of Power Quality Disturbances,” *IET Science, Measurement & Technology*, vol. 11, Aug. 2016.
- [68] A. Hussain, M. Sukairi, A. Mohamed, and R. Mohamed, “Automatic detection of power quality disturbances and identification of transient signals,” in *Signal Processing and its Applications, Sixth International Symposium on. 2001*, vol. 2, Feb. 2001, pp. 462 – 465 vol.2.
- [69] H. Deng, Y. Gao, X. Chen, Y. Zhang, Q. Wu, and H. Zhao, “Harmonic Analysis of Power Grid Based on FFT Algorithm,” in *2020 IEEE International Conference on Smart Cloud (SmartCloud)*, Washington, DC, USA, Nov. 2020, pp. 161–164.
- [70] R. Naidoo and P. Pillay, “A New Method of Voltage Sag and Swell Detection,” *Power Delivery, IEEE Transactions on*, vol. 22, pp. 1056 – 1063, May 2007.
- [71] R. Hooshmand and A. Enshae, “Detection and classification of single and combined power quality disturbances using fuzzy systems oriented by particle swarm optimization algorithm,” *Electric Power Systems Research*, vol. 80, no. 12, pp. 1552–1561, 2010.
- [72] S. A. Deokar and L. M. Waghmare, “Integrated DWT–FFT approach for detection and classification of power quality disturbances,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 61, pp. 594–605, 2014.



## Bibliographie

---

- [73] F.-Z. Zhao and R.-G. Yang, "Voltage sag disturbance detection based on short time fourier transform," *International Journal of Human and Technology Interaction*, vol. 27, no. 2, pp. 28–34+109, Apr. 2007.
- [74] A. François, C.-M. Eric, and F. Patrick, "On Phase-Magnitude Relationships in the Short-Time Fourier Transform," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 19, no. 5, pp. 267–270, May 2012.
- [75] P. Ray, B. Panigrahi, P. Rout, A. Mohanty, and H. Dubey, "Detection of faults in a power system using wavelet transform and independent component analysis," in *First International Conference on Advancement of Computer Communication & Electrical Technology*, Murshidabad, India, Mar. 2017.
- [76] R. Latha, S. B. Ch, and K. Prasad, "Detection & Analysis of Power Quality Disturbances using Wavelet Transforms and SVM," *International Research Journal of Signal Processing*, vol. 2, no. 2, pp. 58–69, Dec. 2011.
- [77] L. Hua, W. Yuguo, and Z. Wei, "Power Quality Disturbances Detection and Classification Using Complex Wavelet Transformation and Artificial Neural Network," in *Chinese Control Conference*, Zhangjiajie, China, Jul. 2007.
- [78] A. Bhagat, S. Nimkar, K. Dongra, and S. Ali, "Power Quality Disturbance Detection and Classification using Artificial Neural Network based Wavelet," *International Journal of Computational Intelligence Research*, vol. 9, pp. 2043–2064, Aug. 2017.
- [79] S. Chen, Z. Li, G. Pan, and F. Xu, "Power Quality Disturbance Recognition Using Empirical Wavelet Transform and Feature Selection," *Electronics*, vol. 11, no. 2, p. 174, Jan. 2022.
- [80] N. H. Ahmed, A. R. Abdullah, N. A. Abidullah, and M. H. Jopri, "Analysis of Power Quality Disturbances Using Spectrogram and S-Transform," *International Review of Electrical Engineering*, vol. 9, no. 4, pp. 611–619, Jun. 2014.
- [81] A. Amirou, Y. Amirou, and D. Ould-Abdeslam, "S-Transform with a Compact Support Kernel and Classification models Based Power Quality Recognition," *Journal of Electrical Engineering and Technology*, vol. 17, pp. 2061–2070, Jan. 2022.
- [82] J. Li, H. Liu, D. Wang, and T. Bi, "Classification of Power Quality Disturbance Based on S-Transform and Convolution Neural Network," *Frontiers in Energy Research*, vol. 9, 2021.
- [83] T. Zhong, S. Zhang, G. Cai, Y. Li, B. Yang, and Y. Chen, "Power Quality Disturbance Recognition Based on Multiresolution S-Transform and Decision Tree," *IEEE Access*, vol. PP, no. 99, pp. 1–1, Jun. 2019.
- [84] W. H. Tee, M. Yusoff, M. Yaakub, and A. R. Abdullah, "Voltage variations identification using gabor transform and rule-based classification method," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 10, p. 681, Feb. 2020.
- [85] A. R. Abdullah, A. Sha'ameri, and N. Mohd Saad, "Power quality analysis using spectrogram and gabor transformation," in *Applied Electromagnetics, 2007. APACE 2007. Asia-Pacific Conference*, Jan. 2008, pp. 1 – 5.
- [86] T. Jayasree, D. Devaraj, and R. Sukanesh, "Power Quality Disturbance Classification

- Using Hilbert Transform and RBF Networks,” *Neurocomputing*, vol. 73, no. 7–9, pp. 1451–1456, Mar. 2010.
- [87] M. Rodriguez Valbuena, J. Sotomonte, J. Cifuentes Quintero, and M. Lopez, “A Classification Method for Power-Quality Disturbances Using Hilbert–Huang Transform and LSTM Recurrent Neural Networks,” *Journal of Electrical Engineering and Technology*, vol. 16, no. 1, pp. 249–266, Jan. 2021.
- [88] C. K. Hemapriya, M. V. Suganyadevi, and C. Krishnakumar, “Detection and classification of multi-complex power quality events in a smart grid using Hilbert–Huang transform and support vector machine,” *Electrical Engineering*, vol. 102, no. 3, pp. 1681–1706, Sep. 2020.
- [89] T. Kijewski-Correa, A. Asce, A. Kareem, and M. Asce, “Efficacy of Hilbert and Wavelet Transforms for Time-Frequency Analysis,” *Journal of Engineering Mechanics*, vol. 132, no. 10, pp. 1037–1049, Oct. 2006.
- [90] Y. Sun, E. C. W. E. de Jong, X. Wang, D. Yang, F. Blaabjerg, V. Cuk, and J. F. G. S. Cobben, “The Impact of PLL Dynamics on the Low Inertia Power Grid : A Case Study of Bonaire Island Power System,” *Energies*, vol. 12, no. 7, p. 1259, Apr. 2019.
- [91] F. D. Freijedo, A. G. Yepes, O. Lopez, A. Vidal, and J. Doval-Gandoy, “Three-Phase PLLs With Fast Postfault Retracking and Steady-State Rejection of Voltage Unbalance and Harmonics by Means of Lead Compensation,” *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 26, no. 1, pp. 85–97, 2011.
- [92] X. Qi and T. Guo, “Instantaneous frequency estimation of non-stationary signal,” in *Proceedings of the 4th International Conference on Information Technology and Management Innovation*, Shenzhen, China, Oct. 2015.
- [93] J. Y. Matthew, F. M. Gary, and B. H. Yochai, “Instantaneous frequency computation : theory and practice,” *CREWES Research Report*, vol. 25, pp. 1–13, 2013.
- [94] L. Stankovic, I. Djurovic, S. Stankovic, M. Simeunovic, S. Djukanovic, and M. Dakovic, “Instantaneous frequency in time–frequency analysis : Enhanced concepts and performance of estimation algorithms,” *Digital Signal Processing*, vol. 35, no. 2014, pp. 1–13, 2014.
- [95] F. D. Freijedo, J. Doval-Gandoy, O. Lopez, C. Martinez-Penalver, A. Yepes, P. Fernandez-Comesana, J. Malvar, A. Nogueiras, J. Acevedo, and A. Lago, “Grid-synchronization methods for power converters,” in *35th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics*, Porto, Portugal, Nov. 2009.
- [96] S. Lutfu, “A novel average filter based phase-locked loop for FACTS devices,” *Electric Power Systems Research*, vol. 136, pp. 289–297, Jul. 2016.
- [97] S. Silva, B. Marciano Lopes, B. Cardoso Filho, R. Campana, and W. Boaventura, “Performance evaluation of PLL algorithms for single-phase grid-connected systems,” in *Conference Record of the IEEE Industry Applications Society (IAS)*, Seattle, WA, USA, Oct. 2004.
- [98] Z. Ali, N. Christofides, L. Hadjidemetriou, E. Kyriakides, Y. Yang, and F. Blaabjerg, “Three-phase phase-locked loop synchronization algorithms for grid-connected rene-

## Bibliographie

---

- wable energy systems : A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 90, pp. 434 – 452, 2018.
- [99] A. Ortega and F. Milano, “Comparison of different PLL implementations for frequency estimation and control,” in *18th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)*, Ljubljana, Slovenia, May 2018.
- [100] F. Sevilmis and H. Karaca, “Comparison of SRF-PLL and E-PLL Techniques for Grid Connected Inverter,” in *6th International Conference on Advanced Technology & Sciences (ICAT’2017’Riga)*, Riga, Latvia, Sep. 2017.
- [101] M. Ciobotaru, R. Teodorescu, and F. Blaabjerg, “A new single-phase PLL structure based on second order generalized integrator,” in *37th IEEE Power Electronics Specialists Conference*, Jeju, Korea, Jun. 2006.
- [102] K. J. Lee, J. P. Lee, D. Shin, D. W. Yoo, and H. J. Kim, “A Novel Grid Synchronization PLL Method Based on Adaptive Low-Pass Notch Filter for Grid-Connected PCS,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 61, no. 1, pp. 292–301, Jan. 2014.
- [103] D. Halbwegs, P. Wira, and J. Mercklé, “Adaline-based approaches for time-varying frequency estimation in power systems,” in *2nd IFAC International Conference on Intelligent Control Systems and Signal Processing*, Istanbul, Turkey, Sep. 2009.
- [104] R. J. Ferreira, R. E. Araujo, and J. Pecos Lopes, “A comparative analysis and implementation of various PLL techniques applied to single-phase grids,” in *Proceedings of the 2011 3rd International Youth Conference on Energetics (IYCE)*, Leiria, Portugal, Jul. 2011.
- [105] S. Ashraf, “A Comparative Study of Single Phase Grid Connected Phase Locked Loop Algorithms,” *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*, vol. 11, no. 3, pp. 185–194, Jun. 2017.
- [106] A. Cataliotti, V. Cosentino, and N. Salvatore, “A Phase-Locked Loop for the Synchronization of Power Quality Instruments in the Presence of Stationary and Transient Disturbances,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 56, no. 6, pp. 2232–2239, Dec. 2007.
- [107] A. Nicastrì and A. Nagliero, “Comparison and evaluation of the PLL techniques for the design of the grid-connected inverter systems,” in *2010 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Bari, Italy, Jul. 2010.
- [108] B. S. Chen, T. Y. Yang, and B. H. Lin, “Adaptive notch filter by direct frequency estimation,” *Signal Processing*, vol. 27, no. 2, pp. 161–176, 1992.
- [109] K. R. Patil and H. H. Patel, “Modified dual second-order generalised integrator FLL for synchronization of a distributed generator to a weak grid,” in *IEEE 16th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)*, Florence, Italy, Jun. 2016.
- [110] P. Rodríguez, A. Luna, I. Candela, R. Mujal, R. Teodorescu, and F. Blaabjerg, “Multiresonant Frequency-Locked Loop for Grid Synchronization of Power Converters Under Distorted Grid Conditions,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 1, pp. 127–138, 2011.
- [111] Y. Yang, F. Blaabjerg, and Z. Zou, “Benchmarking of Grid Fault Modes in Single-

- Phase Grid-Connected Photovoltaic Systems,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 49, no. 5, pp. 2167–2176, Apr. 2013.
- [112] R. Stockwell, L. Mansinha, and R. Lowe, “Localisation of the complex spectrum : The S Transform,” *IEEE Transaction on Signal Processing*, vol. 44, no. 4, pp. 998–1001, Apr. 1996.
- [113] M. Drouaz, “Les transformées temps-fréquence appliquées au non-intrusive load monitoring,” Thèse de Doctorat, Université de Haute-Alsace, Mulhouse, 2018. [Online]. Available : <https://theses.fr/s222307>
- [114] R. A. d. Oliveira and M. H. J. Bollen, “Deep learning for power quality,” *Electric Power Systems Research*, vol. 214, p. 108887, 2023.
- [115] N. A. Abidullah, A. R. Abdullah, A. Sha’ameri, N. Shamsudin, N. Ahmad, and M. Jopri, “Real-Time Power Quality Disturbances Detection and Classification System,” *World Applied Sciences Journal*, vol. 32, no. 8, pp. 1637–1651, Jan. 2014.
- [116] S. Chamchuen, A. Siritaratiwat, P. Fuangfoo, P. Suthisopapan, and P. Khunkitti, “Adaptive Salp Swarm Algorithm as Optimal Feature Selection for Power Quality Disturbance Classification,” *Applied Sciences*, vol. 11, no. 12, p. 5670, 2021.
- [117] M. Mozaffari, K. Doshi, and Y. Yilmaz, “Real-Time Detection and Classification of Power Quality Disturbances,” *Sensors*, vol. 22, no. 20, 2022.
- [118] N. Huang, S. Zhang, G. Cai, and D. Xu, “Power Quality Disturbances Recognition Based on a Multiresolution Generalized S-Transform and a PSO-Improved Decision Tree,” *Energies*, vol. 8, no. 1, pp. 549–572, 2015.
- [119] W. Zhao, L. Shang, and J. Sun, “Power quality disturbance classification based on time-frequency domain multi-feature and decision tree,” *Protection and Control of Modern Power Systems*, vol. 4, no. 1, p. 27, Dec. 2019.
- [120] F. de Coulon, *Théorie et traitement des signaux*. Dunod, 1984.
- [121] O. Orhan, *Basic Transforms for Electrical Engineerin*. Springer, 2022.
- [122] A. Moukadem, Z. Bouguila, D. O. Abdeslam, and A. Dieterlen, “A new optimized Stockwell transform applied on synthetic and real non-stationary signals,” *Digital Signal Processing*, vol. 46, pp. 226–238, Nov. 2015.
- [123] E. Sejdic, I. Djurovic, and J. Jiang, “Time–frequency feature representation using energy concentration : An overview of recent advances,” *Digital Signal Processing*, vol. 19, no. 1, pp. 153–183, 2009.
- [124] S. Assous and B. Boashash, “Evaluation of the modified-S transform for time-frequency synchrony analysis and source localisation,” *EURASIP journal on advances in signal processing*, Dec. 2012.
- [125] L. Stankovic, “A measure of some time–frequency distributions concentration,” *Signal Processing*, vol. 81, no. 3, pp. 621–631, 2001.
- [126] E. Sejdic, I. Djurovic, and J. Jiang, “A Window Width Optimized S-Transform,” *EURASIP J. Adv. Sig. Proc.*, vol. 2008, 2008.
- [127] R. Baraniuk, P. Flandrin, A. Janssen, and O. Michel, “Measuring time-frequency information content using the Renyi entropies,” *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 47, pp. 1391 – 1409, Jun. 2001.

## Bibliographie

---

- [128] V. Susic, N. Saulig, and B. Boashash, "Estimating the number of components of a multicomponent nonstationary signal using the short-term time-frequency Rényi entropy," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2011, no. 1, p. 125, Dec. 2011.
- [129] —, "Analysis of local time-frequency entropy features for nonstationary signal components time supports detection," *Digital Signal Processing*, vol. 34, no. 2014, pp. 56–66, Nov. 2014.
- [130] L. Cohen, "Generalized Phase-Space Distribution Functions," *Journal of Mathematical Physics*, vol. 7, no. 5, pp. 781–786, May 1966.
- [131] M. Drouaz, B. Colicchio, A. Moukadem, A. Dieterlen, and D. Ould-Abdeslam, "New Time-Frequency Transient Features for Nonintrusive Load Monitoring," *Energies*, vol. 14, no. 5, p. 1437, 2021.
- [132] A. Moukadem, A. Dieterlen, N. Hueber, and C. Brandt, "A robust heart sounds segmentation module based on S-transform," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 3, pp. 273–281, 2013.
- [133] G.-M. Edith and B. Pierre, "Comparaison de représentations temps-fréquence appliquées a la classification de signaux non-stationnaires," in *16ème Colloque GRETSI*, Grenoble, France, Sep. 1997.
- [134] S. Alshahrani, M. Abbod, B. Alamri, and G. Taylor, "Evaluation and classification of power quality disturbances based on discrete Wavelet Transform and artificial neural networks," in *50th International Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, Sep. 2015, pp. 1–5.
- [135] O. P. Mahela, A. G. Shaik, and N. Gupta, "A critical review of detection and classification of power quality events," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 41, pp. 495–505, Jan. 2015.
- [136] R. R. Panigrahi, M. Mishra, J. Nayak, V. Shanmuganathan, B. Naik, and Y.-A. Jung, "A power quality detection and classification algorithm based on FDST and hyper-parameter tuned light-GBM using memetic firefly algorithm," *Measurement*, vol. 187, no. 8, p. 110260, Oct. 2022.
- [137] E. Belkis and E. Huseyin, "A new deep learning method for the classification of power quality disturbances in hybrid power system," *Electrical Engineering*, vol. 104, no. 4, pp. 3753–3768, Jun. 2022.
- [138] M. S. Manikandan, S. R. Samantaray, and I. Kamwa, "Detection and Classification of Power Quality Disturbances Using Sparse Signal Decomposition on Hybrid Dictionaries," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 64, no. 1, pp. 27–38, 2015.
- [139] N. Khoa, Min and L. Dai, Van, "Detection and Classification of Power Quality Disturbances in Power System Using Modified-Combination between the Stockwell Transform and Decision Tree Methods," *Energies*, vol. 13, no. 14, p. 3623, Jul. 2020.
- [140] A. S. Alhanaf, H. H. Balik, and M. Farsadi, "Intelligent Fault Detection and Classification Schemes for Smart Grids Based on Deep Neural Networks," *Energies*, vol. 16, no. 22, 2023.
- [141] B. Gaye, D. Zhang, and A. Wulamu, "Improvement of Support Vector Machine Algorithm

- in Big Data Background,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, no. 1, pp. 1–9, Jun. 2021.
- [142] P. M. Kevin, *Probabilistic Machine Learning : An Introduction*. MIT Press, Mar. 2022.
- [143] K. Miroslav, *An Introduction to Machine Learning*. Springer Cham, 2021.
- [144] L. Fuwei, L. Lifeng, and C. Shuguang, *Machine Learning Algorithms*. Springer Cham, Nov. 2022.
- [145] J. Khazaei, Z. Miao, L. Piyasinghe, and L. Fan, “Real-time digital simulation-based modeling of a single-phase single-stage PV system,” *Electric Power Systems Research*, vol. 123, no. 2015, pp. 85–91, Jun. 2015.
- [146] Y. P. Bochara, P. W. Choudhary, and M. Beg, “Neural network for Power Quality disturbances recognition and classification using S-transform,” *International Journal of Innovative Research in Technology*, vol. 6, no. 7, pp. 174–180, Dec. 2019.
- [147] M. Biswal and P. K. Dash, “Detection and characterization of multiple power quality disturbances with a fast S-transform and decision tree based classifier,” *Digital Signal Processing*, vol. 23, no. 4, pp. 1071–1083, Jul. 2013.
- [148] B. Eristi and H. Eristi, “A new deep learning method for the classification of power quality disturbances in hybrid power system,” *Electrical Engineering*, vol. 2022, Jun. 2022.
- [149] Z. Bouguila, A. Moukadem, D. Ould-Abdeslam, P. Wira, and A. Dieterlen, “Nouvelle méthode de détection des perturbations dans les signaux électriques basée sur la transformée de Stockwell,” in *XXIVe Colloque GRETSI - Traitement du Signal et des Images*, Brest, France, Sep. 2013.
- [150] P. Flandrin, “Time–Frequency Filtering Based on Spectrogram Zeros,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 22, no. 11, pp. 2137–2141, 2015.
- [151] P. Rougé, A. Moukadem, A. Dieterlen, A. Boutet, and C. Frindel, “Generalizable Features for Anonymizing Motion Signals Based on the Zeros of the Short-Time Fourier Transform,” *Journal of Signal Processing Systems*, vol. 95, pp. 1–11, Jul. 2022.
- [152] I. Kamwa, G. Joos, and R. Grondin, “Small and Large Signal Stability Analysis of the IEEE 9-Bus System,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 11, no. 1, pp. 18–25, Feb. 1996.
- [153] H. A. Shayanfar and M. A. Golkar, “Optimal Siting and Sizing of Distributed Generation Units in IEEE 9-Bus Test System Using a Hybrid Algorithm,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, no. 3, pp. 1352–1362, May 2015.
- [154] M. H. Haque, M. A. Mahmud, and M. E. Haque, “Optimal Load Shedding in Power System for Security Enhancement Using Fuzzy Logic Approach : A Case Study of IEEE 9 Bus System,” *Journal of Energy and Power Engineering*, vol. 10, pp. 94–106, Jan. 2016.
- [155] T. M. Basile, L. C. Pfitscher, and A. L. V. Casimiro, “Comparison of Static VAR Compensators for the IEEE 9-Bus System using Optimal Power Flow,” *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 7, pp. 3181–3188, Jul. 2016.
- [156] R. P. Martins, M. V. dos Santos, and L. Z. da Silva, “Power System Stabilizer Tuning for the IEEE 9-Bus Test System using a Hybrid Algorithm,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, no. 1, pp. 470–478, Jan. 2018.