

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
UNIVERSITE MOULOU D MAMMERRI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE  
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

**Mémoire de fin d'étude en Master Académique**  
**Spécialité : Réseau Télécommunication**

Présenté par

**HOUCHI Fatma**

*Thème*

# **Reconnaissance automatique de défauts sur le réseau électrique**

*Diriger par Mme AMIROU Zahia*

*Soutenu publiquement le 14/ 07/ 2016. Devant le jury composé de :*

Président : LAHDIR Mourad  
Encadreur : AMIROU Zahia  
Examineur : BENNAMANE  
Examinatrice : OUERK Nouara





# *Remerciements*

*Je tiens à remercier Madame AMIROU Zahia maître de conférences à l'université MOULOUD MAMMARI de Tizi-Ouzou, pour son encadrement tout au long de ce travail, ses précieux conseils, son suivi et sa disponibilité. Elle a su me guider avec rigueur, compréhension et générosité.*

*Mes remerciements vont au président et aux membres du jury, qui m'ont honoré par leur présence et l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail.*

*Je suis aussi reconnaissante envers tous les enseignants qui ont contribué à ma formation, ainsi que tous ceux qui m'ont aidé tout au long de mon cursus.*

*Je tiens à remercier mes chers parents, je remercie également tous les membres de ma famille, particulièrement ma cousine Ourdia, mes amies : Sabiha, Imane, Celia et Zakia.*

*Que tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin dans la réalisation de ce modeste travail trouvent ici toute l'expression de ma gratitude et de mes considérations.*



# Table des matières

<b>INTRODUCTION GENERALE .....</b>	<b>1</b>
------------------------------------	----------

## **Chapitre I Etude des défauts sur le réseau électrique**

I.1	Introduction.....	3
I.2	La qualité de l'énergie électrique (QEE) .....	3
I.2.1	Définition.....	3
I.2.2	Intérêt de la qualité de l'énergie .....	3
I.3	Les défauts présents sur le réseau électrique .....	5
I.3.1	Définition d'une perturbation (défaut) .....	5
I.3.2	Types de défauts électriques et leurs origines.....	5
I.3.2.1	Creux de tension.....	5
I.3.2.2	Coupure de tension.....	6
I.3.2.3	Houle de tension.....	7
I.3.2.4	Surtension transitoire.....	7
I.3.2.5	Surtension oscillante.....	7
I.3.2.6	Fluctuations de tension.....	8
I.3.2.7	Harmoniques.....	9
I.3.2.8	Déséquilibre de tension .....	9
I.3.2.9	Variations de fréquence.....	10
I.3.3	Effets de la dégradation de la qualité de l'énergie .....	11
I.4	Identification des perturbations .....	11
I.4.1	Etat de l'art .....	12
I.4.2	Méthode envisagée .....	14
I.5	Conclusion .....	15

## Chapitre II Les outils de traitement

II.1	Introduction .....	16
II.2	La Transformée de Fourier (TF) .....	17
II.3	La Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT) .....	18
II.4	la Transformée de Wigner-Ville (TWV) .....	21
II.5	La Transformée en Ondelette (TO) .....	23
II.5.1	Introduction .....	23
II.5.2	Transformée en Ondelette Continue (TOC) .....	24
II.5.3	Transformée en Ondelette Discrète (TOD ou DWT) .....	26
II.6	Transformée de Stockwell.....	28
II.6.1	Introduction .....	28
II.6.2	Transformée de Stockwell Continue.....	28
II.6.3	Transformée de Stockwell Discrète .....	29
II.7	Conclusion.....	31

## Chapitre III Caractérisation et Classification des défauts par les KPPV

III.1	Introduction.....	32
III.2	Localisation des défauts .....	32
III.2.1	Etat de l'art des méthodes de localisation.....	32
III.2.2	Localisation des défauts avec l'énergie de Shannon .....	34
III.3	Caractérisation des défauts.....	37
III.3.1	La concentration de l'énergie .....	38
III.3.2	La moyenne de l'écart type.....	38
III.3.3	La concentration de l'énergie autour des harmoniques .....	38
III.3.4	Construction de la base d'étude .....	39
III.4	Prétraitement .....	40
III.4.1	Normalisation des données .....	40
III.4.2	Analyse en composante principale .....	41
III.4.2.1	Principe .....	41

III.4.2.2	Objectif .....	42
III.4.2.3	Mise en œuvre.....	42
III.5	Classification des défauts.....	48
III.5.1	Principe général de la classification.....	48
III.5.1.1	Méthode de classification supervisée .....	49
III.5.1.2	Méthode de classification non-supervisée.....	49
III.5.2	Etat de l'art.....	51
III.5.2.1	Réseau de Neurones Artificiel.....	51
III.5.2.2	Séparateur à Vaste Marge.....	51
III.5.2.3	Gaussian Mixture Model (GMM) .....	52
III.5.2.4	Méthode des centres mobiles (k-means) .....	53
III.5.2.5	Méthode des Nuées Dynamiques .....	53
III.5.2.6	Classification Ascendante Hiérarchique.....	53
III.5.3	Méthode envisagée : Algorithme des K-PPV.....	54
III.5.3.1	Principe .....	54
III.5.3.2	Algorithme .....	56
III.5.3.3	Résultat de la classification .....	57
III.6	Conclusion.....	57
<b>CONCLUSION GENERALE .....</b>		<b>58</b>

## **Bibliographie**



# RÉSUMÉ

La généralisation de charges non linéaires et la complexité des réseaux d'alimentation électrique actuels, à engendrer l'augmentation des défauts sur les réseaux électriques. Ces défauts causent la dégradation de la qualité de l'énergie et perturbe le fonctionnement des différents récepteurs raccordés aux réseaux. L'objectif principale visé par ce travail est l'identification des défauts, afin de faciliter la mise en œuvre de solutions appropriés, pour limiter leur manifestation sur les réseaux électriques. Alors, nous avons opté pour un critère non paramétrique basé sur l'énergie de Shannon du spectre local, qui est issu d'une analyse multi-résolution grâce à la transformée de Stockwell, cette technique est combinée avec l'algorithme des K-plus proches voisins en tant que méthode de classification de défauts.

Notre approche d'identification ce fait en trois étapes. La première étape consiste à appliquer la transformée de Stockwell, qui va permettre de localiser les défauts dans le signal électrique, en indiquant l'instant de début d'apparition du défaut et l'instant où il se termine. Ensuite, on passe à l'étape de l'extraction de caractéristiques, nous avons retenu un vecteur de six paramètres qui forment l'espace où le problème de classification sera résolu. Dans la dernière étape le classifieur adopté va effectuer une comparaison entre les vecteurs caractéristiques des éléments à classer (défauts) et les vecteurs caractéristiques représentant les K éléments dont la classe est connue, le défaut à classer est assigner à la classe majoritaire parmi les classes des K éléments les plus proches en terme de distance euclidienne. Pour montrer l'efficacité de l'approche choisie, nous avons construit une base de données synthétique, constituée de signaux altérés par des défauts simulés à l'aide du logiciel MATLAB. Au final nous avons aboutis à trois classes de défauts : la chute de tension, la houle de tension et la présence d'harmoniques.

**Mots clés :** *Défauts électriques, Transformée de Stockwell, Energie de Shannon, K-plus proches voisins, caractérisation et classification des défauts.*



# Table des figures

## *Chapitre I*

Figure 1.1	Exemple de Creux de tension	P6
Figure 1.2	Exemple de Coupure de tension	P6
Figure 1.3	Exemple de surtension temporaire	P7
Figure 1.4	Exemple de fluctuations de tension	P8
Figure 1.5	Exemple de distorsion Harmoniques	P9
Figure 1.6	Exemple de Déséquilibre des tensions triphasées	P10
Figure 1.7	Exemple de variations de fréquence	P10

## *Chapitre II*

Figure 2.1	Signal non stationnaire et sa transformée de Fourier	P18
Figure 2.2	Analyse du signal perturbé avec la TFCT	P21
Figure 2.3	Analyse du signal altéré avec la TWV	P23
Figure 2.4	Analyse en ondelettes du signal altéré	P27
Figure 2.5	Analyse du signal perturbé avec la TS	P30

## *Chapitre III*

Figure 3.1	Comparison de l'énergie obtenue par deux méthodes, énergie de Shannon et énergie quadratique.	P34
Figure 3.2	A-Signal avec creux de tension ; B-Spectrogramme du signal ; C-Détection des instants T1 et T2 sur l'enveloppe de Shannon ; D-Écart type.	P35

Figure 3.3	A-Signal avec houle de tension ; B-Spectrogramme du signal ; C-Détection des instants $T1$ et $T2$ sur l'enveloppe de Shannon ; D-Écart type.	P36
Figure 3.4	A-Signal avec coupure de tension ; B-Spectrogramme du signal ; C-Détection des instants $T1$ et $T2$ sur l'enveloppe de Shannon ; D-Écart type.	P36
Figure 3.5	A-Signal avec harmoniques ; B-Spectrogramme du signal ; C-Détection des instants $T1$ et $T2$ sur l'enveloppe de Shannon ; D-Écart type.	P37
Figure 3.6	Spectrogramme d'un signal avec harmoniques	P39
Figure 3.7	Représentation du nuage des points sur le premier plan principal	P48
Figure 3.8	Dendrogramme (à gauche) et méthode de détermination du nombre de classes (à droite).	P54
Figure 3.9	Exemple de fonctionnement de la méthode des KPPV dans un espace à deux dimensions	P55

## Liste des tableaux

Tab.3.1-	Base de données synthétiques	P39
Tab.3.2-	Exemple de nuage de points	P42
Tab.3.3-	Les moyennes et écarts types	P43
Tab.3.4-	Les données centrées réduites	P43
Tab.3.5-	Résultats de la classification	P57

# Liste des acronymes et abréviations

CEI	Commission Électrotechnique internationale
CEM	Compatibilité Electromagnétique
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IAF	Instantaneous Autocorrelation Function (Fonction d'autocorrélation instantanée)
KNN	K-Nearest Neighbors (K plus proches voisins)
KNN-DHT	Transformée de Hilbert combinée avec K plus proches voisins
KNN-CT	Transformée de Clarke combinée avec K plus proches voisins
EDMRA	Energy Difference of Multiresolution Analysis (Différence d'Energie de l'Analyse Multi-résolution)
MDL	Maximum decomposition level (Niveau Maximum de Décomposition)
DWT	Discret Wavelet Transform (Transformée en Ondelettes Discrète)
PNN	Probabilistic Neural Network (Réseau de Neurones Probabiliste)
MFNN	Multilayer Feedforward Neural Network (Réseau de Neurones Multicouche)
WPE	Wavlet Paquet Entropy (Entropie de Paquet d'Ondelettes)
MIST	Modified Incomplete S-transform (Transformée de Stockwell Inachevée Modifiée)
MGST	Multiresolution Generalized S-transform (analyse Multi-résolution avec la Transformée de Stockwell Généralisé)
PSO	Particle Swarm Optimisatipn (Optimisation d'Essaim de Particules)
TS	Transformée de Stockwell

TO	Transformée en Ondelettes
CWT	Continuous wavelet Transform (Transformée en Ondelettes Continue)
TF	Transformée de Fourier
STFT	Short Time Fourier Transform (Transformée de Fourier à Court Terme)
TFD	Transformée de Fourier Discrète
BF	Basses Fréquences
HF	Hautes Fréquences
TWV	Transformée de Wigner Ville
PWVD	Pseudo Wigner Ville
SPWVD	Pseudo Wigner Ville Lissée
DWT	Discret Wavelet Transform (Transformée on Ondelettes Discrète)
SSE	Shannon Stockwell energy
WPD	Wavelet Paquet Decomposition
RTF	Représentation Temps Fréquence
ACP	Analyse en Composante Principale
K-PPV	K-Plus Proches Voisins



# **INTRODUCTION GENERALE**

# Introduction Générale

---

---

Avec les avancées technologiques accomplies ces dernières décennies, on constate le développement et la généralisation d'équipements électriques sophistiqués fortement sensibles. Ces équipements imposent des exigences élevées en matière de qualité de l'énergie électrique utilisée. Non seulement l'énergie doit être assurée sans interruptions, mais également l'onde de la tension et celle du courant, doivent maintenir une forme sinusoïdale pure. Car elle est nécessaire pour garantir un fonctionnement correct et régulier de l'ensemble des récepteurs raccordés sur le réseau électrique.

Auparavant, la majorité des charges utilisées étaient des charges dites linéaires, charges qui absorbent un courant de forme identique à la tension. Comme par exemple: les charges résistives, les convecteurs électriques ou encore les lampes à incandescence, ce type de charges ne détérioraient pas la qualité de l'énergie électrique. Par ailleurs, avec l'augmentation de charges à caractéristiques non linéaires, telles que les variateurs de vitesse, les charges utilisant l'arc électrique, les convertisseurs de puissance et les charges domestiques munies d'alimentations à découpage ; Le signal électrique est affecté par des harmoniques qui provoquent sa distorsion, car ces charges non linéaire absorbent un courant non sinusoïdal, et génèrent des pollutions harmoniques. Les harmoniques se superposent sur les ondes des courants et des tensions du réseau électrique, créant ainsi des ondes de courants et de tensions déformées. [01] A cela s'ajoute les effets produits par les phénomènes naturels tels que la foudre et les tempêtes, ainsi que les incidents relatifs aux organes d'exploitation du réseau électrique (courts circuits, vieillissement des câbles de distribution et fausses manœuvres). Ces circonstances, engendrent des perturbations susceptibles de détériorer les performances des équipements et procédés industriels, et dégradent la qualité de l'énergie, dégradation qui cause des pertes phénoménales, à tous les niveaux de l'exploitation du réseau électrique (production, distribution et consommation).

Les perturbations qui altèrent le signal électrique, peuvent être groupées en quatre catégories selon qu'elles affectent l'amplitude, la forme de l'onde, la fréquence et la symétrie de la tension. Nous citons: les creux de tension et les coupures brèves, les houles de tension, les fluctuations de la tension et celles de la fréquence, les surtensions transitoires, les harmoniques et le déséquilibre du système triphasé.

Nous proposons dans ce travail de mémoire une partie de la solution à cette problématique. En effet, pour pouvoir assurer une qualité d'énergie adaptée au besoin des utilisateurs, il conviendrait de mettre en place des techniques d'analyse et de reconnaissance de formes, qui permettront de maintenir une surveillance permanente en temps réel, et d'identifier les différentes perturbations dans le signal électrique, avant de mettre en œuvre des solutions ou de prendre des

# Introduction Générale

---

---

décisions appropriées pour la commutation et l'entretien. Alors, nous avons choisi d'utiliser l'énergie de Shannon du spectre local, qui est issue d'une analyse multi-résolution grâce à la transformée de Stockwell, Pour détecter la signature des événements dans le signal électrique. La transformée de Stockwell est une nouvelle méthode d'analyse temps-fréquence, déduite de la transformée de Fourier à court terme et de la transformée en ondelettes. Elle est combinée avec la règle des K-Plus Proches Voisins en tant que méthode de classification.

Ce mémoire est structuré en trois chapitres :

Le premier chapitre est consacré à l'exposition de la problématique posée par la dégradation de la qualité de l'énergie électrique, cette problématique est développée en deux parties : en premier lieu, les perturbations électriques ainsi que leurs origines et conséquences matérielles sont présentées. Ensuite, un état de l'art sur les méthodes développées et employées pour identifier les défauts sur le réseau électrique est dressé.

L'objectif visé par le second chapitre est la description des plus importants outils utilisés dans le traitement des signaux, en présentant leurs propriétés principales, leurs avantages et limites. Une présentation détaillée de l'approche choisie (Transformée de Stockwell) et ses propriétés est également abordée.

Dans le troisième chapitre il sera question d'appliquer la transformée de Stockwell, pour localiser les défauts dans le signal électrique et extraire leurs caractéristiques, afin de procéder à la classification par la méthode des K-Plus Proches Voisins qui est une méthode supervisée, basée sur le calcul de distances.

Finalement, on termine avec une conclusion générale, regroupant les résultats et perspectives de ce travail.



# CHAPITRE I

## I.1 Introduction

Les systèmes d'alimentation électrique actuels sont des réseaux complexes, du fait de l'augmentation de leur taille et de leur capacité. L'énergie électrique qu'ils fournissent traverse plusieurs étapes : production, transport et distribution. La qualité de cette énergie constitue un intérêt majeur, pour tous les acteurs du domaine énergétique, qu'ils soient gestionnaires de réseaux, producteurs, fournisseurs ou consommateurs.

Dans ce chapitre nous verrons la définition ainsi que l'intérêt de la qualité de l'énergie électrique. Ensuite, nous mettrons l'accent sur les principaux types de perturbations, qui altèrent le signal électrique, ainsi que sur leurs caractéristiques, origines et conséquences. À la fin, nous dresserons un état de l'art des méthodes de reconnaissance des défauts et nous introduirons la méthode présentée dans ce travail.

## I.2 La qualité de l'énergie électrique (QEE)

### I.2.1 Définition

Le terme qualité de l'énergie électrique (*Power Quality*) est souvent employé pour exprimer la qualité de la tension, la qualité du courant, la qualité de l'alimentation d'énergie et la fiabilité du service. Cependant, la qualité de l'énergie électrique est définie comme étant une condition, qui exige le maintien de la forme de l'onde sinusoïdale, identique à la tension et au courant délivrés par la ligne de distribution, avec l'amplitude et la fréquence évaluées. Par conséquent, cette optique tend à déterminer les paramètres définissant les propriétés du produit électricité, afin de réduire son influence sur les différentes charges connectées au réseau, et de limiter l'influence de ces charges sur la qualité de l'énergie électrique. Les paramètres caractérisant la tension et le courant sont : la fréquence, l'amplitude, la forme de l'onde qui doit être sinusoïdale, ainsi que la symétrie du système triphasé, qui signifie l'égalité des modules des trois tensions et de leurs déphasages relatifs. Tout phénomène physique affectant un ou plusieurs de ces paramètres est considéré comme perturbation. [02]

### I.2.2 Intérêt de la qualité de l'énergie

La qualité de l'énergie électrique est devenue un critère considérable, pour les compagnies de production et de distribution d'électricité, les personnels de maintenance ou de gestion de sites industriels, ainsi que pour les consommateurs et les constructeurs d'équipements

électroniques. Essentiellement pour les raisons suivantes :

- **L'ouverture du marché de l'électricité**

Les règles du jeu du secteur électrique ont beaucoup évolué : ouverture à la concurrence de la production de l'électricité, production décentralisée et possibilité pour les (gros) consommateurs d'électricité de choisir leur fournisseur. Dans ce contexte de libéralisation du marché de l'énergie électrique, la recherche de la compétitivité par les compagnies d'électricité fait que, la qualité est un facteur différenciateur, sa garantie peut être pour un industriel un critère pour le choix d'un fournisseur d'énergie électrique. [03]

- **Des impératifs économiques**

Pour réaliser des gains de productivité : économies de fonctionnement et réduction des coûts d'exploitation, il faut avoir un bon fonctionnement des procédés et une bonne gestion de l'énergie, deux facteurs qui dépendent étroitement de la qualité de l'énergie électrique.

Les perturbations électriques ont des coûts très élevés, qui sont liés à la perte de continuité de services. Ces coûts doivent prendre en compte le déficit de production, les pertes de matières premières, la remise en état de l'outil de production et les retards de livraisons. En effet, l'arrêt temporaire d'un élément de la chaîne, peut provoquer l'arrêt de la production de biens (fabrication de semi-conducteurs, traitement de l'eau, imprimerie, sidérurgie, pétrochimie...) ou de services (centres de calcul, systèmes de sécurité, télécommunications...). Car les systèmes informatiques, les commandes et les contrôleurs de mouvements devenus essentiels pour la productivité, l'uniformité et la qualité optimale, exigent une énergie électrique propre et stable pour s'exécuter correctement. [03]

- **La généralisation d'équipements sensibles aux perturbations et eux-mêmes générateurs de perturbations**

Du fait de leurs avantages multiples (souplesse de fonctionnement, excellent rendement, performances élevées...), on constate la généralisation d'automates programmables, de variateurs de vitesse dans l'industrie, de systèmes informatiques dédiés, d'équipements électroménagers et d'éclairages fluo-compact dans le tertiaire et le domestique. Ces équipements ont la particularité d'être à la fois sensibles aux perturbations de la tension et générateurs de perturbations. Leur accroissement au sein d'un même réseau, exige une alimentation électrique de plus en plus performante, en termes de continuité et de qualité. En conséquence, les travaux de la CEI sur la

compatibilité électromagnétique (CEM) conduisent à des normes et recommandations de plus en plus contraignantes, visant la limitation des niveaux d'émission des perturbations. [03]

## I.3 Les défauts présents sur le réseau électrique

### I.3.1 Définition d'une perturbation (défaut)

La perturbation peut être définie comme ensemble de phénomènes internes ou externes au réseau électrique, susceptible de modifier d'une manière transitoire ou permanente l'amplitude, la fréquence ou la forme des ondes électriques (courant et tension). [04]

Ces perturbations peuvent être classées selon leur durée de présence en :

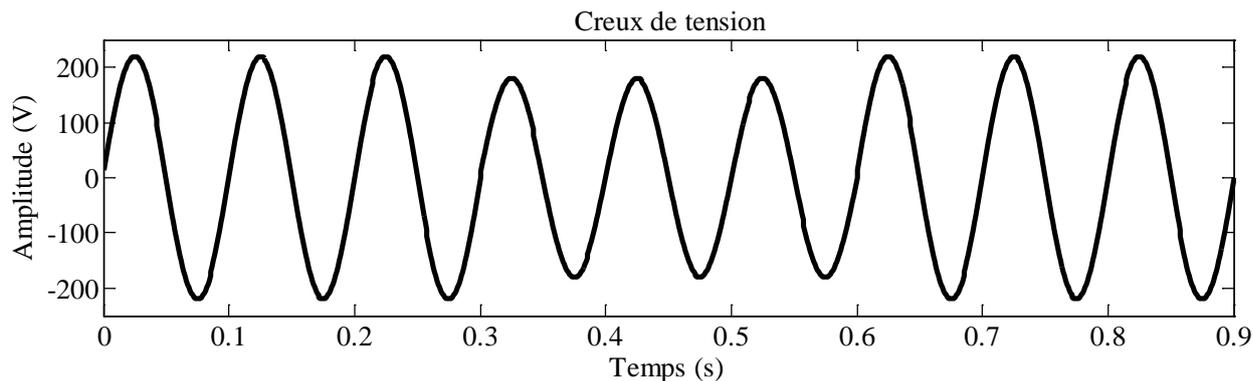
1. Perturbations transitoires, ayant une durée de moins d'une demi-période (10 ms). Elles ont pour principale origine la foudre et les manœuvres d'ouverture et de fermeture de batteries de condensateurs.
2. Perturbations de courte durée, qui sont les creux de tension, les coupures brèves et les houles de tension. Elles se caractérisent par des variations importantes de l'amplitude de la tension, et peuvent durer, de quelques secondes jusqu'à quelque dizaines de secondes (une minute).
3. Perturbations permanentes : dans cette catégorie on retrouve les harmoniques, le déséquilibre et les fluctuations de tension et de fréquence. Elles sont généralement provoquées par la présence de charges non linéaires et fluctuantes au sein du réseau électrique. [05]

### I.3.2 Types de défauts électriques et leurs origines

Les défauts qui peuvent altérer le signal électrique sont brièvement décrits ci-dessous :

#### I.3.2.1 Creux de tension

**Description :** Un creux de tension est une baisse soudaine de la tension en un point du réseau électrique, à une valeur comprise entre 90 % et 10 % de la tension de référence, suivie de son rétablissement après un laps de temps, compris entre la demi-période fondamentale du réseau 10 ms à 50 Hz et une minute. Les creux de tension sont les perturbations électriques les plus pénalisantes du fait de leur fréquence et de la sensibilité de nombreux appareillages présents dans les réseaux industriels. [05]

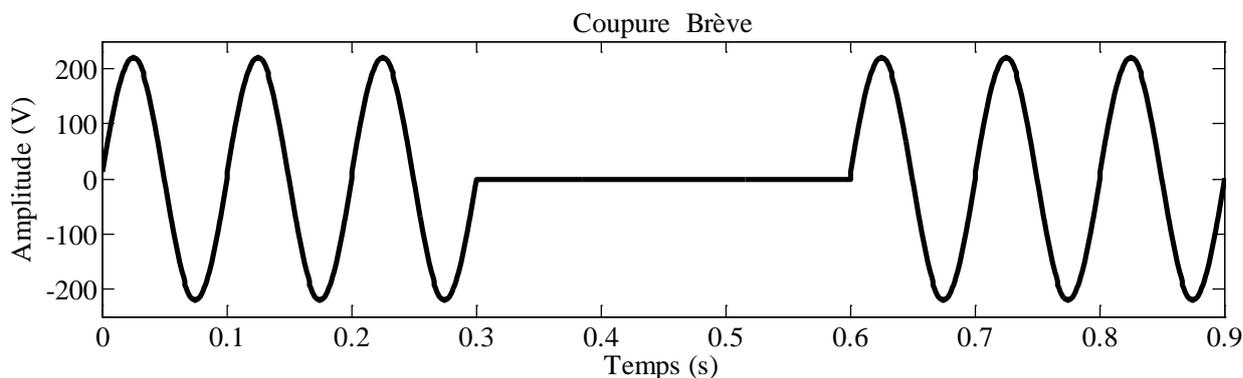


**Figure 1.1 : Exemple de Creux de tension**

**Causes :** Les creux de tension ont pour principale origine : les courts circuits affectant le réseau électrique ou les installations raccordées, et le démarrage de moteurs électriques à forte puissance. Car, le courant des moteurs atteint au moment de leur démarrage 5 à 6 fois la valeur nominale, et diminue progressivement lorsque la machine se rapproche de sa vitesse nominale. Cette surintensité produit une chute de tension qui se rétablit après la diminution du courant. Les creux de tension peuvent également être engendrés par la saturation des transformateurs ou par des modifications dans la structure du réseau. [05]

### I.3.2.2 Coupure de tension

**Description :** La coupure de tension est un cas particulier de la chute de tension avec une profondeur supérieure à 90 %. Les coupures brèves sont de durée inférieure à une minute, elles sont notamment occasionnées par les réenclenchements automatiques lents, destinés à éviter les coupures longues de durée supérieur. [04]

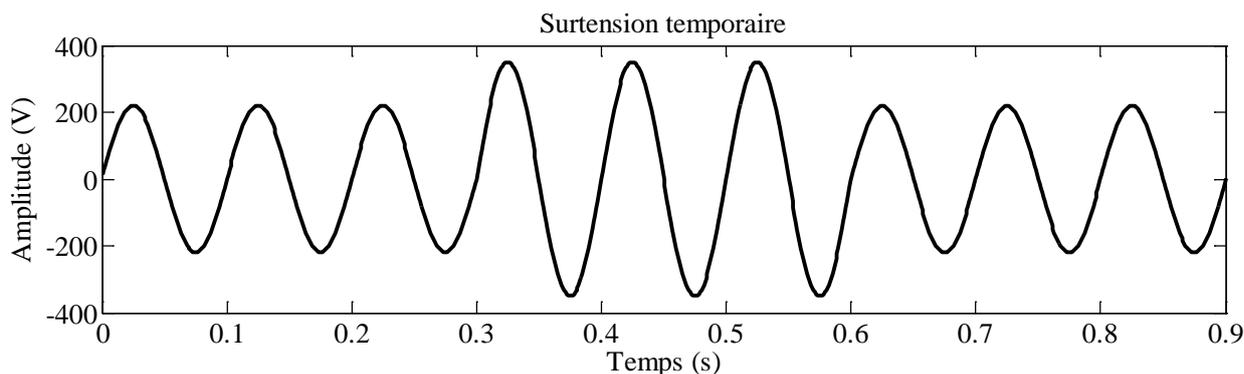


**Figure 1.2 : Exemple de Coupure de tension**

**Causes :** Les coupures brèves sont dues à l'action des dispositifs de protection des réseaux (disjoncteurs, fusibles) en vue d'éliminer les défauts. [06] Toutefois, les courts circuits restent la principale cause de coupures brèves. Les courts circuits peuvent affecter une, deux ou trois des phases et peuvent engendrer des déphasages supplémentaires entre elles. [05]

### I.3.2.3 Houle de tension

**Description :** Les houles de tension appelées aussi Surtensions temporaires, sont des montées subites de la valeur efficace de la tension à plus de 110% de la tension nominale, qui se rétablit après une courte durée. Elles comprennent des durées entre 8 millisecondes et une minute, et sont moins fréquentes que les creux de tension. [06]



**Figure 1.3 : Exemple de Surtension temporaire**

**Causes :** La houle de tension peut être provoquée par le déclenchement ou l'arrêt de grandes charges, ou par les phénomènes de résonance et de ferrorésonance qui se produisent dans un circuit comportant un condensateur et une inductance saturable. Elle peut être aussi causée par des défauts qui affectent les phases saines lors de courts circuits monophasés à la terre. [06]

### I.3.2.4 Surtension transitoire

**Description :** La surtension transitoire est une variation très rapide de l'amplitude de la tension, qui dure typiquement moins d'un demi-cycle (plusieurs millisecondes), elle présente dans les cas les plus rapides, un temps de montée de l'ordre de la microseconde. Les surtensions transitoires peuvent endommager les isolants de l'appareillage ou des composants électroniques.

**Causes :** Elles sont dues principalement aux coups de foudre directs (qui tombent sur une ligne ou une structure) et indirectes (qui tombent sur la terre et augmentent son potentiel). [06]

### I.3.2.5 Surtension oscillante

**Description :** La surtension oscillante est une perturbation instantanée qui peut durer entre 5 $\mu$ s à 50ms, ce changement de tension pendant des occurrences passagères, peut être positif ou négatif dans la polarité. C'est une onde oscillatoire amortie superposée à l'onde fondamentale,

elle présente une fréquence généralement comprise entre 100 Hz et 9 kHz, son amplitude peut atteindre jusqu'à 150% de la valeur nominale de la tension. [06] [07]

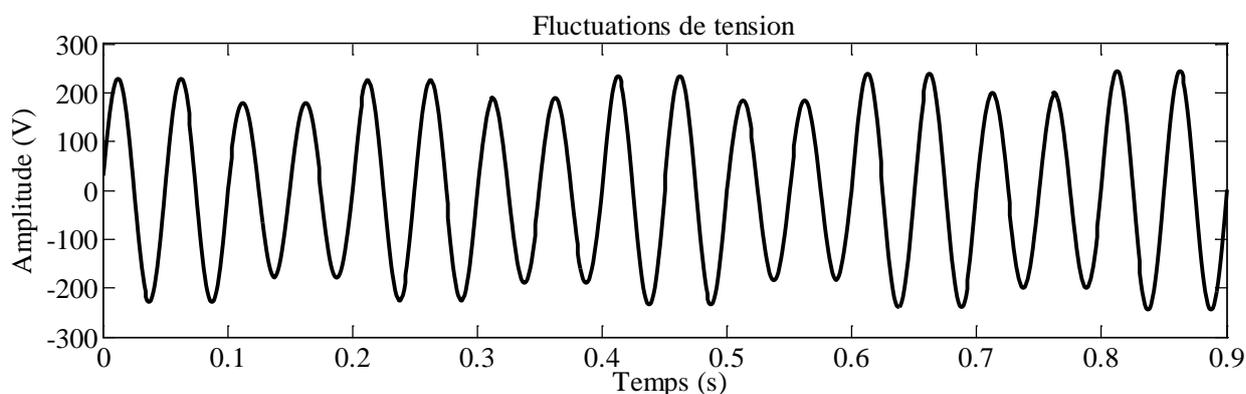
**Causes :** En général, elle est causée par des manœuvres sur les lignes et les équipements du réseau, [06] notamment les commutations de batteries de condensateurs et la fermeture de disjoncteurs. [07]

### I.3.2.6 Fluctuations de tension

**Description :** Les fluctuations de tension sont des variations de la valeur crête de l'amplitude, inférieure à 10 % de la tension nominale. Ces fluctuations sont une suite de variations cycliques ou aléatoires de l'enveloppe de l'onde de tension, caractérisées par l'amplitude et la fréquence d'apparition. [03]

Ces variations de tension se manifestent sous deux formes principales :

- Les variations lentes de tension, se produisant à des intervalles de temps supérieurs à quelques secondes.
- Les variations rapides de tension qui sont particulièrement ressenties sur le flux lumineux des lampes, car elles provoquent un papillotement de la lumière et des écrans, connu aussi sous le nom de flicker et qui est fort désagréable pour la vision. [05]

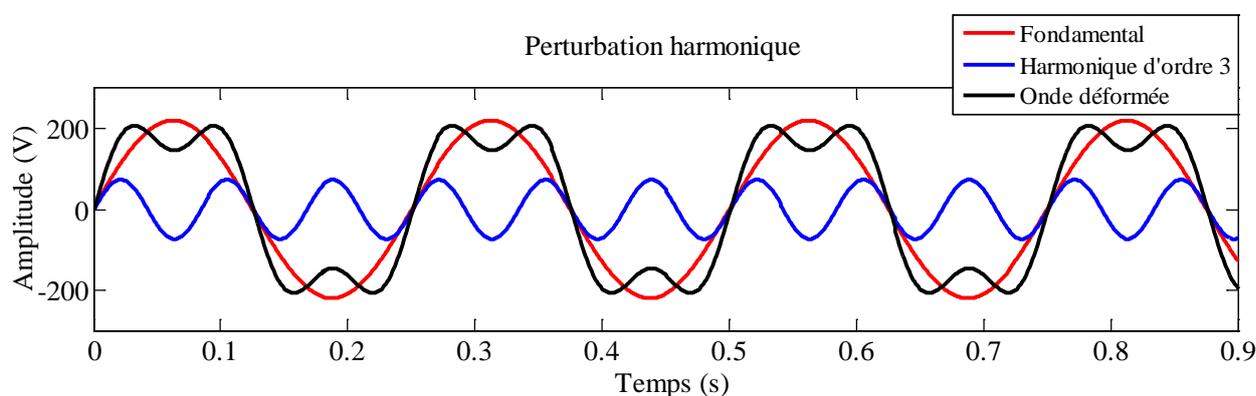


**Figure 1.4 : Exemple de fluctuations de tension**

**Causes :** La plupart du temps, les fluctuations de tension résultent de la mise en service ou hors service d'appareils électriques, elles peuvent être aussi provoquées par des installations dont la puissance absorbée varie de manière rapide telles que les machines à souder, les fours à arc, les éoliennes, les moteurs à couples pulsatoires ou à démarrages fréquents, etc. [08]

### I.3.2.7 Harmoniques

**Description :** La pollution harmonique est une perturbation permanente, qui provoque une distorsion de l'onde de la tension. Elle résulte de la superposition, d'ondes sinusoïdales mais de fréquence égale au multiple entier de la fréquence fondamentale. Les harmoniques les plus importants étant les harmoniques de rangs 5, 7, et 11. Nous pouvons également observer des sous-harmoniques ou des inter-harmoniques à des fréquences non multiples de la fréquence fondamentale. [08] La figure suivante montre la superposition de l'harmonique d'ordre 3 sur une tension fondamentale de fréquence 50 Hz.



**Figure 1.5 : Exemple de distorsion Harmoniques**

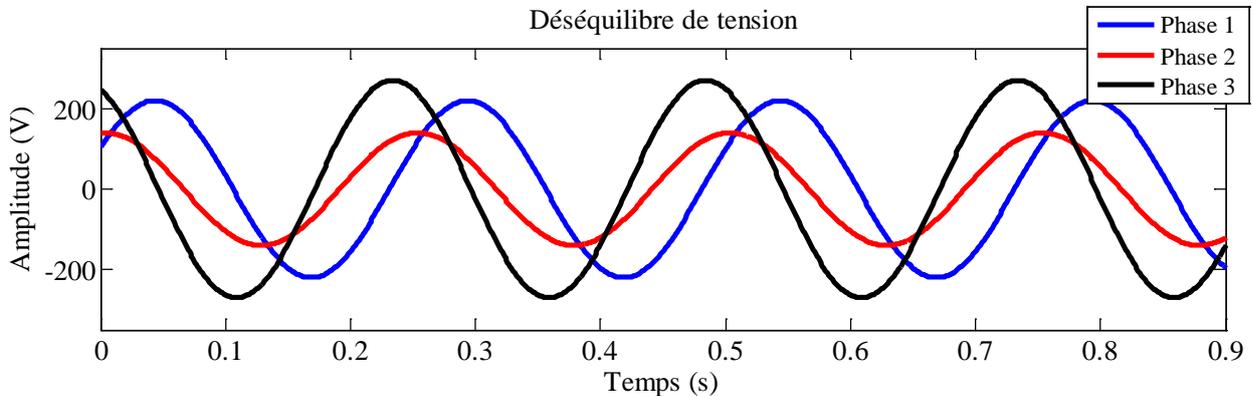
**Causes :** La pollution harmonique provient essentiellement de charges non linéaires, dont la caractéristique est d'absorber des courants non sinusoïdaux riches en composantes harmoniques, qui circulent à travers les impédances du réseau et créent des tensions harmoniques selon  $U = Z \cdot I$ , ces tensions harmoniques peuvent perturber le fonctionnement des autres charges raccordés à la même source.

Les principales sources d'harmoniques sont les charges industrielles et les équipements électroniques munis de convertisseurs statiques ou d'alimentation à découpage : téléviseurs, ordinateurs, imprimantes, photocopieuses, gradateurs de lumière et lampes fluorescentes. De puissance unitaire bien plus faible que les charges industrielles, leur effet cumulé du fait de leur grand nombre et de leur utilisation simultanée sur de longues périodes, en font des sources de distorsion harmonique importantes. À noter que l'utilisation de ce type d'appareils croît en nombre, et parfois en puissance unitaire. [03]

### I.3.2.8 Déséquilibre de tension

**Description :** Trois grandeurs de même nature et de même pulsation forment un système triphasé équilibré, lorsqu'elles ont la même amplitude et lorsqu'elles sont déphasées de  $120^\circ$ .

Si les grandeurs ne vérifient pas ces conditions, on dit que le système triphasé est déséquilibré (voire la figure 1.6). Alors, on parle d'un déséquilibre d'amplitude lorsque les trois tensions n'ont pas la même valeur efficace, et d'un déséquilibre de phase lorsque le déphasage entre les trois phases successives n'est pas de  $120^\circ$ . [05]

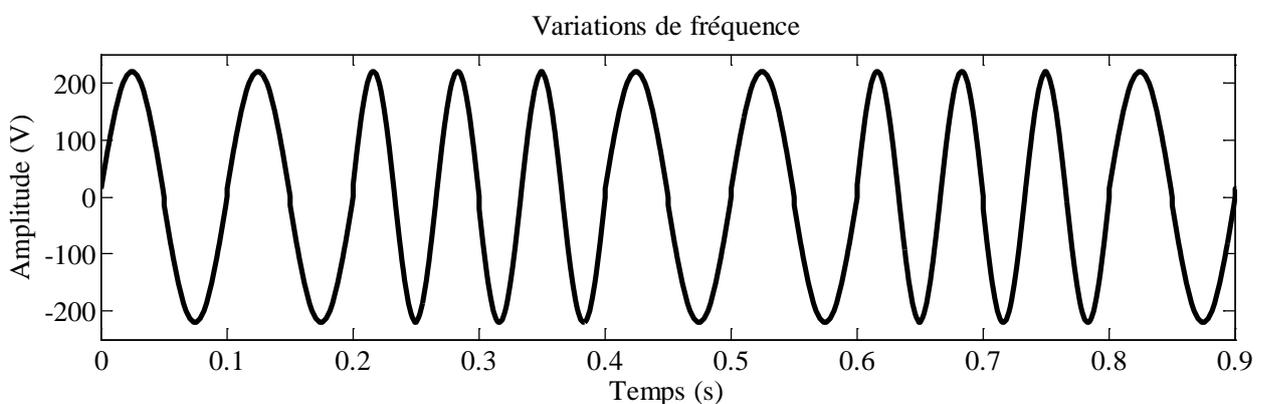


**Figure 1.6 : Exemple de Déséquilibre des tensions triphasées**

**Causes :** Le déséquilibre du système triphasé est dû à des grandes charges monophasées, elles engendrent l'inégalité des puissances appelées sur chaque phase, qui se traduira par l'inégalité des amplitudes des tensions et l'apparition de déphasages. [05] Il peut également être causé par des charges triphasées, car un réseau électrique équilibré alimentant un récepteur électrique triphasé non équilibré, conduit à des déséquilibres de tension dus à la circulation de courants non équilibrés dans les impédances du réseau. [08]

### I.3.2.9 Variations de fréquence

La fréquence nominale de la tension alternative fournie par le réseau est de 50 ou 60 Hz. Les variations de fréquence sont très faibles en régime normal de fonctionnement (moins de 1 %), et ne causent généralement pas de préjudice aux équipements électriques.



**Figure 1.7 : Exemple de variations de fréquence**

Au niveau des réseaux de distribution ou de transport, la variation de la fréquence est très rare, elle n'est présente que lors de circonstances exceptionnelles, comme dans le cas de certains défauts graves qui se produisent sur le réseau. La situation peut être différente dans un petit réseau isolé, c'est le cas d'un réseau alimenté par une source thermique autonome et d'un réseau sur groupe électrogène, où les fluctuations de fréquence sont souvent observées. [08]

### I.3.3 Effets de la dégradation de la qualité de l'énergie

Les conséquences de la détérioration de la qualité de l'énergie sont multiples, on cite :

- Le dysfonctionnement ou l'arrêt de récepteurs prioritaires, qui peut mettre en cause la vie de personnes (hôpitaux, balisage des aéroports, locaux recevant du public et immeubles de grande hauteur...).
- Interférences de télécommunication qui est dû aux harmoniques.
- Échauffement supplémentaire des composants électroniques (transformateurs, condensateurs et semi-conducteurs...) qui conduit au vieillissement prématuré des équipements. [03]
- Arrêt d'équipements informatiques s'ils ne sont pas préparés pour cette situation et perte de données informatiques.
- Interruption des systèmes de contrôle sur microprocesseur qui peut mener à l'arrêt de processus, voir même leur destruction. [09]
- Erreurs dans les appareils de mesure, certains appareils de mesure et les compteurs d'énergie à induction présentent des dégradations de mesure et des erreurs de lecture supplémentaires en présence d'harmoniques. [08]

## I.4 Identification des perturbations

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le contexte de la reconnaissance de formes en général, et plus particulièrement de la reconnaissance automatique de défauts sur un réseau électrique. La reconnaissance automatique de défauts est définie comme étant un ensemble de méthodes visant à identifier les perturbations qui altèrent le signal électrique, à partir de paramètres caractéristiques extraits du signal altéré lui-même, en utilisant des méthodes de classification. La classification est considéré être un sous-domaine de la reconnaissance de forme, c'est un domaine d'application et de recherche où des automates, souvent des programmes informatiques, ont à prendre des décisions quant à l'appartenance d'un objet à une classe, dans notre cas les objets à classer sont les perturbations électriques. Il peut s'agir aussi de contenu visuel

(visage, empreinte digitale...) ou sonore (reconnaissance de parole), d'images médicales ou multi-spectrales (images satellitaires) et de chiffres ou de texte manuscrites.

L'identification et la classification des perturbations dans le réseau électrique est un domaine de recherche très actif. Depuis quelques années, beaucoup de chercheurs se sont investis dans ce domaine en faisant appel à des outils de reconnaissance de forme (traitement du signal, intelligence artificielle, ...).

### I.4.1 Etat de l'art

Plusieurs auteurs ont présenté différentes méthodes :

Min Wang, Piotr Ochenkowski et Alexander Mamishev [10-2001], ont proposé une méthode basée sur l'analyse non linéaire discriminante de Fisher (KFD) et le calcul de la fonction d'ambiguïté du plan temps-fréquence, pour extraire les événements qui mènent à la dégradation de la qualité de l'énergie, le réseau de neurones à "propagation avant" est choisi comme classifieur. Les résultats de simulation confirment la praticabilité de l'algorithme proposé, il a montré une bonne classification sur six catégories de signaux simulés de défauts.

Ameen M. Gargoom et autres [11-2007], ont employé la transformée de Hilbert et la transformée de Clarke, en tant que techniques d'extraction de perturbations, ces deux transformées sont combinées avec la méthode des k plus proche voisins (KNN) comme classifieur. La méthode des kNN-DHT a été développée pour une analyse monophasée des systèmes d'alimentation, et la méthode des kNN-CT offre une alternative en traitant tous les signaux triphasés du système d'alimentation simultanément. En employant la CT, le système triphasé peut être transformé en système biphasé équivalent. L'avantage de cette approche est sa simplicité, tandis qu'elle peut offrir une durée de transformation plus rapide, que les techniques précédentes en analysant chacune des trois phases du système séparément.

Haibo He et son équipe [12-2009], ont adopté une méthode basée sur la différence d'énergie de l'analyse Multi-résolution (EDMRA) pour classifier les perturbations. À chaque niveau de décomposition, l'énergie qui est égale à la somme de la valeur carrée des coefficients d'ondelettes est calculée, pour construire le vecteur de caractéristique. Le choix des niveaux de décomposition des ondelettes est important pour la méthode EDMRA, puisqu'il influence la qualité du signal reconstruit. Deux types de bruit, à savoir, le bruit blanc gaussien et le bruit du spectre limité par bande sont considérés, pour montrer l'efficacité de la méthode proposée dans un environnement

broyant. La méthode EDMRA est extensible, elle peut être réalisée en utilisant des ondelettes avec la longueur la plus courte, telle que Harr, Db2, Sym2 ou coiffe 1.

D'autres [13-2012], ont proposé une technique qui a pour principe l'analyse multi-résolution de la transformée en ondelettes discrète (DWT), elle est utilisée sur les signaux tordus pour extraire les perturbations de l'énergie à différents niveaux de résolution. Pour identifier les différentes perturbations de l'énergie, le signal altéré est décomposé en différents niveaux de résolution, ensuite l'énergie du détail  $E_i$  est calculée à chaque niveau de décomposition ( $i$ ), en additionnant la valeur absolue au carré des coefficients du détail. Finalement, la différence d'énergie ED est calculée en faisant soustraire l'énergie du signal de référence  $E_{\text{réf}}$  (signal sinusoïdal pur) de l'énergie du détail  $E_i$ , on obtient alors le vecteur de caractéristique pour procéder à la classification. Alors le réseau de neurone probabiliste (PNN), est appliqué pour classifier les différentes perturbations.

Sharmistha sarkar a employé une technique hybride, en utilisant la transformée en ondelettes et la logique floue [07-2014]. L'algorithme de décomposition de la transformée en ondelettes est utilisé pour la détection précise de perturbations ; Lorsque les perturbations de l'énergie sont altérées avec le bruit, la détection devient difficile et les vecteurs de caractéristiques à extraire contiendront un pourcentage élevé de bruit qui peut dégrader l'exactitude de la classification. Par conséquent elle a proposé une technique pour éliminer le bruit, qui est basée sur la transformée en ondelettes, car la TO permet un excellent dé-bruitage de signaux.

Deux perturbations très distinctes, communes à tous les réseaux électriques que constituent les ruptures de l'onde de tension et les harmoniques, dont les caractéristiques sont extraites en utilisant la transformée par ondelettes discrète, puis utilisées comme entrées au système expert brouillé. Le système expert brouillé non seulement classifie les perturbations, mais également indique si la perturbation est pure ou contient des harmoniques. Un système de détection de perturbation basé sur le réseau de neurones est également présenté, mettant en application le réseau de neurones à propagation avant (perceptrons multicouches).

Visant l'identification automatique des perturbations de l'énergie électrique, les auteurs de la référence [14-2015], ont proposé une méthode d'identification basée sur l'entropie de paquets d'ondelettes (WPE) et la TS inachevée modifiée (MIST). En combinant l'entropie singulière de paquets d'ondelettes, l'entropie d'énergie et la MIST. Un vecteur de treize éléments de différentes perturbations comprenant des perturbations simples et des perturbations combinées est extrait. Puis, un arbre de décision ordonné est conçu pour identifier ces dernières. La méthode proposée

est examinée et évaluée en utilisant un grand nombre de perturbations simulées et quelques signaux réels, qui incluent le fléchissement de tension, la bosse, l'interruption, les harmoniques, la fluctuation de tension et leurs combinaisons.

Les résultats expérimentaux prouvent que la méthode proposée peut effectivement identifier les perturbations simples et combinées de la tension électrique.

Nantian Huang et d'autres propose une analyse Multi-résolution basée sur la transformée de Stockwell généralisée (MGST) [15-2015], qui est une transformée en ondelettes modifiée, comme approche pour améliorer la capacité d'analyse et de surveillance de la qualité de l'énergie dans un microgrid. L'information spectrale localisée de la transformée de Stockwell peut être employée pour exécuter l'analyse temps-fréquence avec une très bonne résolution temporelle. La « correction de phase » de la transformée en ondelettes met absolument en référence la phase à l'origine du temps, de ce fait les crêtes d'amplitude sont des régions de phase stationnaires.

Premièrement, les caractéristiques de la distribution temps-fréquence de différents types de perturbations sont analysées. Le domaine fréquentiel est segmenté en trois secteurs de fréquence. Après quoi, le facteur de la largeur de la fenêtre est placé dans différents secteurs de fréquence, qui permet à la TS d'avoir une résolution variable en temps et en fréquence, et peut répondre aux exigences d'identification de différentes perturbations dans chaque secteur de fréquence. Puis, un classifieur basé sur les règles d'arbre de décision est conçu. En outre, l'optimisation d'essaim particulière (PSO) est appliquée pour extraire les caractéristiques. Les expériences de simulation prouvent que la nouvelle approche a une meilleure exactitude et immunité contre les bruits.

## I.4.2 Méthode envisagée

La transformée de Stockwell (ST) a été développée en 1996 pour analyser des données de géophysique. Depuis, elle a connu un grand essor dans le traitement de signaux non stationnaires, et a vu plusieurs applications intéressantes (technologie médicale, étude des ondes physiques : acoustique ou sismique) et notamment l'identification de perturbations dans le système d'alimentation.

La TS est une forme généralisée de la transformée de Fourier à court terme, quoique l'amplitude et la largeur de la fenêtre d'analyse sont fonction de la fréquence comme dans la transformée en ondelettes. Les inconvénients de la transformée en ondelette peuvent être surmontés, car elle produit des mesures de phase globalement référencées et fournit des informations utiles concernant le spectre, qu'on ne retrouve pas dans la transformée en ondelettes. La TS localise le spectre de

phase aussi bien que le spectre d'amplitude et élimine le problème des termes croisés. Elle s'est révélée utile dans plusieurs applications d'imagerie médicale, son utilisation a été limitée en raison d'exigences de calcul élevé de la forme continue initiale. Le lien direct entre la transformée de Fourier et la transformée de Stockwell est une propriété très intéressante de cette dernière. Cela facilite son implémentation, en profitant de la rapidité de l'algorithme de Fourier, qui réduit le temps et les ressources informatiques. Alors un algorithme de la transformée de Stockwell discrète rapide est développé en 2010, il est à la disposition de la communauté scientifique de recherche sous un permis de source ouverte.

## **I.5 Conclusion**

Les défauts sur le réseau électrique et les problèmes résultant, sont la conséquence de l'utilisation croissante de dispositifs à semi-conducteurs non linéaires et des autres équipements à base d'électronique de puissance. Ce type de charges causent la déformation de la tension, et génèrent des courants harmoniques à forte intensité, qui peuvent avoir comme conséquence le dysfonctionnement, voire même engendrer la destruction du matériel électronique sophistiqué.

Dans ce chapitre une étude bibliographique a permis de faire le point sur les différentes perturbations qui altèrent l'onde de tension, en décrivant brièvement les caractéristiques et les causes de chacune.

Le prochain chapitre est consacré à l'étude des outils de traitements du signal, les propriétés des différentes distributions temps fréquence / temps échelle seront présentées.



# CHAPITRE II

## II.1 Introduction

Le traitement de signal est la discipline qui développe et étudie les méthodes et techniques de traitement, d'analyse et d'interprétation des signaux. Ces signaux peuvent provenir de sources très diverses, mais la plupart sont des signaux électriques ou devenues électriques à l'aide de capteurs. Les signaux ainsi obtenus sont traités de manière analogique, à l'aide de circuits et composants électroniques, ou bien de manière numérique avec des programmes exécutés sur ordinateur. L'un des premiers principes du traitement de signal, est la représentation du signal dans une base de fonctions sinusoïdales (domaine fréquentiel), pour une meilleure extraction et interprétation de ses propriétés ; mais l'analyse fréquentielle des signaux, présente l'inconvénient de ne pas montrer l'évolution du contenu fréquentiel du signal au cours du temps, puisque l'information temporelle disparaît totalement. C'est pourquoi, de nouvelles approches de représentations temps-fréquence des signaux ont été proposées.

Les transformations temps-fréquence ont connu un formidable essor ces trente dernières années, avec l'évolution très rapide de l'algorithmique et de la capacité de calcul des ordinateurs, qui a permis de mettre en application les modèles numériques de ces transformées. Ces représentations sont adaptées à l'analyse de signaux non stationnaires, qui présentent un contenu fréquentiel variable dans le temps. Elles fournissent une représentation conjointe en temps et en fréquence, contrairement à la transformée de Fourier qui représente sous forme uniquement fréquentielle l'information contenue dans un signal temporel. [16]

Il est difficile de faire une bibliographie complète de toutes les méthodes d'analyse temps-fréquence existantes dans le domaine du traitement de signal. Afin de comprendre la valeur ajoutée par la transformée de Stockwell dans le contexte plus précis de notre problème d'identification de défauts, nous avons présenté des rappels sur quelques représentations temps-fréquence, ensuite nous les avons testé sur un exemple simulé de perturbations électriques, pour montrer les avantages et limites de chacune. Les méthodes présentées sont :

La Transformée de Fourier (TF), qui est utilisée lorsque l'information est celée dans le spectre fréquentiel du signal, la Transformée de Fourier à fenêtre glissante (*STFT : Short Time Fourier Transform*) et la distribution de Wigner Ville qui est une représentation quadratique (bilinéaire). La méthode des ondelettes, qui propose une alternative à la STFT, le signal temporel est traité à l'aide de deux filtres : l'un de type passe-haut et l'autre de type passe-bas. En terminant avec la transformée de Stockwell, qui est une nouvelle méthode de représentation temps-fréquence, adaptée pour l'analyse de signaux non stationnaires.

## II.2 La Transformée de Fourier (TF)

La transformée de Fourier doit son nom au mathématicien français J. Fourier (1768-1830). C'est la plus importante des transformations utilisées par la communauté scientifique du traitement de signal. Son importance est due, non seulement au rôle qu'elle joue pour le traitement digital des signaux, mais aussi à la possibilité de pouvoir l'utiliser dans plusieurs domaines scientifiques. Elle définit une série d'opérations mathématiques, qui permet d'associer à un signal, une série de sinusoides de fréquences, d'amplitudes et de phases déterminées. Elle permet donc de passer de la représentation temporelle à la représentation fréquentielle. [17]

Le spectre  $X(f)$  d'un signal temporel  $x(t)$  est donné par la relation :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.1)$$

De même, si en veut retrouver  $x(t)$  à partir de  $X(f)$ , il faut avoir le spectre pour toutes les fréquences jusqu'à l'infini :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{j2\pi ft} df \quad (2.2)$$

La transformée de Fourier Discrète (TFD) pour une série temporelle  $x(t)$  de  $N$  points, et d'une période d'échantillonnage  $T_e$  est donnée par :

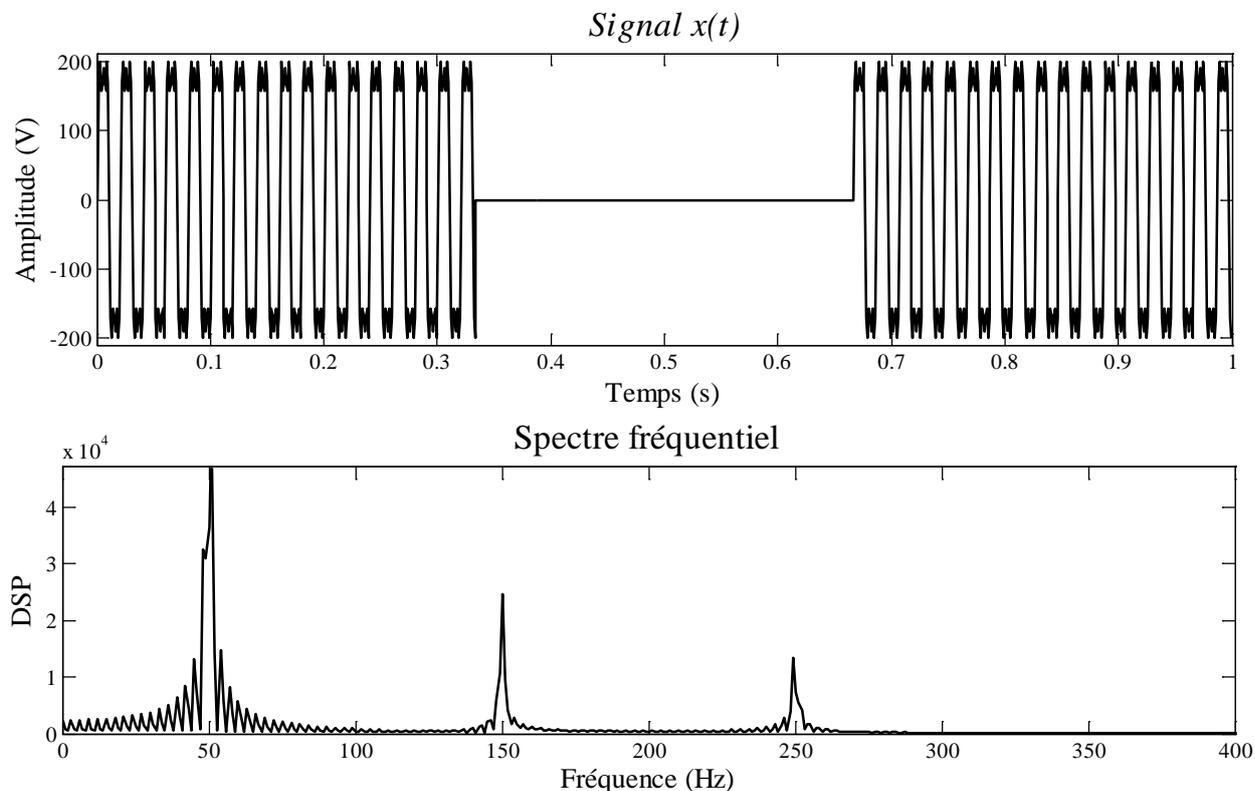
$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(nT_e) e^{-j2\pi kn/L} \quad (2.3)$$

Sa relation inverse est donnée par :

$$x(nT_e) = \sum_{k=0}^{N-1} X(k) e^{j2\pi kn/L} \quad (2.4)$$

La Transformée de Fourier, est un outil fondamental en traitement de signal reposant sur la représentation fréquentielle. Elle permet d'avoir des informations auxquelles nous n'avons pas accès temporellement, et fournit une bonne description pour les signaux stationnaires où chaque composante de fréquence existe à tout instant. Cependant, elle atteint vite ses limites lorsque, le signal à analyser n'est pas stationnaire. Dans la pratique, la plupart des signaux sont des signaux dépendant du temps et l'information la plus pertinente est cachée dans le spectre fréquentiel du signal. La représentation du signal par la transformée de Fourier est une représentation temps-amplitude. Le spectre en fréquences obtenu contient les fréquences existantes dans le signal analysé, mais toutes informations sur le séquençement des événements sont perdues, c'est-à-dire qu'on ne sait plus à quel instant apparait telle ou telle fréquence. [17]

On considère un signal non stationnaire  $x(t)$ , constitué de trois sinusoïdes, sa fréquence fondamentale est égale à 50Hz, il est altéré avec des harmoniques de rang 3 ( $f = 150\text{Hz}$ ) et de rang 5 ( $f = 250\text{Hz}$ ), et une coupure de tension au milieu. Ensuite nous avons représenté sa transformée de Fourier :



**Figure 2.1 : Signal non stationnaire et sa transformée de Fourier**

On constate que le spectre  $X(f)$  contient effectivement les trois fréquences existantes dans le signal  $x(t)$ , mais il ne donne aucune information sur la présence de la coupure de tension, ni sur l'instant où celle-ci apparaît. Cette limitation est problématique pour l'étude de signaux dont le contenu fréquentiel change au cours du temps.

Vu que la transformée de Fourier ne permet pas la localisation temporelle des composantes transitoires d'un signal, il est naturel de s'orienter vers un schéma d'analyse temps-fréquence, l'idée d'un plan temps-fréquence où des modulations de fréquences seraient exprimées, et où le temps deviendrait un paramètre complémentaire de la fréquence, a ainsi été proposé. La solution la plus simple qui a été préconisée est celle, d'effectuer une analyse de Fourier non pas sur la totalité du signal mais sur une portion du signal ; Le principe est de parcourir le signal temporel étudié avec une fenêtre de temps, que l'on fait glisser sur la totalité du signal, l'emplacement de la fenêtre sur le signal nous donne l'information temporelle qui manquait à la transformée de Fourier. Cette fenêtre (de durée finie) permet de sélectionner une partie du signal sur laquelle on calcule

un spectre. Une fois le premier spectre calculé, on fait glisser la fenêtre et on calcule les spectres suivants jusqu'à avoir balayé toutes les données du signal. Finalement, la juxtaposition des différents spectres calculés permet d'obtenir l'évolution spectrale du signal analysé au cours du temps. C'est la Transformée de Fourier à Court Terme introduite dès 1945 par Gabor. [18]

### II.3 La Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT)

Appelée aussi Transformé de Fourier à fenêtre Glissante (TFFG), elle est définie comme étant le résultat de la multiplication répétée de la série temporelle  $x(t)$ , par une fenêtre courte localisée dans le temps. L'idée de base est de décomposer le signal en segments temporels suffisamment petits, pour que l'on puisse supposer, que le signal est stationnaire par morceau, et d'appliquer sur chaque segment la transformée de Fourier, permettant ainsi une détermination des propriétés fréquentielles du signal en obtenant le spectre local. [16] Que le signal étudié soit continu ou discret, cette transformation dépend de la fenêtre employée. Le choix de la fenêtre d'analyse (type et largeur), est très important et dépend des caractéristiques attendues du signal à analyser. En ce qui concerne le type de fenêtre utilisée, nous pouvons citer la fenêtre de Gauss, de Hamming ou encore celle de Blackman. [18]

La TFCT d'un signal  $x(t)$  est donnée par la relation suivante :

$$X(f, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot w(t - \tau) e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.5)$$

Cette équation montre que la TFCT n'est que la transformation de Fourier d'un signal  $x(t)$  pondérée par une fenêtre  $w(t)$ , précisément la fenêtre d'analyse est réelle et paire, la TFCT n'est donc que la transformation de Fourier du segment du signal centré à l'instant  $t$ .

$X(f, \tau)$  correspond au spectre du signal  $x(t)$  autour de  $\tau$ .

$\tau$  représente le paramètre de localisation de la fenêtre  $w(t)$ .

$W(t)$  est la fonction qui définit la fenêtre d'analyse sur un certain intervalle. L'action de cette fenêtre est de localiser en temps le spectre local résultant. Cette fenêtre de localisation est ensuite décalée dans le temps pour produire le spectre local pour toute la durée de l'existence de  $x(t)$ .

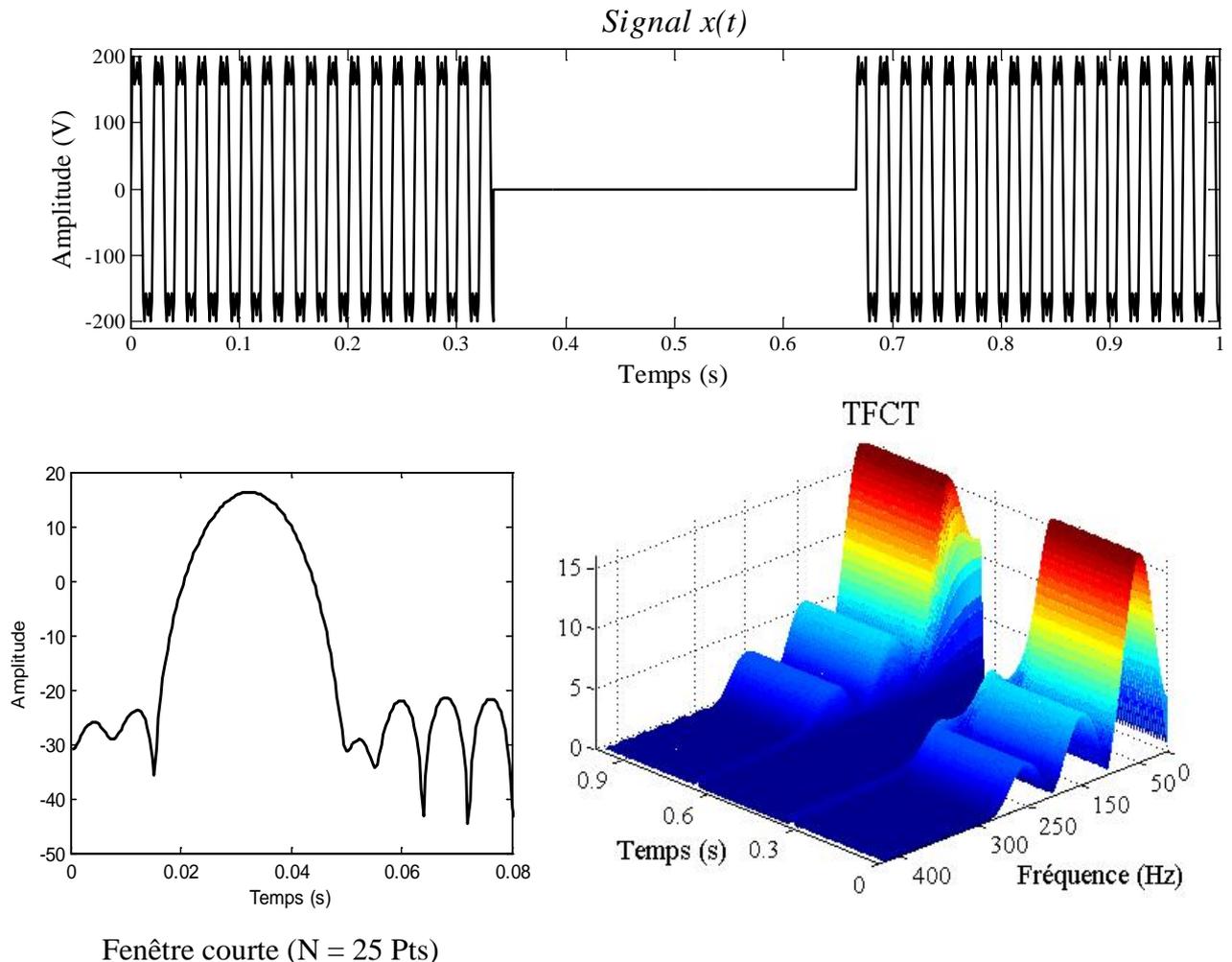
La transformée inverse de la TFCT est donnée par :

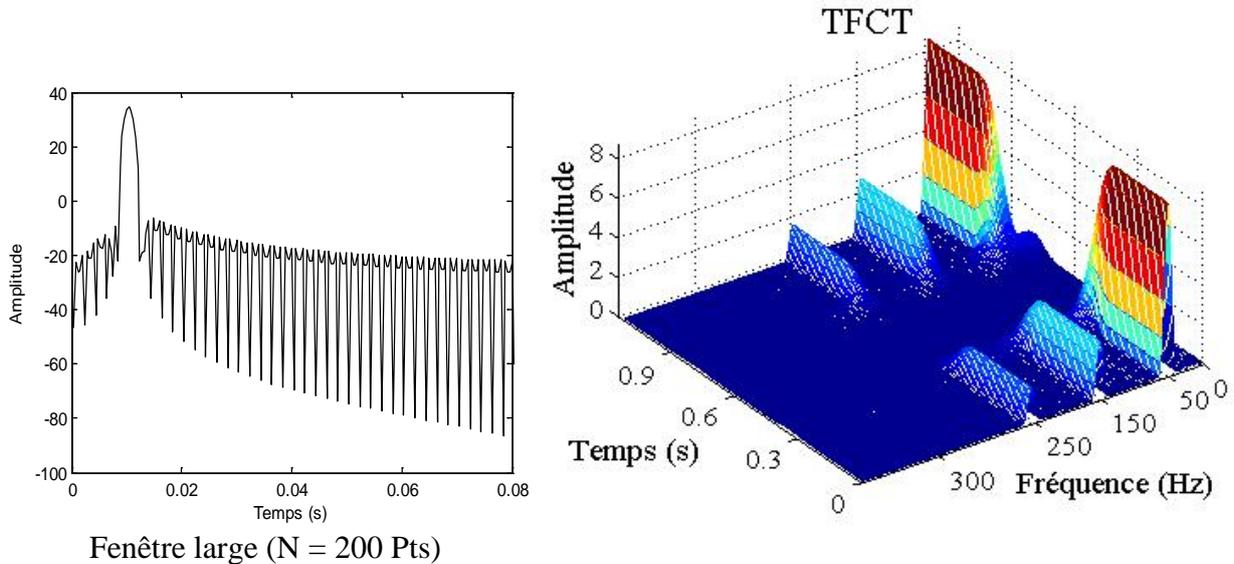
$$x(t) = \iint X(f, \tau) w(t - \tau) e^{j2\pi ft} df d\tau \quad (2.6)$$

L'inconvénient majeur de la transformée de Fourier à court terme est que la largeur de la fenêtre est fixe durant toute l'analyse, ce qui impose d'observer les composantes lentes (basses fréquences) et les composantes rapides (hautes fréquences) avec la même résolution. En d'autres termes, on ne peut pas connaître les fréquences existantes à des instants précis. Ce qu'on peut connaître, ce sont les intervalles de temps dans lesquels certaines bandes de fréquences existent, ce qui revient donc à un problème de résolution.

Le principe d'incertitude de Heisenberg appliqué à l'information temps-fréquence d'un signal, stipule qu'on ne peut pas obtenir simultanément les deux résolutions. Aussi, il faut noter qu'une fenêtre de **petite** taille entraîne une **bonne résolution temporelle** et dégrade la résolution fréquentielle, alors qu'avec une **grande** fenêtre d'analyse on peut avoir une **bonne résolution fréquentielle**, mais on perd la résolution temporelle. [17]

Pour montrer cette limite, on a repris le même signal analysé avec la transformée de Fourier, et on a représenté sa transformée de Fourier à court terme, en utilisant une fenêtre d'analyse courte de longueur  $N=25$  Pts, puis en utilisant une fenêtre large de 200 Pts :





**Figure 2.2 : Analyse du signal perturbé avec la TFCT (Fenêtre de Hamming)**

On constate que l’analyse par la TFCT ne permet pas de mettre en évidence simultanément les deux résolutions temps-fréquence. Dans certains cas il est nécessaire de calculer deux TFCT avec différentes largeurs de la fenêtre pour arriver à une représentation avec une résolution en temps et en fréquences adéquate. Cela est dû à la taille de la fenêtre d’analyse, qui reste fixe durant toute l’analyse du signal, Cette propriété peut se révéler désavantageuse, si l’on souhaite faire varier la résolution temps-fréquence, pour mieux détecter les caractéristiques du signal. Il faut alors se tourner vers d’autres transformées temps-fréquence, par exemple la distribution de Wigner-Ville.

## II.4 la Transformée de Wigner-Ville (TWV)

Une distribution d’énergie temps-fréquence, particulièrement intéressante, c’est la transformée de Wigner-Ville qui fournit une décomposition temps-fréquence sans aucune restriction sur les résolutions temporelles et fréquentielles. Elle est tout à fait adaptée à l’analyse des signaux non stationnaires puisqu’elle ne nécessite pas d’hypothèse sur le signal lui-même. Cette distribution se calcule à partir du signal analytique  $x(t)$  que l’on cherche à caractériser. Elle a pour expression :

$$W(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.7)$$

Où  $x^*(t)$  et le complexe conjugué de  $x(t)$ ,  $W(t, f)$  représente l’énergie du signal  $x(t)$  au temps  $t$  et à la fréquence  $f$ . La formule (2.7) possède une forme équivalente dans le domaine discret :

$$W(n, f) = \sum_{i=-N}^{i=+N} x\left(n + \frac{i}{2}\right) \cdot x^*\left(n - \frac{i}{2}\right) \cdot e^{-\frac{j2\pi fi}{N}} \quad (2.8)$$

Cette transformée est largement utilisée, sa simplicité d'implémentation fait qu'elle convient aux applications temps-réel. Elle produit des performances optimales pour un signal unidimensionnel. [18] Cependant, elle répond à un principe de superposition quadratique (bilinéaire). Ainsi, la TWV de deux signaux ne se réduit pas uniquement à la somme de leur distribution individuelle, car la structure bilinéaire de la TWV, introduit des termes d'interférences qui possèdent une caractéristique fortement oscillatoire, à l'inverse des composantes propres du signal, et laisse apparaître des énergies négatives dans la distribution temps fréquence.

Ces phénomènes engendrent des composantes fréquentielles qui n'existent pas dans la réalité, et qui affectent considérablement l'interprétation des résultats. Pour pouvoir extraire des résultats fiables, il est nécessaire de réduire l'influence des termes parasites d'interaction, entre toutes les composantes du plan temps- fréquence. Pour cela, une procédure appropriée de lissage peut être utilisée. On est alors amené à utiliser des versions modifiées de la transformée, c'est la représentation Pseudo Wigner-Ville Lissée. [16]

#### **Transformée de Wigner-Ville Lissée :**

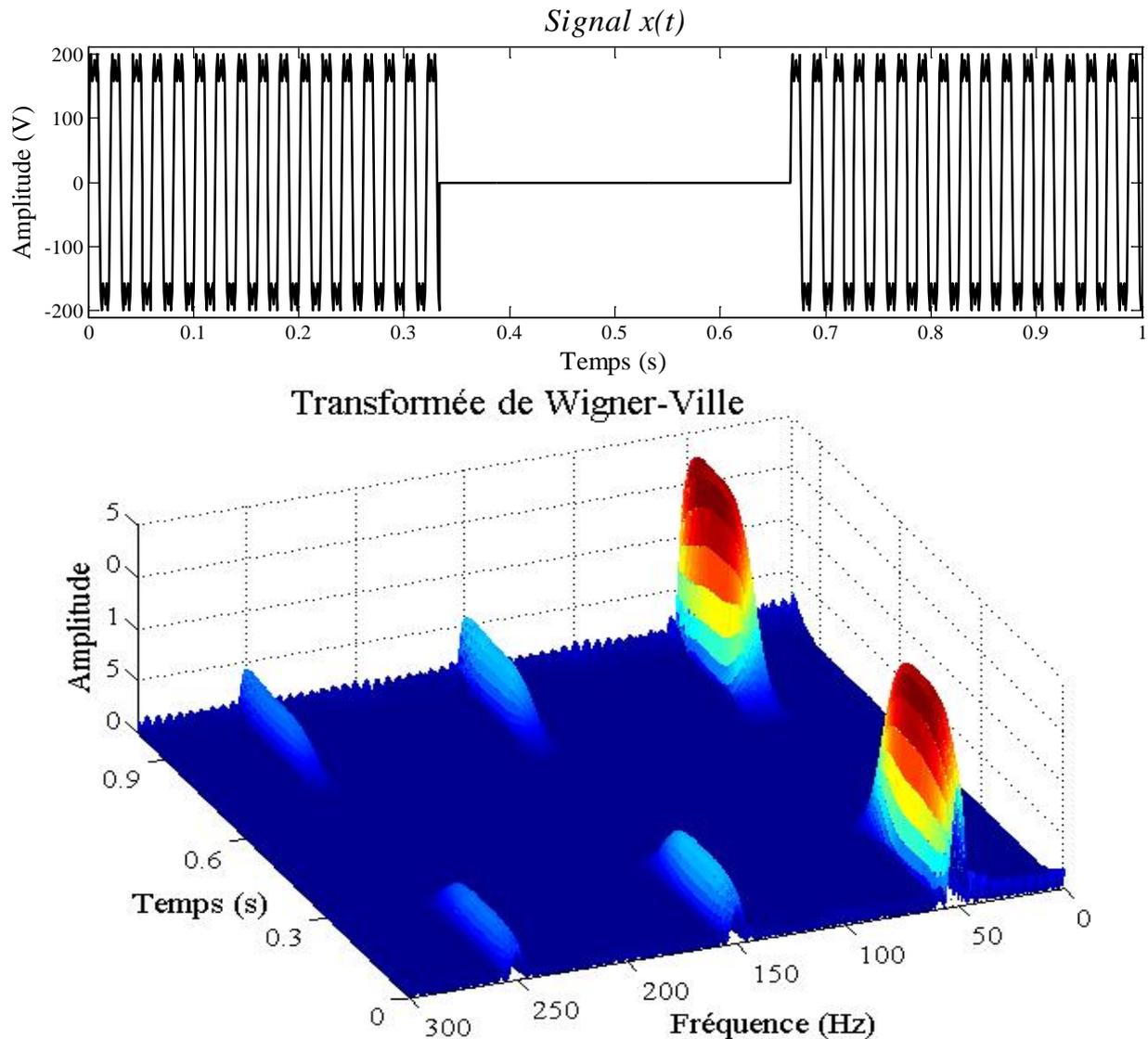
Afin d'éliminer les termes croisés, la solution proposée est : le lissage temporel et le lissage fréquentiel. La Pseudo Wigner Ville (PWVD) et la Pseudo Wigner Ville Lissée (SPWVD) utilisent deux fenêtres d'analyse passe bas,  $h(\tau)$  qui est la fenêtre de lissage temporelle et  $g(t)$  qui est la fenêtre de lissage fréquentielle. Le prix de cette mesure est de perdre la résolution entre les composantes du signal dans le plan temps-fréquence. [19]

Les transformations PWVD et SPWVD du signal  $x(t)$  ont respectivement les formes suivantes :

$$PWVD(t, f) = \int x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) h(\tau) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.9)$$

$$SPWVD(t, f) = \int h(\tau) \int g(s - t) x\left(s + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x^*\left(s - \frac{\tau}{2}\right) ds \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.10)$$

Cependant, en résolvant en partie le problème des interférences, la transformée de Wigner-Ville lissée se rapproche du spectrogramme de puissance. La précision est donc moindre et le compromis temps-fréquence réapparaît. (Voir la figure 2.3).



**Figure 2.3 : représentation temps-fréquence du signal altéré par la TWV**

Nous constatons à travers cette figure que la TWV ne permet d'avoir une représentation détaillée du signal analysé, ni de marquer les instants où se produit la rupture de tension.

## II.5 La Transformée en Ondelettes (TO)

### II.5.1 Introduction

Nous savons bien que la transformée de Fourier à fenêtre glissante, présente un inconvénient majeur de résolution. Alors, la nécessité de trouver un outil qui adapte sa résolution à la taille de l'objet ou, du détail analysé se fit vite sentir. La transformée en ondelettes va nous permettre de pallier à cet inconvénient en compressant, en dilatant et en translatant la fenêtre d'observation. La transformée en ondelettes est une transformée temps-échelle. Il en existe trois types : Continue, discrète et décomposition par paquets.

On peut distinguer deux intérêts principaux des ondelettes en tant qu'outil mathématique d'analyse, et de représentation des signaux non stationnaires :

Le premier est centré autour de l'idée de construire un outil d'analyse localisé en temps et en fréquence. Alors, la transformée en ondelettes continue est introduite, et nous verrons comment elle permet de résoudre les problèmes posés par les méthodes classiques. La transformée en ondelettes est non seulement une analyse locale mais aussi, sa résolution temporelle est variable, elle permet donc de décrire le comportement local des signaux à différentes échelles du temps.

Le second est celui du problème de reconstruction et de la recherche de représentations pratiques. En effet, cette transformée nous permet de reconstruire le signal de départ et présente des avantages majeurs, d'un point de vue numérique.

Nous présenterons les propriétés de la transformée en ondelettes continue. Ensuite, nous présentons la théorie de l'analyse multi-résolution qui décrit la définition de base discrète d'ondelettes obtenues par échantillonnage dyadique du facteur d'échelle et de translation. La décomposition en paquets d'ondelettes peut être définie comme une extension de la transformée en ondelettes discrète, permettant une exploration dichotomique de l'axe des échelles. [19]

## II.5.2 Transformée en Ondelettes Continue (TOC)

Le terme ondelettes a été introduit en premier lieu par Morlet et son équipe en 1984, dans le contexte de l'analyse des signaux et de l'exploration pétrolière. Il s'agissait, à l'époque, de donner une représentation des signaux permettant la mise en valeur simultanément des informations temporelles et fréquentielles (localisation temps-fréquence), en décrivant la Transformée en Ondelettes Continue et en utilisant une ondelette spécifique qui porte son nom (ondelette de Morlet). [16] Depuis elle a vu de nombreux champs d'applications autres que la sismologie ou les mathématiques. Nous citons par exemple l'apport des ondelettes en compression d'images, imagerie médicale, la téléphonie vidéo, les systèmes radar, le stockage numérique des empreintes digitales, également le stockage ou la transmission de résultats de mesures sismiques, ...etc.

La Transformée en Ondelettes Continue est similaire à la TFCT puisqu'elle produit une représentation bidimensionnelle, pour décrire les caractéristiques oscillatoires locales du signal. Elle permet de représenter n'importe quel signal à partir d'une fonction de base  $\psi(t)$  appelée "ondelette mère". Son principe est de décomposer le signal analysé sur une base de fonctions appelées ondelettes filles, par translation, dilatation ou compression de l'ondelette mère. Le signal temporel est traité à l'aide de deux filtres l'un de type passe-haut et l'autre de type passe-bas. Cette

technique de filtrage permet d'extraire la partie basse fréquence (BF) et la partie haute fréquence (HF) du signal. Cette procédure peut être répétée plusieurs fois selon le degré de résolution souhaité sur chacune des deux parties BF et HF. [17]

L'ondelette mère est défini par :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.11)$$

Avec :  $\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$  représente l'ondelette fille,  $b$  est l'opérateur de translation, et  $a$  l'opérateur de changement d'échelle qui joue le rôle de l'inverse d'une fréquence. L'ondelette est de surface constante mais sa taille varie avec la fréquence.

Une ondelette est une fonction qui doit satisfaire les conditions suivantes :

- Elle possède une structure courte d'énergie finie, dans le domaine temporel.
- Elle présente quelques oscillations dans le même domaine.
- Elle doit être de moyenne nulle afin que la transformée en ondelettes soit inversible. [18]

La pondération par le terme  $\frac{1}{\sqrt{a}}$  permet de conserver une norme constante pour tous les éléments de la base. L'échelle utilisée définit le niveau de compression de l'ondelette :

- Petite échelle ( $a < 1$ ) → ondelette compressée → changements rapides → hautes fréquences.
- Grande échelle ( $a > 1$ ) → ondelette dilatée → changements lents → basses fréquences.

La résolution temporelle varie proportionnellement à  $\frac{1}{\sqrt{a}}$ , et la résolution fréquentielle est proportionnelle au facteur d'échelle "a". [18]

L'expression de la transformée en ondelettes continue d'un signal  $x(t)$  est définie par :

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \Psi_{a,b}^*(t) dt \quad (2.12)$$

### Remarque

On peut comparer les différents effets de la transformée de Fourier à court terme et de la transformée en ondelettes. La transformée de Fourier à court terme choisit le centre de la fenêtre, par contre la forme et la surface sont imposées. Pour la transformée en ondelettes, on choisit la localisation temporelle et la forme de la fenêtre, tandis que la surface de la fenêtre et la fréquence moyenne sont imposées. La surface de la fenêtre est de toute façon minorée par le principe d'incertitude d'Heisenberg ; par contre la fréquence moyenne est liée à l'ondelette mère choisie.

## II.5.2 Transformée en Ondelettes Discrète (TOD ou DWT)

Il est intéressant de noter qu'il existe aussi une version discrète de la transformée en ondelettes. Il s'agit alors d'une projection du signal sur une base de fonctions orthonormées, formée d'un nombre fini d'ondelettes filles. Cette transformée discrète est numériquement exacte et plus précise que la transformée en ondelettes continue. En effet, il est évident que la transformée en Ondelettes Continue ne peut être manuellement calculée en utilisant les équations analytiques, le calcul intégral, etc. C'est donc aux ordinateurs de calculer cette transformée à l'aide de programmes informatiques.

La TOD est plus simple à implémenter que la TOC et nécessite un temps de calcul plus court. Le principe est d'obtenir une représentation temps-fréquence d'un signal en utilisant une technique de filtrage numérique, on utilise des filtres avec différentes fréquences de coupure pour analyser le signal à différentes échelles. Pour analyser le signal en hautes fréquences, on le fait passer à travers une série de filtres passe-haut et inversement, pour analyser les basses fréquences, on le fait passer à travers une série de filtres passe-bas [18].

La TOD, contrairement à la TOC, fournit suffisamment d'informations, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original. Elle translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes des facteurs d'échelle et de translation tel que :

$$\mathbf{a} = \mathbf{a}_0^j \quad (2.13)$$

$$\mathbf{b} = \mathbf{b}_0 n \mathbf{a}_0^j \quad (2.14)$$

Où :  $a_0 > 1$  ;  $b_0 > 0$  ;  $n, j \in \mathbb{Z}$

On peut alors définir une famille d'ondelettes dyadiques, qui forment une base orthonormée :

$$\Psi_{j,n}(t) = 2^{-j/2} \Psi(2^{-j} t - n) \quad (2.15)$$

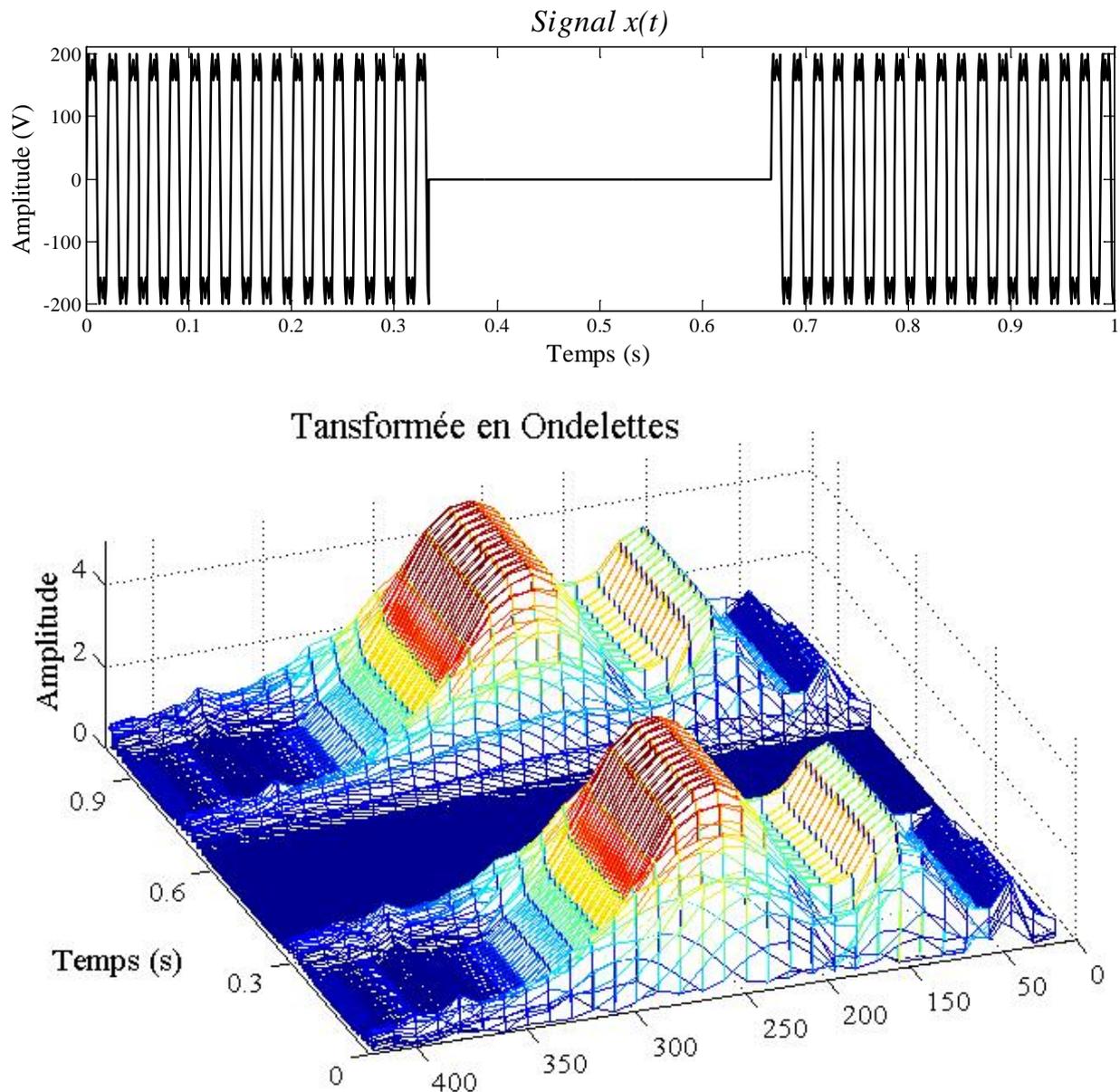
Les coefficients de la TOD sont définie par :

$$D_x = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \Psi_{j,n}(t) dt \quad (2.16)$$

Dans la transformation en ondelettes discrète, on parle souvent d'approximation et de détails. L'approximation correspond à la haute échelle, c'est-à-dire aux composantes de basse fréquence du signal. Les détails sont à basses échelles, ce sont les composantes de hautes fréquences.

Ce que l'on peut dire pour la TOD, c'est qu'elle donne une représentation du signal avec une très grande résolution temporelle et un aperçu des composantes spectrales présentes. Cependant elle ne retient pas l'information phase qu'on retrouve dans la transformée de Stockwell. [16]

Pour mettre en évidence les limites de la TO, considérant le signal constitué de trois sinusoïdes et représentons sa transformée :



**Figure 2.4 : Analyse en ondelettes du signal altéré**

On remarque que la transformée en ondelettes permet d'avoir des bandes de fréquence du signal à différents niveaux de résolution, elle ne permet pas d'avoir accès à une fréquence donnée à n'importe quel instant. Puisque c'est une transformée temps-échelle, sa représentation est difficile à interpréter.

## II.6 La Transformée de Stockwell (TS)

### II.6.1 Introduction

L'analyse spectrale utilisant la transformée de Fourier est un outil puissant pour l'analyse de signaux stationnaires. Mais pour localiser des perturbations de nature non stationnaires, la transformée de Fourier est insatisfaisante pour détecter les défauts dans le signal. L'arrivée des techniques d'analyse temps-fréquence utilisant la transformée de Fourier à court terme, et la transformée par ondelettes a rendu l'analyse des signaux non stationnaires plus simple. La résolution fixe de la STFT et l'absence d'informations de phase dans la transformée par ondelettes a mené au développement d'une nouvelle méthode appelée transformée de Stockwell.

La transformée de Stockwell a été publiée, en premier lieu, en 1996 par Stockwell et son équipe, et a vu, depuis, plusieurs applications intéressantes. L'idée de base de cette représentation est similaire à la transformée de Fourier à fenêtre glissante, sauf que l'amplitude et la largeur de la fenêtre sont variables en fonction de la fréquence du signal analysé comme c'est le cas dans l'analyse par ondelettes. [16]

### II.6.2 La Transformée de Stockwell Continue

La transformée de Stockwell peut être vue comme une TFCT à fenêtre d'analyse variable, qui est une Gaussienne normalisée :

$$G(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (2.17)$$

Puis en permettant à cette Gaussienne de se translater et de se dilater par «  $\tau$  » et «  $\sigma$  » respectivement, on obtient :

$$S(\tau, f, \sigma) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp^{-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}} \exp^{-j2\pi ft} dt \quad (2.18)$$

Cette fenêtre Gaussienne a été choisie, parce qu'elle fournit une représentation dans le plan temps-fréquence plus compact, et c'est la seule fenêtre qui permet d'avoir une égalité dans l'inégalité d'Heisenberg. En fait, c'est un cas particulier de l'analyse multi-résolution de la transformée de Fourier. [16]

Avec une valeur particulière de  $\sigma$ , des simplifications peuvent être obtenues, la largeur  $\sigma$  de la fenêtre doit être proportionnelle à l'inverse de la fréquence :

$$\sigma(f) = \frac{1}{f} \quad (2.19)$$

Ainsi, la transformée en S est définie comme suit

$$S(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \exp^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2}} \exp^{-j2\pi f t} dt \quad (2.20)$$

La transformée en S d'une fonction  $x(t)$  peut être aussi définie comme une transformée en ondelettes avec une ondelette mère bien spécifique multipliée par un facteur de phase :

$$S(\tau, f) = \exp^{-j2\pi f \tau} W(\tau, \alpha) \quad (2.21)$$

A noter que le facteur de dilatation  $\alpha$  est égal à  $\frac{1}{f}$ .

Où :

$$W(\tau, \alpha) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) w(t - \tau, \alpha) dt \quad (2.22)$$

$W(\tau, \alpha)$  est la transformé en ondelettes de  $x(t)$  avec une ondelette mère  $W(t, f)$  définie :

$$W(t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \exp^{-\frac{t^2 f^2}{2}} \exp^{-j2\pi f t} \quad (2.23)$$

On obtient explicitement la transformée en S identique à l'équation (2.18).

Le facteur de phase est une correction dans la définition de la transformée en ondelettes. Il élimine le concept d'analyse par ondelettes, en séparant l'ondelette mère (2.23) en deux parties : l'enveloppe à variation lente (la fonction Gaussienne) qui concerne la localisation temporelle, et le terme  $\exp^{-j2\pi f t}$  qui sélectionne la fréquence à localiser. C'est la localisation temporelle Gaussienne qui est translatée tandis que le terme exponentiel oscillant demeure stationnaire. Cela veut dire que la transformée de Stockwell, localise les composantes réelles et imaginaires du spectre indépendamment, localisant ainsi, le spectre de phase aussi bien que le spectre d'amplitude. [16]

### II.6.3 Transformée de Stockwell Discrète

La transformée de Stockwell discrète est la projection du vecteur défini par  $X[nT_e]$  en une base non orthogonale de vecteurs. Chaque vecteur de base (de la transformée de Fourier) est divisé en N vecteurs localisés par le produit élément par élément de N Gaussiennes translatées, tel que la somme de ces N vecteurs localisés soit égale au vecteur de base originaire. [16]

Considérons  $X[nT_e]$ ,  $n = 0, 1, \dots, N - 1$  un signal discret, correspondant à  $x(t)$  avec une période d'échantillonnage  $T_e$ . En posant  $f \rightarrow \frac{k}{NT_e}$  et  $\tau \rightarrow iT_e$ , la transformée en S d'un signal discret  $X[nT_e]$  est donnée par :

$$S \left[ iT_e, \frac{k}{NT_e} \right] = \sum_{m=0}^{N-1} X \left[ \frac{m+k}{NT_e} \right] \exp \left[ -\frac{2\pi^2 m^2}{k^2} \right] \exp \left[ \frac{j2\pi mi}{N} \right] \quad (2.24)$$

Avec :  $i, m$  et  $n = 0, 1, \dots, N - 1$ .

L'équation (2.23) met la moyenne constante du signal dans la voie correspondante à la fréquence zéro. Ainsi, l'existence de l'inverse est assurée dans le cas général. La transformée en S discrète souffre des problèmes de l'échantillonnage et de la longueur finie, provoquant la périodicité implicite dans les deux domaines temps et fréquences.

Représentons la transformée de Stockwell du signal considéré précédemment :

Transformée de Stockwell

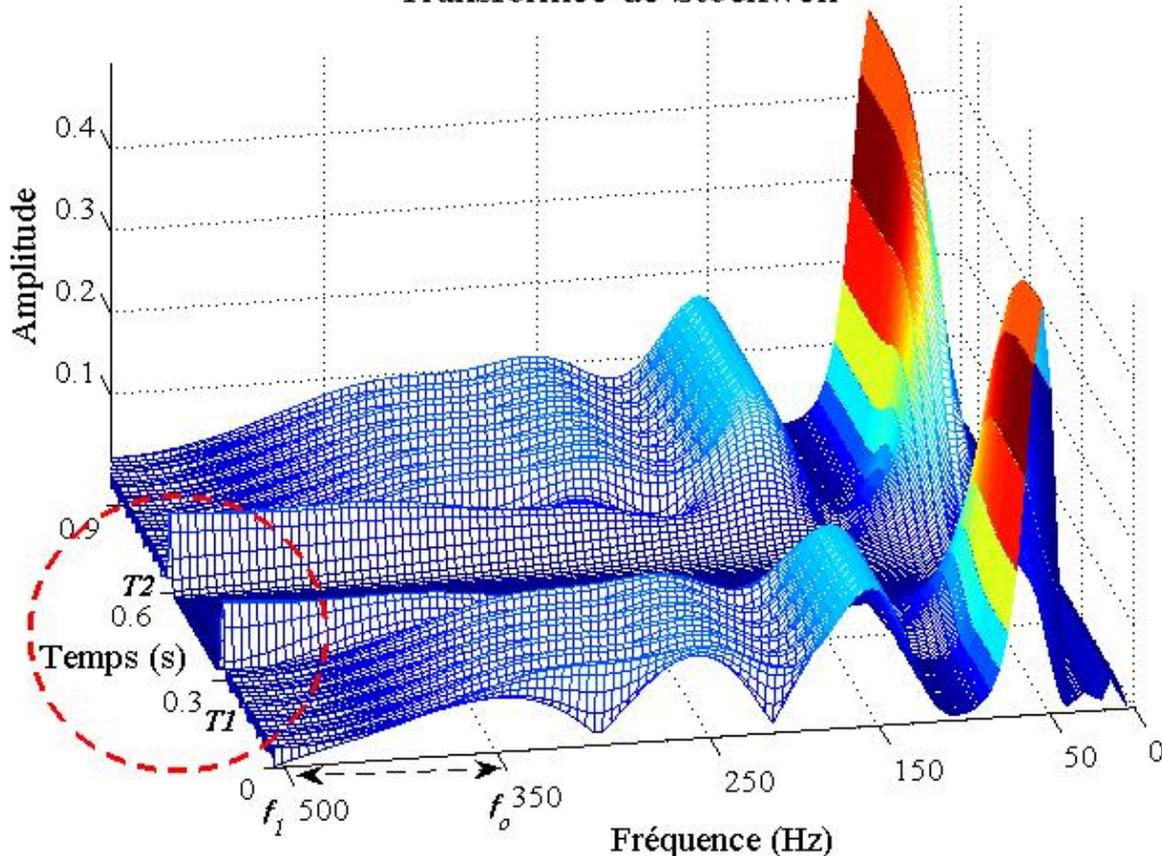


Figure 2.5 : Analyse du signal perturbé avec la TS

On constat que la TS permet de détecter la rupture d'amplitude dans le signal, à la gamme de fréquence (400 Hz – 500 Hz), où cette rupture est plus apparente, montrant ainsi les deux instants de début et de fin de la rupture.

## II.7 Conclusion

Après l'étude de quelques représentations temps-fréquence et la présentation des propriétés de chacune, l'exemple simulé de perturbations combinées présenté ci-dessus montrent la position de la ST, par rapport aux autres transformées pour la localisation des défauts.

Effectivement, la simulation prouve que la TS a une résolution progressive dans le plan temps-fréquence. Ainsi, elle pourrait décrire efficacement les signaux non-stationnaires, et permettre de détecter les instants de début et de fin de chaque perturbation. La Transformée de Stockwell est basée sur une fenêtre gaussienne localisante, mobile et extensible qui varie proportionnellement avec l'inverse de la fréquence. La phase de la transformée en S référencée à l'origine du temps fournit les informations utiles et supplémentaires dans le spectre. Ceci n'est pas donné par l'information de phase localement référencée de la TOC. Elle est unique parce qu'elle fournit une résolution liée à la fréquence, tout en maintenant un rapport direct avec le spectre de Fourier.

Toutefois, la Transformée de Stockwell présente un inconvénient qui est le problème d'aliasing : l'échantillonnage de la transformée en S et la longueur finie du signal analysé provoquent une périodicité dans les deux domaines temps et fréquence. Cette limitation de la fenêtre gaussienne utilisée a ouvert des perspectives à une transformée de Stockwell généralisée où différentes fonctions d'analyses peuvent être utilisées à la place de la gaussienne.



# CHAPITRE III

### **III.1 Introduction**

Actuellement avec l'avancée des méthodes théoriques et expérimentales de reconnaissance de forme, les perturbations électriques peuvent être caractérisées, classifiées efficacement et de manière automatique. Un certain nombre d'études sur des techniques de traitement des signaux, ont été rapportées dans la littérature, parmi ces techniques la transformée de Stockwell a émergé comme outil puissant pour la détection des défauts électriques.

La méthode envisagée s'agit d'utiliser l'énergie de Shannon (*SSE : Shannon Energie Stockwell*) du spectre local calculé par la transformée de Stockwell, pour localiser quatre types de défauts, à savoir : le creux, la houle et la rupture de tension ainsi que les harmoniques. Alors, nous avons construit une base de données contenant des signaux électriques altérés avec les différentes perturbations. Ensuite, nous sommes passés à la phase de l'extraction des caractéristiques, pour pouvoir procéder à la classification par la méthode des K Plus Proches Voisins.

### **III.2 Localisation des défauts**

#### **III.2.1 Etat de l'art des méthodes de localisation**

Plusieurs techniques avancées de traitement du signal ont été proposées dans le passé récent, pour détecter et corriger les défauts du réseau électrique, qui sont non stationnaires en nature. Parmi ces méthodes on peut citer : la transformée de Fourier à court terme et le spectrogramme de puissance, le filtre de KALMAN, la transformée en Ondelettes et l'Analyse Multi résolution basée sur la Décomposition en Paquet d'Ondelette (WPD).

La TFCT divise le signal temporel analysé, en petits segments égaux. Elle permet ainsi d'extraire les propriétés spectrales du signal au moyen d'une fenêtre, que l'on fait glisser tout le long du signal. Il est difficile d'analyser les signaux non stationnaires caractérisés par l'apparition de signatures transitoires avec la TFCT, car celle-ci ne dépiste pas toutes les variations et ruptures du signal, à cause de la taille et de la forme de la fenêtre qui restent inchangées au cours de toute l'analyse, et ce quel que soit les composantes fréquentielles. De plus la TFCT n'est pas inversible ce qui pose problème dans les applications où la reconstruction est nécessaire.

Le spectrogramme de puissance est une des plus anciennes et plus répandues représentations temps-fréquence, c'est une distribution énergétique calculée à partir du carré du module de la transformée de Fourier à court terme. Dans le calcul du spectrogramme, l'information de phase est définitivement perdue au profit du module, c'est à dire de l'information fréquentielle.

Le filtre de KALMAN est une autre méthode qu'on retrouve dans bon nombre de domaines relatifs au traitement du signal, son principe est d'estimer les paramètres d'un système évoluant dans le temps. Dans la référence [20], les auteurs ont utilisé ce filtre pour évaluer la valeur de l'amplitude de la composante fondamentale de l'onde de tension, afin de détecter les changements brutaux dans les composantes spectrales du signal non stationnaire. Les résultats du filtre KALMAN dépendent du modèle conçu pour le système et du choix des paramètres utilisés, car pour appliquer le filtre à n'importe quel système, il faut avant tout le modéliser.

L'avantage de ce filtre est sa tolérance au bruit et sa capacité de prédiction des paramètres. Néanmoins, ce filtre n'est pas forcément l'outil à appliquer dans tous les cas. En effet, comme nous l'avons vu, le développeur a besoin de modéliser le système assez précisément afin de désigner un filtre efficace. Dans le cas où la modélisation est trop approximative ou lorsque le modèle non linéaire de ce filtre est utilisé, le filtre n'est pas assez performant et l'erreur des estimations ne convergera pas assez rapidement. Cette restriction limite donc l'utilisation de ce filtre.

La transformation par ondelettes trouve des applications dans différents secteurs de la technologie, dû à sa capacité d'analyser des signaux stationnaires et non stationnaires. Dans la référence [13], les auteurs ont présenté une technique de localisation des perturbations, basée sur l'analyse multi-résolution de la transformée en ondelettes Discrète (TOD), cette transformée est appliquée sur les signaux tordus, pour extraire la distribution d'énergie à différents niveaux de résolution. La TOD apporte une solution au problème de résolution de la TFCT, elle élimine le problème de la redondance de la transformée en ondelettes Continue, et sa transformée inverse permet une bonne reconstruction du signal analysé.

L'inconvénient majeur de la transformée en ondelettes est que son application nécessite la spécification de l'ondelette mère qui est difficile à choisir. De plus la forme de l'ondelette mère est importante, mais il est tout aussi important de bien choisir sa durée et sa largeur de bande, ces paramètres déterminent les résolutions de la transformée dans le plan temps-échelle.

La décomposition en paquets d'ondelettes est une généralisation du concept de l'analyse multi-résolution, elle consiste à envoyer le signal à travers une paire de filtres miroirs en quadrature, filtres passe bas et passe haut qui sont respectivement associés à la fonction d'échelle  $\varphi$  et la fonction d'ondelette  $\psi$ . Dans cette approche, la technique de décomposition se fait dans le but de sélectionner la meilleure base de représentation du signal analysé, sous le critère le mieux adapté à chaque application : nombre de coefficients supérieurs à un certain seuil, concentration des coefficients, entropie, logarithme de l'énergie.

### II.2.2 Localisation des défauts avec l'énergie de Shannon :

La localisation du défaut électrique consiste à déterminer l'instant  $T1$  du début d'apparition de la rupture et l'instant  $T2$  où cette rupture se termine. La ST effectue une analyse multi-résolution sur un signal électrique variant dans le temps, selon sa largeur de fenêtre qui est inversement proportionnelle à la fréquence. Cela donne une résolution temporelle élevée en haute fréquence, et une bonne résolution fréquentielle en basse fréquence. Pour détecter les perturbations dans le signal, nous allons considérer, la gamme de fréquences où ces ruptures sont plus apparentes que le signal utile lui-même, soit à  $f = 400$  Hz. L'énergie de Shannon est appliquée sur le spectre local, généré par la TS, afin d'extraire l'enveloppe du signal.

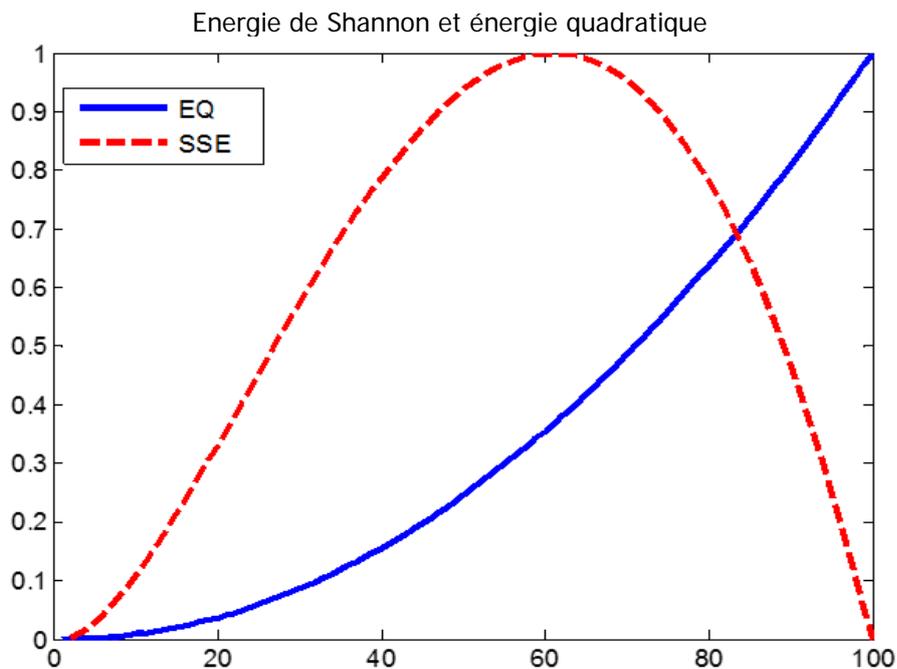
L'énergie de Shannon pour un signal dont la TS est donnée par la matrice  $S(i, j)$  est :

$$SSE(i) = - \sum_{j=j_0}^{j_1} [S(i, j)]^2 \log [S(i, j)]^2 \quad (3.1)$$

Où  $j_0$  et  $j_1$  correspondent respectivement à  $f_0 = 400$  HZ et  $f_1 = 500$  HZ.

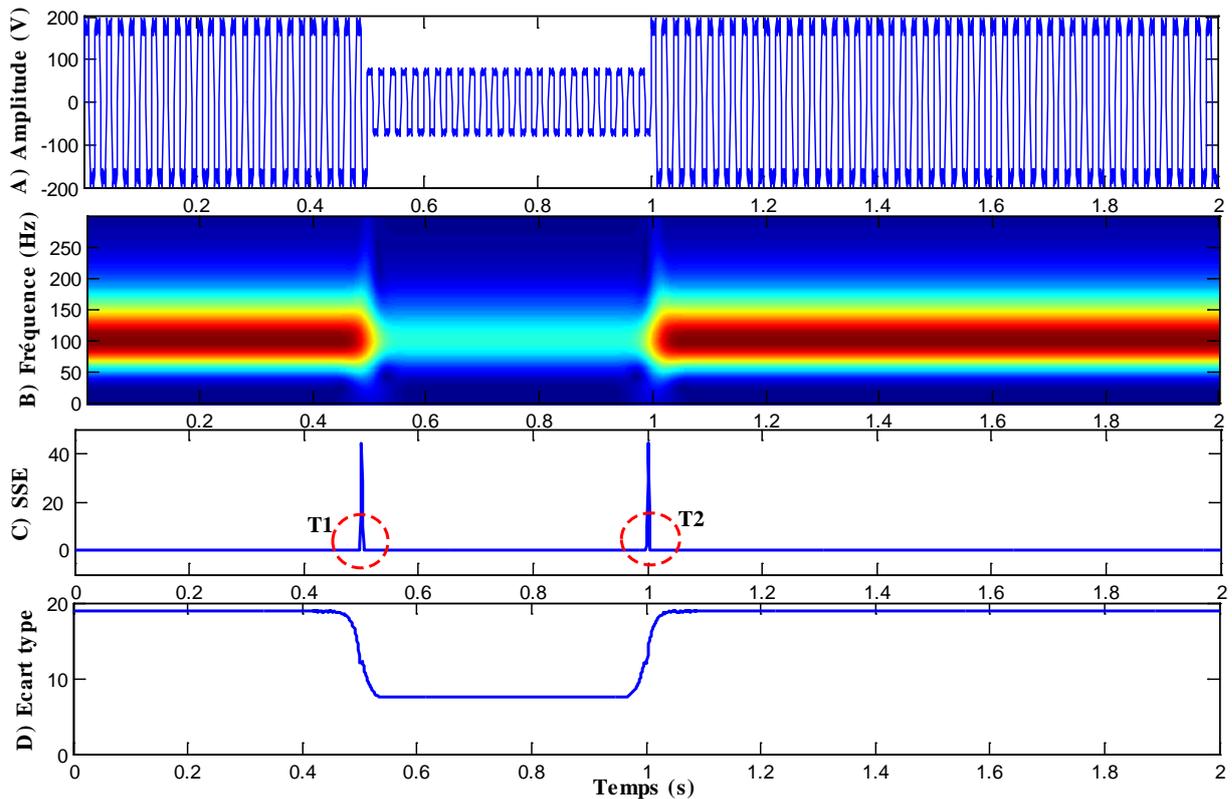
L'énergie de Shannon normalisée est donnée par :  $SSE_n = \frac{SSE}{|max(SSE)|}$  (3.2)

L'énergie de Shannon fait augmenter les basses valeurs, et favorise les moyennes valeurs de l'énergie contrairement à l'énergie quadratique. Cette particularité est très utile dans notre cas, puisque nous travaillons avec des petites valeurs de l'énergie (de l'ordre de  $10^{-3}$  à  $10^{-6}$ ). [21]

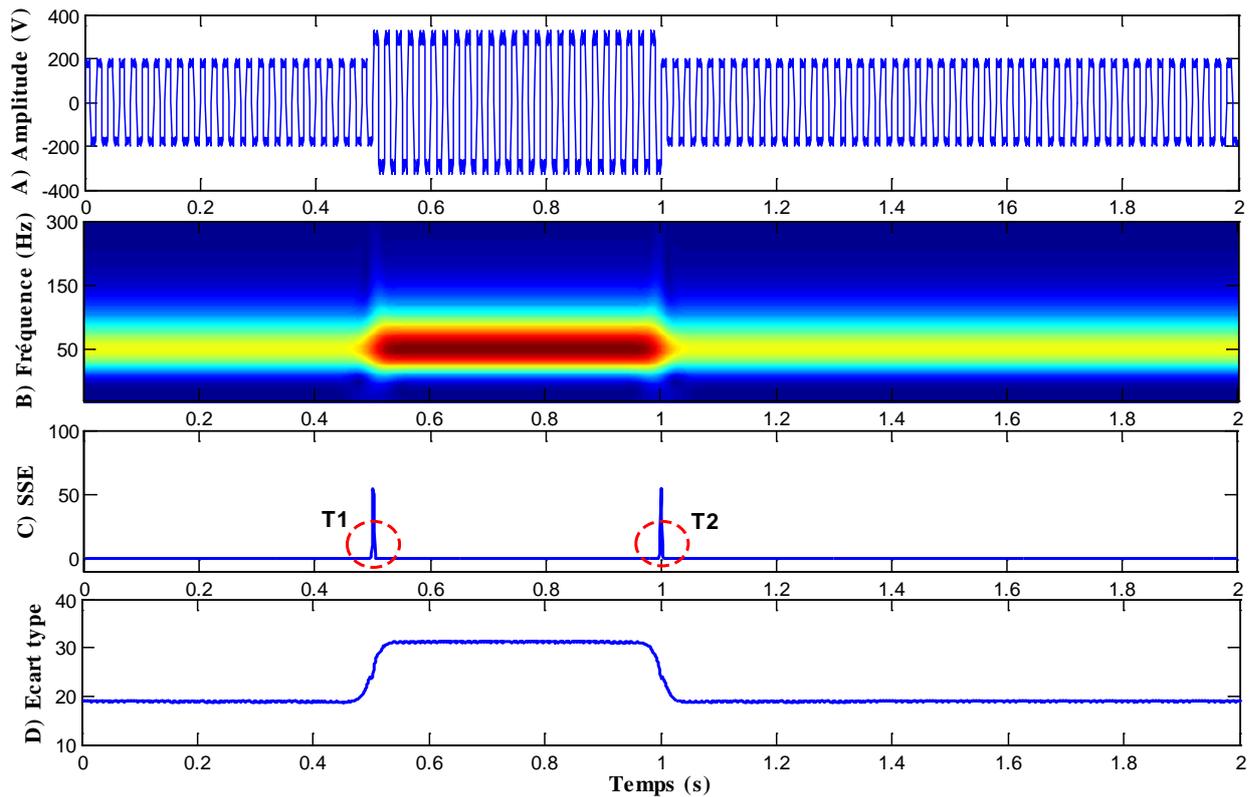


**Figure 3.1: Comparaison des énergies obtenues par deux méthodes, Energie de Shannon et Energie Quadratique.**

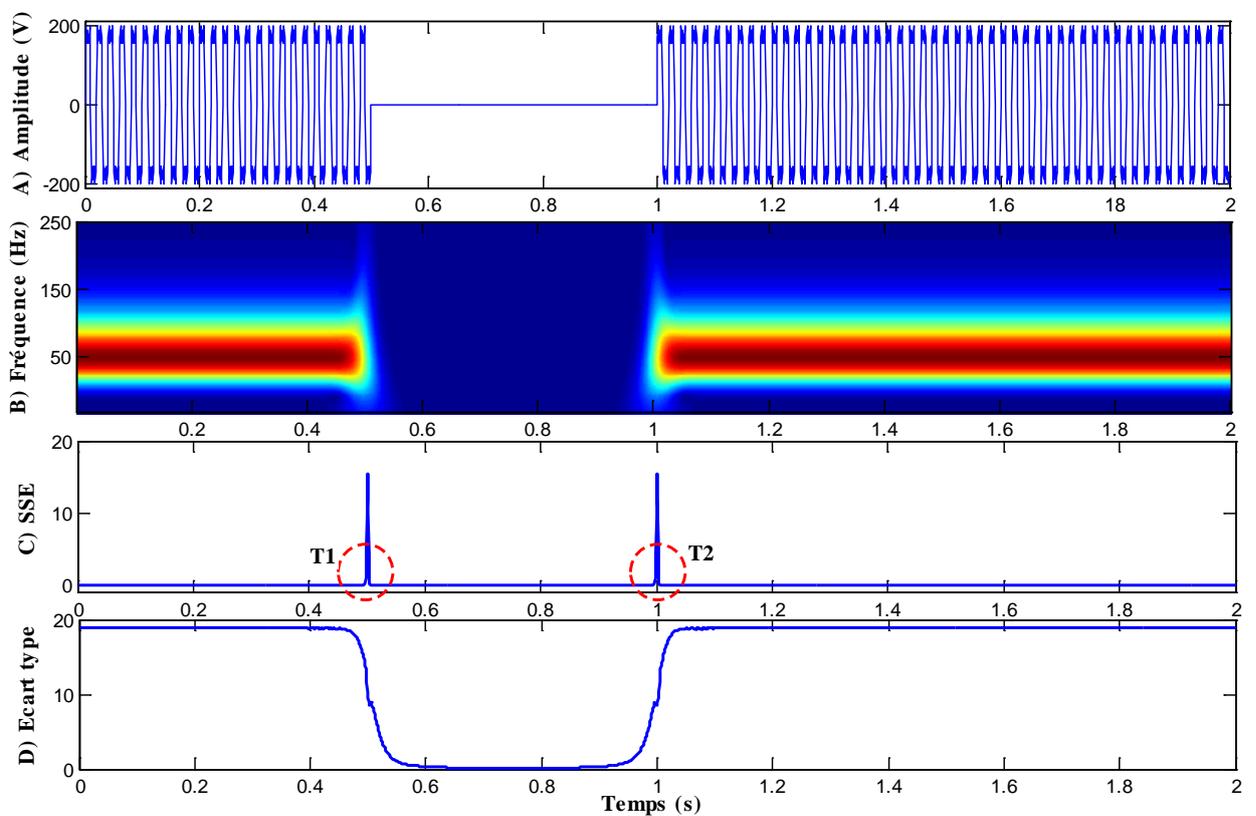
Les perturbations du système d'alimentation sont variables et complexes. Afin de vérifier l'efficacité de la TS, MATLAB 2010a est adopté pour simuler les signaux de perturbations selon le niveau recommandé par IEEE. Les quatre perturbations du signal présentées ci-dessous sont choisies. La fréquence fondamentale est de 50 hertz, la fréquence d'échantillonnage et nombre de points sont respectivement de 1 kHz et 2000 points.



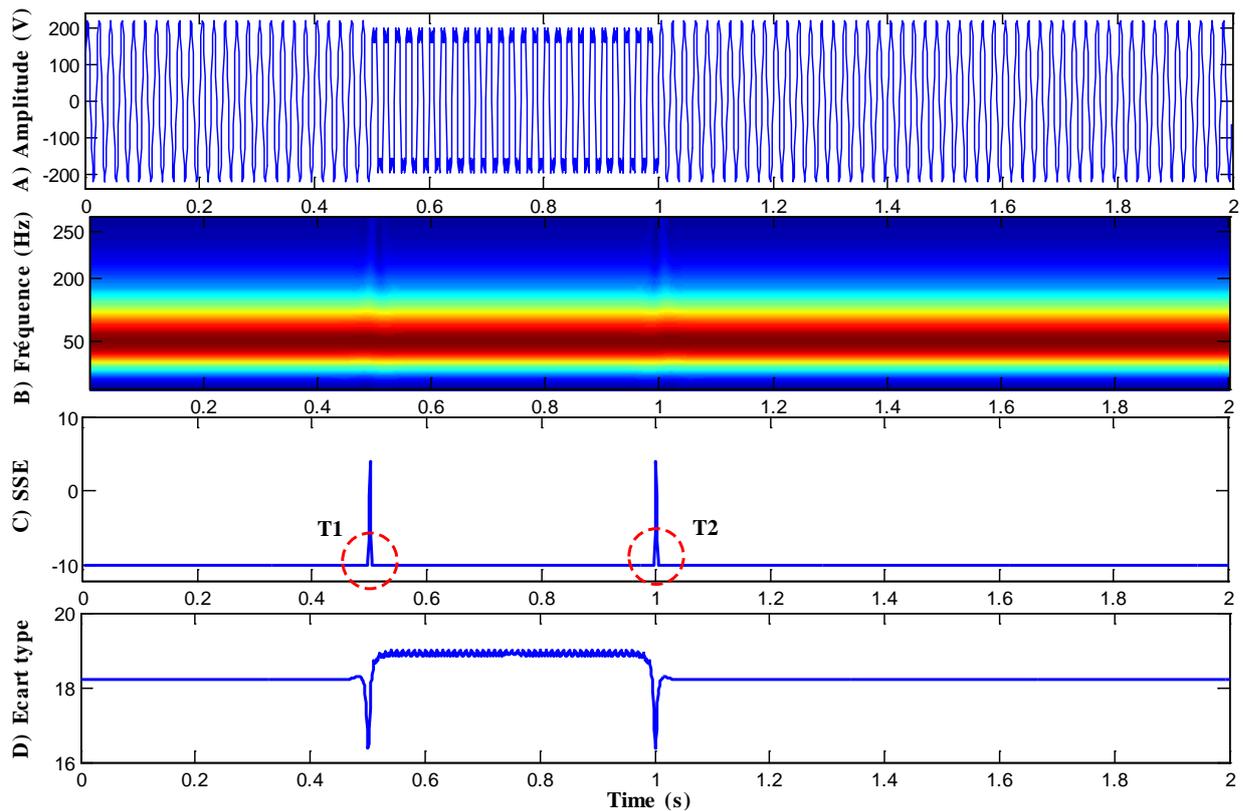
**Figure 3.2 : (A) Signal avec creux de tension ; (B) Spectrogramme du signal ; (C) Détection des instants T1 et T2 sur l'enveloppe de Shannon ; (D) Ecart type**



**Figure 3.3 :** (A) Signal avec une houle de tension ; (B) Spectrogramme du signal ; (C) Détection des instants  $T1$  et  $T2$  sur l'enveloppe de Shannon ; (D) Ecart type



**Figure 3.4 :** (A) Signal avec coupure de tension ; (B) Spectrogramme du signal ; (C) Détection des instants  $T1$  et  $T2$  sur l'enveloppe de Shannon ; (D) Ecart type



**Figure 3.5 :** (A) Signal avec harmoniques ;(B) Spectrogramme du signal ; (C) Détection des instants  $T1$  et  $T2$  sur l'enveloppe de Shannon ; (D) Ecart type

### III.3 Caractérisation des défauts :

L'objectif fondamental de l'extraction des caractéristiques pour la classification est d'accentuer les informations importantes du signal et d'éliminer celles qui ne sont pas nécessaires ou hors de propos. Cela implique une transformation du vecteur représentant le signal du domaine temporel, vers un domaine où les informations contenues dans le signal seront mieux et clairement représentées.

Les méthodes temps-fréquence offrent la capacité de localiser la distribution d'énergie du signal en temps et en fréquence. L'utilité de ces représentations comme extracteurs de caractéristiques pour la classification, repose sur leurs capacités à décrire les structures importantes dans le plan temps-fréquence de manière précise. La sortie de la TS est une matrice  $N \times L$ , appelée matrice  $S$  dont les lignes se rapportent à la fréquence et les colonnes au temps. Chaque élément de la matrice  $S$  est une valeur complexe.

Nous avons choisi trois caractéristiques qui sont :

### III.3.1 La concentration de l'énergie

D'abord la concentration de l'énergie est calculée en considérant toute la matrice  $S$  :

$$CE = \frac{1}{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \overline{S(\tau, f)} d\tau df} \quad (3.3)$$

Avec :

$$\overline{S(\tau, f)} = \frac{S(\tau, f)}{\sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |S(\tau, f)|^2 d\tau df}} \quad (3.4)$$

Ensuite on calcule la concentration de l'énergie, qui sera prise comme deuxième caractéristique, en considérant les 50 points avant l'instant  $T1$  jusqu'à l'instant  $T2$  où la rupture d'amplitude se termine (c'est la concentration de l'énergie autour du défaut).

$$CE_D = \frac{1}{\int_{T1}^{T2} \int_{-\infty}^{+\infty} \overline{S(\tau, f)} d\tau df} \quad (3.5)$$

### III.3.2 La moyenne de l'écart type

L'écart type de la matrice temps-fréquence ( $S = \sum_{i=1}^N x_i$ ) est calculé comme suit :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ x_i - \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \right) \right]^2} \quad (3.6)$$

Sa moyenne est :

$$M_{SD} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sigma_i \quad (3.7)$$

### III.3.3 La concentration de l'énergie autour des harmoniques

Pour calculer la concentration de l'énergie en fréquence, on considère les 20 points autour de la fréquence observée (50Hz, 150Hz et 250Hz), puis on calcule la concentration de l'énergie pour tous les points de l'axe temporel.

$$CE_H = \frac{1}{\int_{f1}^{f2} \int_{-\infty}^{+\infty} \overline{S(\tau, f)} d\tau df} \quad (3.8)$$

Cette caractéristique nous permet de détecter les différentes harmoniques.

La figure suivante montre les bandes de fréquence où sont calculées les énergies :

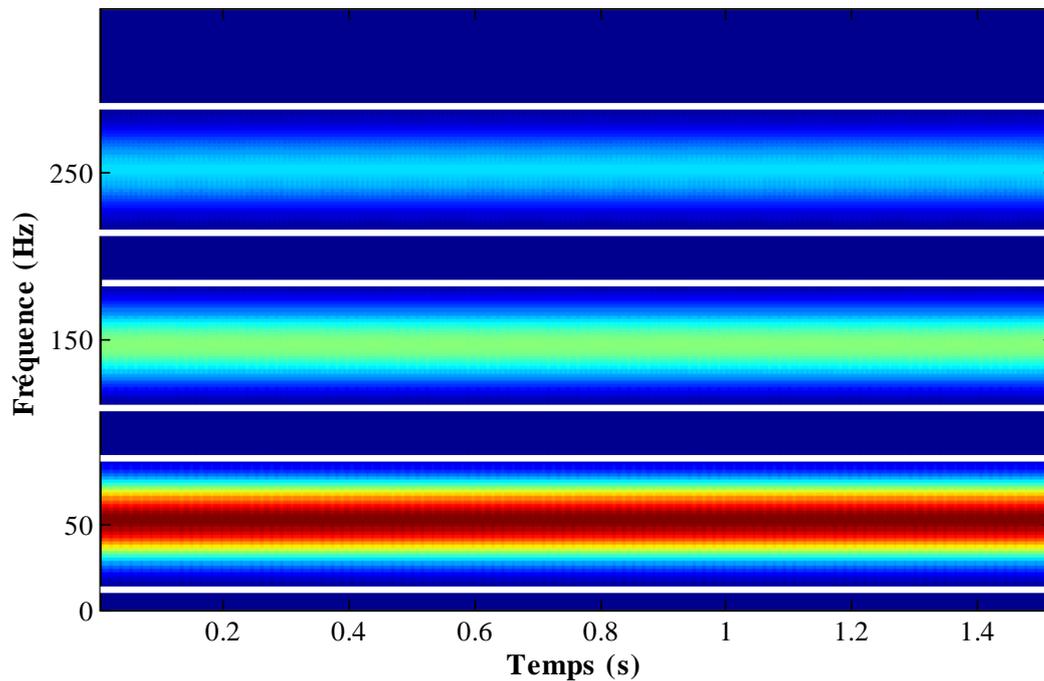


Figure 3.6 : Spectrogramme d'un signal avec harmoniques

### III.3.4 Construction de la base d'étude

Après l'étape de caractérisation, et vu que nous ne disposons pas de données réelles, nous avons pu construire une base d'étude synthétique de 200 échantillons. En faisant appel au logiciel Matlab, nous avons simulé pour chacun des quatre défauts 50 échantillons.

Tab.3.1- Base de données synthétiques

attributs échantillons	CE de la matrice S	CE du défaut	Moyenne de $\sigma_x$	CE pour $f = 50\text{Hz}$	CE pour $f = 150\text{Hz}$	CE pour $f = 250\text{Hz}$
1	1.0056 e-05	0.0063	7.3832	0.0053	0.0174	0.0371
2	1.0291 e-06	0.0056	8.1834	0.0051	0.0055	0.0298
3	7.2936 e-06	0.0104	9.1179	0.0052	0.0152	0.0367
4	1.0037 e-06	0.0057	8.3906	0.0051	0.0054	0.0297
.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.
199	5.3314 e-05	0.0028	7.5700	0.0051	0.0120	0.0135
200	5.3314 e-05	0.0028	7.8195	0.0051	0.0120	0.0135

**Remarque 1**

Lorsque le plan temps-fréquence est utilisé comme espace de caractéristiques, il est impératif que la représentation offre une localisation exacte, en utilisant le minimum de descripteurs possibles pour simplifier le rôle du classifieur. Outre la distribution appropriée de l'énergie, il est essentiel qu'une réduction de dimensions soit réalisée sur la représentation temps-fréquence.

Cependant avant d'opter pour une quelconque méthode de classification, on cherche souvent à réduire le nombre de paramètres par une méthode d'analyse des données. Alors on va appliquer une méthode d'analyse statistique qui est l'analyse en composantes principales (ACP).

**Remarque 2**

La méthode de classification envisagée est la méthode des Kppv, elle est basée sur un calcul de distances, alors la base doit être orthogonale et normalisée.

### III.4 Prétraitement

#### III.4.1 Normalisation des données

La normalisation des données permet de s'affranchir de la différence de normes des variables. En effet, des variables avec de grandes valeurs peuvent avoir une plus grande influence que des variables avec de petites valeurs, sans être plus significatives. La méthode la plus simple et la plus utilisée traite chaque variable indépendamment et calcule pour chaque variable sa valeur moyenne et son écart type.

$$\overline{x^k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i^k) \tag{3.9}$$

Et :

$$\sigma^k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x_i^k - \overline{x^k}]^2} \tag{3.10}$$

$\overline{x^k}$  est le centre de gravité du nuage de point (c'est la somme des moyennes des variables  $x^k$ ),

$\sigma^k$  représente l'écart type des observations ( $x_i^k$ ).

Pour obtenir un nuage de points centré réduit, il faut soustraire la moyenne des variables et les diviser par l'écart type, alors chaque observation  $x_i^k$  va être remplacée par :

$$a_i^k = \frac{x_i^k - \overline{x^k}}{\sigma^k} \tag{3.11}$$

### III.4.2 Analyse en composante principale

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) fait partie du groupe des méthodes descriptives appelées méthodes factorielles. Elle présente le maximum d'informations contenues dans un tableau de données ( $N$  lignes \*  $P$  colonnes), ce tableau doit être constitué en ligne par des individus sur lesquels sont mesurés des variables quantitatives. L'ACP permet donc de synthétiser l'information contenue dans le tableau de données, c'est une méthode factorielle, car la réduction du nombre de variables ne se fait pas par une simple sélection de certaines d'entre elles, mais par la construction de nouvelles variables synthétiques, qu'on appelle composantes principales obtenus par combinaison linéaire des variables initiales.

#### III.4.2.1 Principe

Un tableau de données comporte " $P$ " variables (composantes), les " $N$ " individus seront alors représentés dans un espace à " $P$ " dimensions, ce qui est impossible. Le but de l'ACP est de réduire le nombre de variables, elle détermine un sous-espace vectoriel de dimension plus réduite (deux ou trois dimensions), dans lequel la répartition des observations (points) est préservée au mieux. Le critère retenu sur la répartition est l'inertie totale du nuage de points. L'ACP se présente donc comme une méthode de projection linéaire qui maximise l'inertie du nuage des points.

Les axes et les plans issus d'une ACP ne sont pas réalisés avec les variables initiales mais, avec des indices synthétiques, obtenus par combinaison linéaire de ces variables. Ces indices feront perdre le moins d'informations possible, ils seront appelés composantes principales. Les composantes principales ne sont pas corrélées entre elles, et sont classées par ordre en fonction de la fraction de l'information totale qu'elles contiennent.

L'ACP cherche parmi les indices celui qui permet de voir au mieux les individus, c'est-à-dire celui pour lequel la variance des individus est maximale. Cet indice est appelé première composante principale. La deuxième composante est cherchée sous deux conditions :

1. Avoir une corrélation linéaire nulle avec la première.
2. Avoir à son tour la plus grande variance.

Cette composante doit être complémentaire de la première, elle doit fournir la plus grande quantité d'information, et ainsi de suite jusqu'à l'obtention de la dernière composante principale.

### III.4.2.2 Objectif

Les objectifs poursuivis par une ACP sont :

- La réduction de la dimension des vecteurs, et leur approximation avec  $q$  variables ( $q \ll P$ ).  
Autrement dit, on cherche à définir  $q$  nouvelles variables qui sont issus de la combinaison linéaire des  $P$  variables initiales, et qui feront perdre le moins d'informations possible, ce sont les composantes principales. Les axes qu'elles déterminent sont des axes principaux et les formes linéaires associées des facteurs principaux.
- La représentation graphique des variables dans un sous-espace  $F_q$  en explicitant au "mieux" les liaisons initiales entre ces variables,
- La représentation graphique "optimale" des individus, minimisant les déformations du nuage des points, dans un sous-espace  $F_q$  de dimension  $q$  ( $q \ll p$ ),
- L'obtention d'axes orthogonaux, nécessaire pour certains algorithmes de fouille de données. [22]

### II.4.2.3 Mise en œuvre

Notre base de données comporte "6" variables (attributs) et "200" individus (échantillons). On cherche à trouver le plan bidimensionnel, qui va nous permettre de représenter le nuage de 200 points (observations), dans lequel la projection des points est la moins déformée possible.

Comme illustration on considère les données du tableau suivant : Il est composé de 8 individus ( $N=8$ ), chacun est décrit par 6 attributs (CE : concentration de l'énergie,  $\sigma_x$  : écart type).

Tab.3.2- Exemple de nuage de points

Variable $x^k$ Individu $x_i$	CE de la matrice S	CE du défaut	Moyenne de $\sigma_x$	CE pour $f = 50\text{Hz}$	CE pour $f = 150\text{Hz}$	CE pour $f = 250\text{Hz}$
1	1.0056 e-05	0.0063	7.3832	0.0053	0.0174	0.0371
2	1.0291 e-06	0.0056	8.1834	0.0051	0.0055	0.0298
3	7.2936 e-06	0.0104	9.1179	0.0052	0.0152	0.0367
4	1.0037 e-06	0.0057	8.3906	0.0051	0.0054	0.0297
5	1.1270 e-05	0.0099	5.8515	0.0053	0.0182	0.0372
6	1.1270 e-05	0.0069	8.0458	0.0053	0.0182	0.0372
7	5.3314 e-05	0.0028	8.3187	0.0051	0.0120	0.0135
8	9.4419 e-05	0.0026	7.9006	0.0051	0.0099	0.0117

On constate que le tableau précédent est constitué de variables de différentes natures (unités), et que ce sont les variables les plus dispersées (celles qui ont les plus grandes variances) qui engendrent les premières composantes principales. Autrement dit, les résultats de l'ACP sont influencés par les variables à forte dispersion, alors pour remédier à cet inconvénient, il est recommandé de donner la même importance (le même poids) aux différentes variables en effectuant une normalisation. Les moyennes et écarts types des observations de la table 2 sont donnés dans la table qui suit.

Tab.3.3- Les moyennes et écarts types

Valeurs statistiques	CE de la matrice S	CE du défaut	Moyenne de $\sigma_x$	CE pour f = 50Hz	CE pour f = 150Hz	CE pour f = 250Hz
Moyenne	0.0000	0.0064	8.0031	0.0052	0.0135	0.0303
Ecart type	0.0000	0.0028	0.7271	0.0001	0.0037	0.0100

L'ACP peut être réalisée sur des données centrées et réduites, c'est à dire que chaque variable a une moyenne=0 et un écart type=1, alors chaque individu suivra une distribution gaussienne centrée et réduite.

Les données centrées réduites de la table 2 sont données dans la table suivante :

Tab.3.4- Les données centrées réduites

Individu	CE de la matrice S	CE du défaut	Moyenne de $\sigma_x$	CE pour f = 50Hz	CE pour f = 150Hz	CE pour f = 250Hz
1	-0.4294	-0.0432	-0.8526	1.0970	1.0684	0.6745
2	-0.8049	-0.2824	0.2479	-0.9718	-2.1814	-0.0510
3	-0.5443	1.4482	1.5331	0.3211	0.4668	0.6377
4	-0.8060	-0.2801	0.5329	-0.9727	-2.1909	-0.0659
5	-0.3789	1.2625	-2.9591	1.4780	1.2935	0.6858
6	-0.3789	0.1824	0.0587	1.4780	1.2935	0.6858
7	1.3701	-1.3306	0.4340	-0.9969	-0.4107	-1.6730
8	3.0801	-1.3717	-0.1410	-0.8754	-0.9855	-1.8557

• **Choix d'une distance**

On cherche à représenter les N individus, dans un sous-espace  $F_q$  de dimension «  $q \ll P$  », en perdant le moins d'information possible alors :

- Le sous-espace  $F_q$  devra être « ajusté » le mieux possible au nuage des individus, c'est-à-dire que la somme des carrés des distances des individus à  $F_q$  doit être minimale.

- $F_q$  est le sous-espace de sorte que le nuage projeté, ait une inertie (dispersion) maximale.

Pour faire une représentation géométrique, il faut choisir une distance entre deux points du sous-espace. La distance utilisée par l'ACP est la distance euclidienne classique. Le carrée de la distance entre deux individus  $x_i$  et  $x_j$  est :

$$d^2(x_i, x_j) = \sum_{k=1}^P (x_i^k - x_j^k)^2 \quad (3.12)$$

Avec cette distance, toutes les variables jouent le même rôle et les axes définis par les variables constituent une base orthogonale. [22]

- **Choix de l'origine**

Le centre de gravité G du nuage des individus est alors le point dont les coordonnées sont les valeurs moyennes des variables :  $G(\bar{x}^1, \dots, \bar{x}^k, \dots, \bar{x}^p)$  (3.13)

Où  $\{\bar{x}^1, \dots, \bar{x}^k, \dots, \bar{x}^p\}$  sont les moyennes respectives de chaque attribut k.

- **Inertie totale du nuage des points**

L'inertie totale est la somme pondérée des carrés des distances des individus au centre de gravité G. [22] On note  $\mathfrak{I}_G$  l'inertie totale du nuage des points :

$$\mathfrak{I}_G = \frac{1}{N} \left[ \sum_{i=1}^N (x_i^1 - \bar{x}^1)^2 + \dots + \sum_{i=1}^N (x_i^k - \bar{x}^k)^2 + \dots + \sum_{i=1}^N (x_i^p - \bar{x}^p)^2 \right] \quad (3.14)$$

**Remarque**

- L'inertie totale est une mesure de la dispersion du nuage des individus par rapport à son centre de gravité. Si sa valeur est grande, cela signifie que le nuage est très dispersé, tandis que si elle est petite, alors le nuage est très concentré sur son centre de gravité.
- Quand on projette un ensemble de points dans un espace de dimension inférieure à celle de l'espace initial, la distance entre les points ne peut que diminuer. Pour trouver le meilleur plan de projection, on cherche le plan dans lequel la distance entre les points projetés demeure en moyenne maximale. On recherche alors les axes portants le maximum d'inertie ce qui équivaut à la construction de nouvelles variables de variance maximale.
- L'inertie est aussi égale à la somme des variances des variables étudiées :

$$\mathfrak{I}_G = Var(x^1) + Var(x^2) + \dots + Var(x^k) + \dots + Var(x^p) \quad (3.15)$$

• **Matrice des covariances**

Construction de la matrice des covariances entre les vecteurs d'attributs :

$$V = \begin{bmatrix} var(a_1) & cov(a_1, a_2) & \dots & cov(a_1, a_p) \\ cov(a_2, a_1) & var(a_2) & & cov(a_2, a_p) \\ cov(a_3, a_1) & cov(a_3, a_2) & \dots & cov(a_3, a_p) \\ cov(a_p, a_1) & cov(a_p, a_2) & \dots & var(a_p) \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

**Remarque**

Dans le cas où les variables sont centrées réduites, la variance de chaque variable vaut 1. L'inertie totale est alors égale à P (nombre de variables).

Alors la matrice des covariances s'écrit :

$$V = \begin{bmatrix} 1 & cov(a_1, a_2) & \dots & cov(a_1, a_p) \\ cov(a_2, a_1) & 1 & & cov(a_2, a_p) \\ cov(a_3, a_1) & cov(a_3, a_2) & \dots & cov(a_3, a_p) \\ cov(a_p, a_1) & cov(a_p, a_2) & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

Puisque les données sont centrées et réduites, la matrice des covariances est égale à la matrice de corrélation. L'examen de la matrice de corrélation est intéressant : elle permet de repérer les caractères fortement corrélés et les caractères qui ne sont pas corrélés. [22]

$$R = \begin{bmatrix} 1 & R(a_1, a_2) & \dots & R(a_1, a_p) \\ R(a_2, a_1) & 1 & & R(a_2, a_p) \\ R(a_3, a_1) & R(a_3, a_2) & \dots & R(a_3, a_p) \\ R(a_p, a_1) & R(a_p, a_2) & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

Dans le cas des données centrées réduites de la table 2, la matrice de corrélation est :

$$R = \begin{pmatrix} 1 & -0.7292 & 0.1050 & -0.4341 & -0.1923 & -0.9375 \\ -0.7292 & 1 & -0.0974 & 0.4584 & 0.3756 & 0.7981 \\ 0.1050 & -0.0974 & 1 & -0.5579 & -0.5077 & -0.2196 \\ -0.4341 & 0.4584 & -0.5579 & 1 & 0.9147 & 0.6513 \\ -0.1923 & 0.3756 & -0.5077 & 0.9147 & 1 & 0.4204 \\ -0.9375 & 0.7981 & -0.2196 & 0.6513 & 0.4204 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.19)$$

- Le calcul des valeurs propres et des vecteurs propres de la matrice R fournissent toute l'information recherchée.
- La matrice R étant par sa nature, symétrique et définie positive, ses valeurs propres sont positives et réelles et ses vecteurs propres sont réels.

• **Valeurs Propres et Vecteurs Propres**

Soit  $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  la matrice de corrélation :

- $\lambda$  est une valeur propre de  $\mathbf{R}$ , si  $\exists \mathbf{X} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{X} \neq \mathbf{0}$  tel que  $\mathbf{R} \mathbf{X} = \lambda \mathbf{X}$ .
- Un tel vecteur  $\mathbf{X}$  est un vecteur propre de  $\mathbf{R}$  associé à la valeur propre  $\lambda$ .

Le système linéaire  $\mathbf{R} \mathbf{X} = \lambda \mathbf{X}$  est résoluble car il admet toujours au moins une solution  $\mathbf{X} = \mathbf{0}$ . Pour savoir si  $\lambda$  est une valeur propre de  $\mathbf{R}$ , il faut savoir si le système linéaire  $\mathbf{R} \mathbf{X} = \lambda \mathbf{X}$  admet une solution autre que  $\mathbf{X} = \mathbf{0}$  (c'est à dire,  $(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}n) \mathbf{X} = \mathbf{0}$ ). Ceci est vérifié si  $\det(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}n) = 0$ . Le polynôme  $P(\lambda) = \det(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}n)$  est appelé polynôme caractéristique de  $\mathbf{R}$ .

Deux cas se présenteront :

- Premier cas : Si  $P(\lambda) = \det(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}n) \neq 0$ , la matrice  $(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}n)$  est inversible et donc, d'après ce que nous avons vu le système linéaire aura une solution.
- Deuxième cas : Si  $P(\lambda) = \det(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}n) = 0$ , la matrice  $(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}n)$  n'est pas inversible et donc  $rg(\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}n) < n$ . Le système est alors résoluble et admet donc une infinité de solutions. Dans ce cas,  $\lambda$  est valeur propre de  $\mathbf{R}$ . [22]

Dans le cas de la matrice (3.18), les valeurs propres et leurs vecteurs propres associés sont:

- $\lambda_1 = 3.5599 \rightarrow \vec{V}_1 = (-0.6874 ; -0.3642 ; -0.2552 ; 0.1005 ; 0.2940 ; 0.4829)$
- $\lambda_2 = 1.5254 \rightarrow \vec{V}_2 = (-0.3030 ; 0.5553 ; 0.0308 ; -0.4890 ; -0.4596 ; 0.3855)$
- $\lambda_3 = 0.5551 \rightarrow \vec{V}_3 = (0.5217 ; -0.5095 ; -0.2916 ; -0.2405 ; -0.3374 ; 0.4598)$
- $\lambda_4 = 0.2982 \rightarrow \vec{V}_4 = (0.0413 ; -0.0357 ; -0.2314 ; -0.7753 ; 0.5286 ; -0.2509)$
- $\lambda_5 = 0.0468 \rightarrow \vec{V}_5 = (0.1608 ; -0.0851 ; 0.8130 ; -0.1344 ; 0.3381 ; 0.4166)$
- $\lambda_6 = 0.0146 \rightarrow \vec{V}_6 = (-0.3687 ; -0.5394 ; 0.3665 ; -0.2715 ; -0.4413 ; -0.4127)$

**Remarques**

- Les 6 vecteurs  $\vec{V}_k$  sont unitaires,  $\vec{V}_k = 1$ .
- Ces vecteurs sont orthogonaux deux à deux  $\langle \vec{V}_j, \vec{V}_k \rangle = 0$ . Ils constituent alors un espace orthonormé.
- Si quelques valeurs propres ont des valeurs bien plus importantes que les autres, cela signifie que l'essentiel de l'information est donné par les axes principaux définis par leurs vecteurs associés.
- L'ordre de grandeur des valeurs propres les unes par rapport aux autres indique leur importance.

- L'importance d'une valeur propre est donnée par son inertie  $\mathfrak{I}_k = \frac{\lambda_k}{p}$

$$\begin{aligned} \mathfrak{I}_1 &= \frac{\lambda_1}{6} = \frac{3.5599}{6} = 0.590 & \mathfrak{I}_4 &= \frac{\lambda_4}{6} = \frac{0.2982}{6} = 0.049 \\ \mathfrak{I}_2 &= \frac{\lambda_2}{6} = \frac{1.5254}{6} = 0.250 & \mathfrak{I}_5 &= \frac{\lambda_5}{6} = \frac{0.0468}{6} = 0.007 \\ \mathfrak{I}_3 &= \frac{\lambda_3}{6} = \frac{0.5551}{6} = 0.092 & \mathfrak{I}_6 &= \frac{\lambda_6}{6} = \frac{0.0146}{6} = 0.002 \end{aligned}$$

• **Choix des Axes Principaux**

On appelle axes principaux d'inertie les axes dont la direction est donnée par les vecteurs propres de l'espace  $F_q$ . Le premier axe est celui associé à la plus grande valeur propre, on le note  $U_1$ , le deuxième axe est celui associé à la deuxième valeur propre qu'on note  $U_2$ . Le pourcentage d'inertie ou de dispersion représente la quantité d'informations recueillie par un axe principal. L'analyse ACP est pertinente lorsqu'on arrive, avec un petit nombre d'axes, à synthétiser le maximum de l'information.

Notons  $C^k$ , ( $k = 1 \dots P$ ), les composantes principales,  $C_i^k$  dénotant le  $k^{eme}$  caractère principal de l'individu  $i$ . On a une relation reliant les attributs originaux aux attributs synthétiques.

$$\begin{aligned} C^k &= U_1^1 a^1 + U_1^2 a^2 + U_1^3 a^3 + \dots + U_1^P a^P \\ C_i^k &= U_1^1 a_i^1 + U_1^2 a_i^2 + U_1^3 a_i^3 + \dots + U_1^P a_i^P \end{aligned}$$

Chaque individu  $i$  sera alors représenté par des attributs artificiels comme suit :

$$\text{Individu } i \begin{pmatrix} C_1^1 & C_1^2 & \dots & C_1^P \\ C_2^1 & C_2^2 & \dots & C_2^P \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_i^1 & C_i^2 & \dots & C_i^P \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_N^1 & C_N^2 & \dots & C_N^P \end{pmatrix} \tag{3.20}$$

La meilleure représentation des données au moyen de  $q < P$  caractères s'obtient en ne prenant en compte que les premières composantes principales. Puisque nous avons  $\lambda_1 \gg \lambda_2 > \lambda_3 > \dots$ , cela signifie que l'essentiel de l'information sera donné par l'axe défini par le vecteur associé à  $\lambda_1$ . [22]

En considérant, les deux premières valeurs propres  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$ , les individus  $i$  seront représentés comme suit :

$$\text{Individu } i \begin{pmatrix} C_1^1 & C_1^1 \\ C_2^1 & C_2^1 \\ \dots & \dots \\ C_i^1 & C_i^1 \\ \dots & \dots \\ C_N^1 & C_N^1 \end{pmatrix} \quad (3.21)$$

Le nuage de points peut maintenant être projeté sur un espace à deux dimensions.

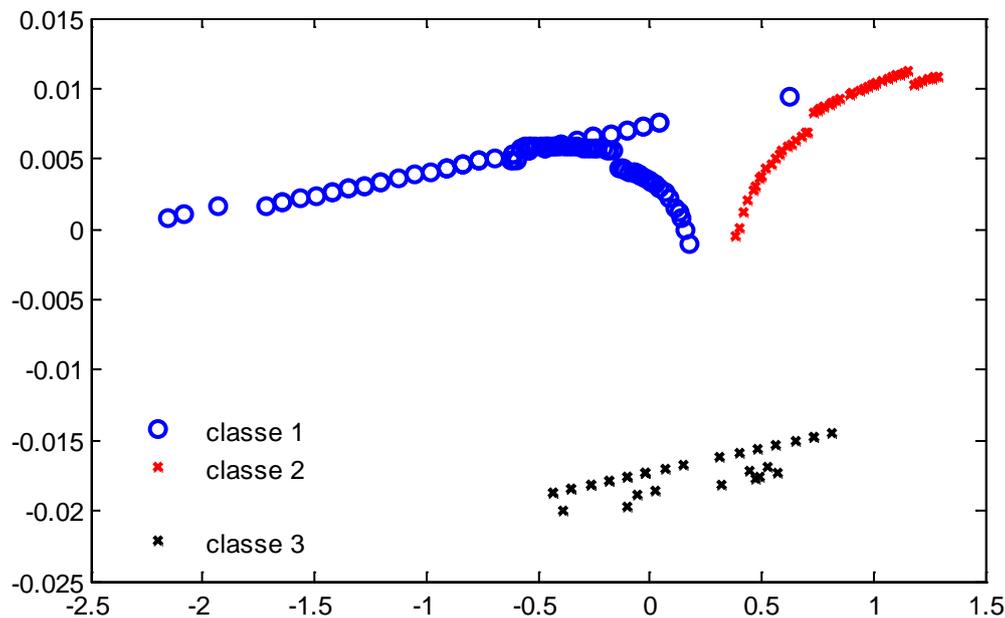


Figure 3.7 : Représentation du nuage de points sur le premier plan principal

## III.5 Classification des défauts

### III.5.1 Principe Général de la Classification

La classification peut être définie comme la recherche d'une répartition d'un ensemble d'éléments en plusieurs catégories. Chaque catégorie appelée classe, regroupe des individus partageant des caractéristiques semblables. L'objectif est d'obtenir des classes les plus homogènes et les plus distinctes possibles. Identifier des catégories nécessite de définir soigneusement un espace dans lequel le problème de classification doit être résolu. Un tel espace est souvent représenté par des vecteurs de paramètres extraits des éléments à classer. La classification est réalisée en adoptant une approche probabiliste (générative), discriminative, neuronale ou encore stochastique (aléatoire). [18]

Il existe deux types de méthodes de classification : les méthodes dites "supervisées" et les méthodes dites "non-supervisées".

### **III.5.1.1 Méthode de Classification Supervisée**

La classification supervisée dite aussi discrimination est la tâche, qui consiste à discriminer des données de façon supervisée (avec l'aide préalable d'un expert), un ensemble d'objets ou plus largement de données, de telle manière que les objets d'un même groupe (classe) sont plus proches les uns aux autres que ceux des autres groupes (au sens d'un critère de dis-similarité choisi). Les méthodes supervisées opèrent en deux étapes :

La première étape, dite étape d'apprentissage, où il s'agit d'apprendre une règle de classification à partir de données annotées (étiquetées) par l'expert et donc pour lesquelles les classes sont connues.

La seconde étape a pour objectif de prédire les classes de nouvelles données, pour lesquelles les classes sont inconnues. La prédiction est une tâche principale utilisée dans de nombreux domaines, y compris l'apprentissage automatique, la reconnaissance de formes, le traitement de signal et d'images, etc. D'un point de vue général, les méthodes supervisées se différencient selon qu'elles adoptent une approche :

- Discriminative qui consiste à localiser les classes dans l'espace des paramètres en estimant leurs frontières. C'est le cas par exemple, de la règle des k plus proches voisins (K-PPV), des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) ou encore des Séparateurs à Vaste Marge (SVM).
- Générative, pour laquelle on cherche à estimer les paramètres de la distribution caractérisant chacune des classes considérées dans l'espace des paramètres retenu. Ces distributions sont très souvent caractérisées par une loi gaussienne ou un mélange de plusieurs de ces lois (*GMM* pour *Gaussian Model Mixture*). [18]

### **III.5.1.2 Méthode de Classification Non-supervisée**

L'expression "non-supervisée" exprime le fait qu'il n'existe aucun "superviseur" pour identifier la classe à laquelle appartiennent les observations. La répartition d'un ensemble de données en plusieurs classes est réalisée sans connaissance à priori sur les classes recherchées. Comme les méthodes supervisées, ces techniques requièrent la définition d'un espace de paramètres dans lequel chaque élément à classer est projeté. Il s'agit donc de réaliser une classification "à l'aveugle" pour "deviner" comment sont distribuées les classes dans l'espace de classification choisi. [18]

Le plus connu des problèmes non-supervisés est le *clustering*. Les classes, que nous appellerons *clusters*, sont formées par regroupement des éléments qui ont certaines caractéristiques en commun. Un autre problème non-supervisé est l'estimation de densité. Son objectif est de modéliser la distribution des données. Le modèle doit pouvoir fournir une bonne estimation de la base de test issue de la même distribution (inconnue) que les données d'apprentissage. On distingue généralement quatre types d'approches du clustering : les approches basées sur le partitionnement des données, de densités, de l'espace et les approches hiérarchiques.

Les algorithmes de classification non-supervisée ont de nombreux inconvénients : La recherche d'une structure optimale, c'est pourquoi, on utilise généralement des techniques approximatives comme la recherche d'optima locaux, l'utilisation d'heuristiques ou de modèles probabilistes. Cela a pour conséquence que l'application de différents algorithmes non-supervisés sur les mêmes données donnent des regroupements différents.

Un autre inconvénient est le problème de la validation des clusters obtenus. En effet, ces clusters doivent normalement représenter des structures propres aux données, mais ils peuvent parfois être le produit d'artefact. Certains algorithmes sont très sensibles aux petites perturbations dans les données. Pour ces algorithmes, de petites variations dans les données entraînent une très grande variabilité des clusters obtenus.

Citons également le problème du choix du nombre de clusters. Lorsque l'on souhaite découvrir de nouvelles connaissances et les regrouper en clusters, le problème est de savoir combien de clusters sont nécessaires pour bien représenter ces connaissances. Pour les classifications hiérarchiques, c'est l'utilisateur qui doit décider où couper la hiérarchie. Pour les partitions comme les k-means, c'est l'utilisateur qui pourra indiquer le nombre de clusters à l'initialisation. Cependant, lorsque l'on dispose d'un grand nombre de données, l'utilisateur aura de plus en plus de mal à déterminer le nombre de clusters, ou le moment où il faut arrêter le regroupement. Mais le plus grand inconvénient des algorithmes non-supervisés est qu'ils sont généralement peu efficaces par rapport aux algorithmes supervisés. [23]

Dans les paragraphes qui suivent, nous décrivons succinctement le principe d'un certain nombre de méthodes de classification.

### III.5.2 Etat de l'art

#### III.5.2.1 Réseau de Neurones Artificiel

Cette méthode est inspirée par le fonctionnement des neurones biologiques. Le réseau de neurones est une structure composée d'une succession de couches de neurones, où chaque neurone d'une couche est connecté par des poids modifiables aux neurones de la précédente. La valeur de sortie d'un neurone sert ainsi au calcul de la valeur d'entrée des neurones de la couche suivante. La valeur d'entrée d'un neurone de la couche  $k$  est égale à la somme pondérée des sorties des neurones de la couche  $k-1$ . Un seuil est ensuite appliqué à cette valeur d'entrée pour déterminer si le neurone est actif ou non et ainsi définir sa valeur de sortie.

Durant la phase d'apprentissage, on applique en entrée du réseau de neurones des données pour lesquelles on connaît, à l'avance, les valeurs de sortie (les classes). Il s'agit ensuite de définir à l'intérieur du réseau, pour chaque neurone, les poids optimaux à appliquer pour retrouver les valeurs de sortie que l'on est supposé obtenir à partir de ces données d'entrée. Une fois la phase d'apprentissage terminée, le réseau est capable de classer automatiquement les nouveaux éléments de classe inconnue qui lui sont fournis en entrée. [18]

#### Avantages

- ✓ Classifieur très précis (si bien paramétré).
- ✓ Apprentissage automatique des poids.
- ✓ Possibilité de faire le parallélisme (les éléments de chaque couche peuvent fonctionner en parallèle).
- ✓ Résistance aux pannes (si un neurone ne fonctionne plus, le réseau ne se perturbe pas).

#### Inconvénients

- ✓ Détermination de l'architecture du réseau est complexe.
- ✓ Difficulté de paramétrage surtout pour le nombre de neurone dans la couche cachée.
- ✓ Paramètres difficiles à interpréter (boite noire). [24]

#### III.5.2.2 Séparateur à Vaste Marge

Inspirées de la théorie statistique de l'apprentissage, les *Supports Vectors Machines* sont des méthodes de classification binaire par apprentissage supervisé. Les SVM sont une généralisation des classifieurs linéaires, ils peuvent être utilisés dans le cas où l'espace de représentation des éléments est linéairement séparable.

La méthode à base de SVM cherche l'hyperplan séparateur le plus éloigné des éléments de la base d'apprentissage, dit hyperplan optimale. Pour classer une nouvelle entité, on cherche à savoir de quel côté de l'hyperplan se trouve telle.

Ce modèle ne suppose pas que les descripteurs sont indépendants contrairement aux méthodes bayésiennes. Cette technique a dernièrement reçu un réel engouement, certainement car elle dispose de fondements théoriques solides, et obtient généralement de bons résultats. Son principe est assez simple. Soit un ensemble d'apprentissage où chaque élément appartient à l'une des deux classes notées +1 et -1 et supposées linéairement séparables, l'algorithme recherche la séparation qui maximise la «marge». La marge peut être définie comme la distance euclidienne entre la surface de séparation (hyperplan) et le point le plus proche de l'ensemble d'apprentissage.

Dans le cas d'un problème non linéaire, les SVM utilisent les fonctions noyaux qui permettent de trouver des fonctions de décision non linéaires, tout en s'appuyant fondamentalement sur des méthodes linéaires, en introduisant la notion d'espace de redescription. L'idée est de projeter les points d'apprentissage dans un espace T de dimension plus élevée, grâce à une fonction non-linéaire, qu'on appelle fonction noyau, choisie a priori et d'appliquer la même méthode d'optimisation de la marge dans l'espace T. L'espace ainsi obtenu est appelé espace des caractéristiques ou aussi espace transformé, et l'hyperplan séparateur obtenu dans l'espace T est appelé hyperplan optimal généralisé. [24]

L'avantage de cette méthode réside dans le fait qu'une fois l'hyperplan déterminé, la classification des futurs éléments inconnus est réalisée uniquement à partir de leurs positions respectives par rapport aux vecteurs supports. Cela permet de réduire considérablement le nombre d'éléments à mémoriser dans la base de référence.

### **Inconvénients**

- ✓ Classification binaire d'où la nécessité d'utiliser l'approche un-contre-un.
- ✓ Grande quantité d'exemples en entrées implique un calcul matriciel important.
- ✓ Temps de calcul élevé lors d'une régularisation des paramètres de la fonction noyau. [24]

### **III.5.2.3 Gaussian Mixture Model (GMM)**

Il s'agit de considérer qu'à l'intérieur d'une classe, la distribution des données de l'ensemble d'apprentissage suit une loi de probabilité dont la fonction de densité est un mélange de lois normales. Ainsi, la distribution des éléments d'une même classe est modélisée telle une somme de plusieurs gaussiennes. Pour chaque gaussienne, on commence par déterminer la variance et la moyenne. Ces paramètres sont ensuite optimisés de manière itérative, selon un critère de maximum

de vraisemblance, afin de se rapprocher au mieux de la distribution réelle des éléments de référence de cette classe. Une fois la distribution de chacune des classes ainsi approximée, on estime la probabilité d'appartenance d'un nouvel élément inconnu à chacune de ces distributions, et donc à la classe qui leur est respectivement associée. Finalement, on attribue à cet élément la classe à laquelle il a le plus de chances d'appartenir, c'est-à-dire la classe associée à la distribution qui a conduit à la probabilité d'appartenance la plus élevée. [18]

### **III.5.2.4 Méthode des centres mobiles (k-means)**

La méthode des centres mobiles est une méthode itérative qui nécessite une représentation dans l'espace des éléments à classer. Le nombre de classes  $k$  est déterminé a priori. On commence par sélectionner au hasard  $k$  éléments (un pour chaque classe). Ces éléments sont appelés centres. Une fois cette phase d'initialisation terminée, on répète les deux étapes suivantes, sur les autres éléments à classer, jusqu'à avoir atteint la variance interclasses maximale :

- 1- Affecter chaque individu au centre (c'est-à-dire à la classe correspondante) le plus proche au sens de la distance euclidienne. A chaque itération, les éléments sont donc répartis en  $k$  classes, ou moins si, finalement, une des classes est devenue vide.
- 2- Calculer le centre de gravité, de chaque classe, qui devient le nouveau centre. [18]

### **III.5.2.5 Méthode des Nuées Dynamiques (Partitionnement autour d'un noyau)**

Il s'agit d'une variante de la méthode des centres mobiles. Elle consiste à remplacer chaque centre de classe par un noyau constitué d'éléments représentatifs de cette classe. Cette modification permet de corriger l'influence des valeurs extrêmes sur le calcul du centre de gravité. Contrairement dans l'algorithme des k-means : les barycentres des classes ne sont pas recalculés à la fin des affectations, mais à la fin de chaque allocation d'un individu à une classe. L'algorithme est ainsi plus rapide, mais l'ordre d'apparition des individus dans le fichier n'est pas neutre. [18]

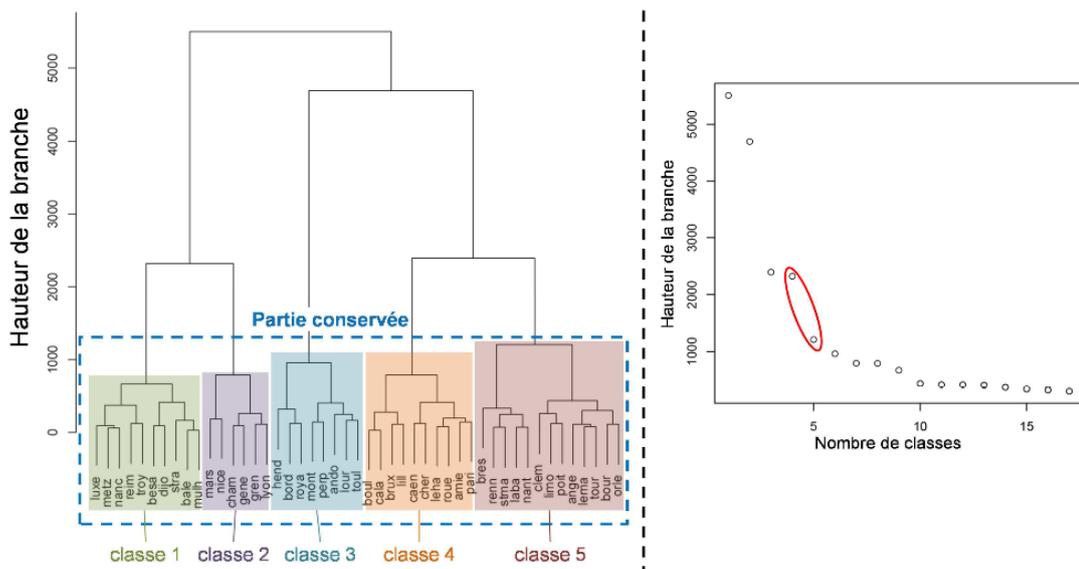
### **III.5.2.6 Classification Ascendante Hiérarchique**

Cette méthode appartient à la méthode des heuristiques. Elle est utilisée pour construire des classes pour les données ainsi que pour les visualiser. Cette technique consiste à construire progressivement, et en commençant par le bas, un arbre (ou dendrogramme) avec les éléments à classer. Pour cela, on définit au départ autant de classes qu'il y a d'éléments. Ensuite, les éléments les plus proches sont regroupés deux par deux et ainsi de suite jusqu'à n'avoir plus qu'une seule classe à la racine de l'arbre.

Le nombre de classes peut être déterminé de deux façons :

- Directement à la vue du dendrogramme,
- À l'aide d'une représentation de la décroissance de la hauteur de la branche (soit de l'écart de distance) à l'issue de chaque regroupement en fonction du nombre de classes. Le nombre de classes est défini en parcourant le graphique à partir de la droite. [18]

On choisit celui qui précède le premier saut significatif de la décroissance, soit dans cet exemple 5 d'après le graphe de droite de la figure suivante :



**Figure 3.8 : Dendrogramme (à gauche) et méthode de détermination du nombre de classes (à droite). [18]**

### III.5.3 Méthode envisagée : Algorithme des K-Plus Proches Voisins

#### III.5.3.1 Principe

La méthode des k plus proches voisins (*KNN pour K-Nearest Neighbor*) se base sur une comparaison directe entre le vecteur caractéristique représentant l'élément à classer et les vecteurs caractéristiques représentant les k éléments de référence (dont la classe est connue). La comparaison consiste en un calcul de distances entre ces éléments. L'entité à classer est assignée à la classe majoritaire, parmi les classes des k entités les plus proches en terme de distance euclidienne. Notons par  $X_p = (x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pN})$  le vecteur caractéristique de l'élément p de référence, et par q l'élément à classer avec  $X_q = (x_{q1}, x_{q2}, \dots, x_{qN})$  son vecteur caractéristique, N est le nombre de caractéristiques. Les distances suivantes sont usuellement employées par les classifieurs KNN :

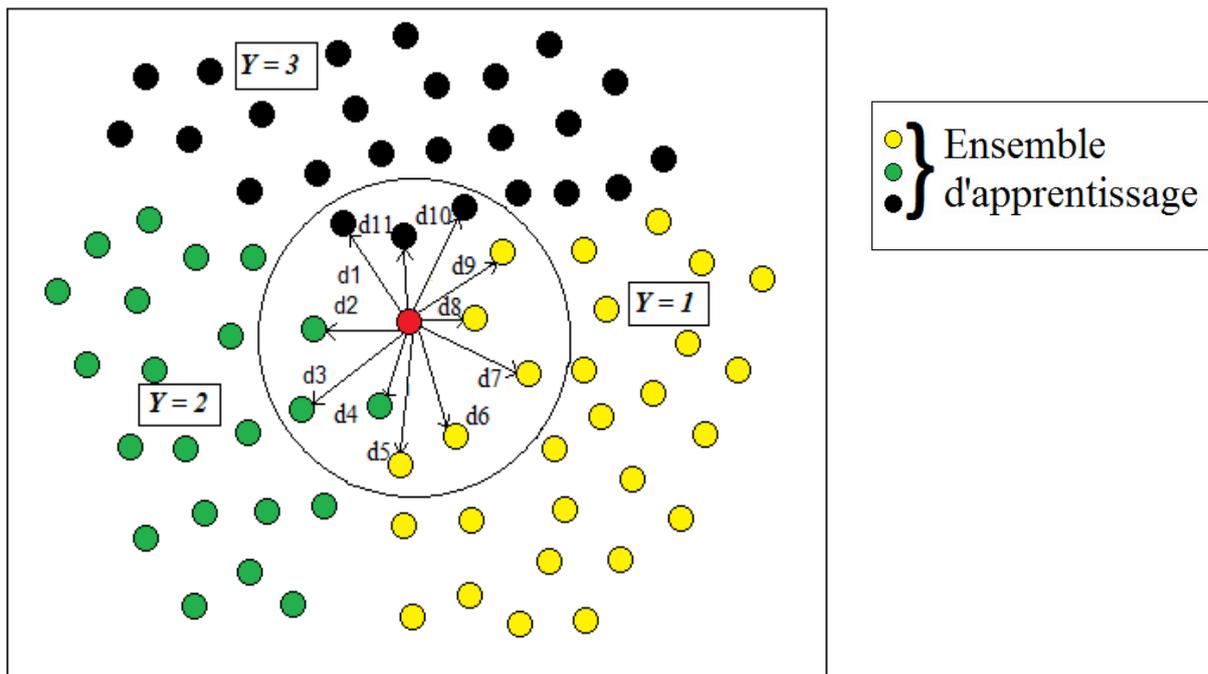
$$D(x_p, x_q) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{pi} - x_{qi})^2} \tag{3.22}$$

- **Quelques règles sur le choix de k :**

Le paramètre k doit être déterminé par l'utilisateur ( $1 \leq k \leq n$ ). En classification binaire, il est utile de choisir k impair pour éviter les votes égalitaires. Le meilleur choix de k dépend du jeu de données. En général, les grandes valeurs de k réduisent l'effet du bruit sur la classification et donc le risque de sur-apprentissage, mais rendent les frontières entre les classes moins distinctes. Il convient donc de faire un choix de compromis entre la variabilité associée à une faible valeur de k contre un sur-lissage (gommage des détails) pour une forte valeur de k. Il faut choisir la valeur de k qui minimise l'erreur de classification.

- **Exemple montrant le principe de fonctionnement des K-PPV**

Dans l'exemple qui suit, on considère trois classes, représentées respectivement en jaune ( $Y = 1$ ), en vert ( $Y = 2$ ) et en noir ( $Y = 3$ ), la valeur de  $K=11$ . Les points jaunes, verts et noirs sont les éléments de la classe connue, ils constituent l'ensemble d'apprentissage. L'élément inconnu est matérialisé par le point rouge. Pour déterminer sa classe, il faut calculer toutes les distances entre ce point et chacun des points de la base de référence, de manière à déterminer les k voisins les plus proches parmi le nuage de points. Sur cet exemple, vu que les 5 points les plus proches du point rouge sont jaunes ; l'élément inconnu appartient, alors à cette même classe d'éléments.



**Figure 3.9 : Exemple de fonctionnement de la méthode des KPPV dans un espace à 2 dimensions**

Cette méthode supervisée et non-paramétrique est souvent performante. Elle est assez simple et directe, et ne nécessite pas d'apprentissage mais simplement le stockage des données d'apprentissage, alors nous avons choisi d'appliquer la règle des KPPV dans notre problème d'identification des défauts électriques.

### III.5.3.2 Algorithme

L'algorithme des k-plus proches voisins, est un algorithme facile, qui pour traiter un problème de classification avec un nombre quelconque d'étiquettes. Son principe est : pour chaque échantillon  $x$  on commence par déterminer l'ensemble de ses k-plus proches voisins parmi les points d'apprentissage. La classe que l'on affecte au nouveau point est alors la classe majoritaire dans cet ensemble.

---

#### Algorithme des KPPV

---

##### *Initialisation*

- Lire les données d'apprentissage  $Xa_i^k \left( \begin{matrix} i = 1 \dots N \\ k = 1 \dots P \end{matrix} \right)$
- Lire leurs labels  $Ya_i \ (i=1 \dots N)$
- Lire les données de test  $Xt_j^k \left( \begin{matrix} j = 1 \dots N \\ k = 1 \dots P \end{matrix} \right)$
- Fixer la valeur de K

##### *Début*

- Calcul de la matrice des distances entre chaque  $Xt_j^k$  et chaque  $Xa_i^k$
- Ordonner les distances de chaque point  $Xt_j^k$  avec les points  $Xa_i^k$ , de façon ascendante.  
En gardant les indices initiaux de leurs étiquettes.
- Pour chaque point  $Xt_j^k$ , trouver la classe majoritaire de ses k plus proches voisins

##### *Fin*

Evaluer les performances du classifieur.

---

**III.5.3.3 Résultats de la classification**

Voici les résultats obtenus de la classification par la méthode des K-ppv :

Tab.3.5- Résultats de la classification

Perturbation	Taux de bonne détection	Taux d'erreur (%)
Creux de tension (coupure)	97%	3 %
Houle de tension	97%	3%
Harmoniques	100%	0%

**III.6 Conclusion**

Tout au long de ce chapitre, nous sommes parvenus à localiser les trois défauts qui sont la chute de tension, la houle de tension et les harmoniques, en utilisant l'énergie de Shannon issue d'une analyse multi-résolution grâce à la transformée de Stockwell. Ensuite nous avons construit une base de données synthétique, pour pouvoir caractériser les défauts suscités. Alors, nous avons choisi trois caractéristiques, à savoir la concentration de l'énergie pour la matrice temps-fréquence, et la moyenne de son écart type ainsi que la concentration de l'énergie autour des harmoniques. Après avoir appliqué l'ACP à notre base de données, qui a permis de mettre en place les conditions nécessaires (axes orthogonaux et représentation du nuage de points dans un espace à deux dimensions), nous avons procédé à la classification par la méthode des K-ppv.

A la fin de ce chapitre, nous constatant que les résultats de la classification sont satisfaisants, au vue de l'état des recherches actuelles.



# **CONCLUSION GENERALE**

## Conclusion Générale

---

---

Ce travail de mémoire s'inscrit dans le domaine de la reconnaissance de forme, il présente une stratégie d'identification des défauts électriques basée sur une technique hybride, qui est l'analyse multi-résolution effectuée par la transformée de Stockwell avec la classification des défauts par l'algorithme des K-plus proches voisins.

Nous avons dans un premier temps exposé une étude bibliographique sur l'origine et les conséquences des défauts électriques, et nous avons pu évaluer la nécessité de garantir la qualité de l'énergie électrique. Les critères de la qualité de l'énergie sont liés directement à l'observation et à l'identification des perturbations sur les réseaux électriques. Les techniques et les méthodes permettant de réaliser leur analyse et leur détection sont exposées au second chapitre.

Le troisième chapitre a été consacré à la caractérisation et à la classification des défauts, où nous avons construit une base de données synthétique, constituée de signaux altérés par des défauts simulés à l'aide du logiciel MATLAB, afin de montrer l'efficacité de la technique appliquée.

Cette étude nous a permis d'approfondir et d'enrichir nos connaissances dans différents domaines. La classification de défauts électriques a constitué un sujet passionnant à découvrir, explorer et à analyser. Nous avons pu démontrer, à travers ce travail, que l'application de la transformée de Stockwell combinée avec la méthode des K-ppv aux problèmes de pollution des réseaux électriques a donné des résultats satisfaisants. La localisation des défauts dans le signal électrique par la nouvelle méthode, basé sur l'énergie de Shannon du spectre local, qui est issue d'une analyse multi-résolution grâce à la transformée de Stockwell, a montré une haute efficacité de localisation, permettant la définition exacte des instants d'apparition de la rupture de tension. Le choix des trois caractéristiques de mesure, à savoir : la concentration de l'énergie de la matrice S, la moyenne de l'écart type et la concentration de l'énergie autour des harmoniques, a permis une caractérisation efficiente des défauts. Sur la base de données synthétique de signaux, nous avons appliqué la procédure de classification pour aboutir, au final, à trois classes de défauts : la chute de tension, la houle de tension et la présence d'harmoniques.

Les paramètres statistiques utilisés pour l'évaluation du classifieur indiquent des très satisfaisants. Le taux d'erreur de détection est nul pour les harmoniques et inférieur à 3 % pour le creux et la houle de tension. Ces résultats, aussi satisfaisants qu'ils soient, demeurent perfectibles. Ce travail reste alors ouvert sur plusieurs perspectives :

- Utilisation d'une base de données réelle.
- Utilisation d'un plus large éventail de caractéristiques.
- Utilisation du classifieur SVM par exemple, pour améliorer les résultats de la classification.



# Bibliographie

- [01] « Elimination des harmoniques dans les installations », Schneider Electric, Edition Septembre 2015.
- [02] S.HADDAD, « *Gestion de la qualité d'énergie électrique dans un réseau de transmission* », Thèse de doctorat, Université : Badji Mokhtar (Annaba), 2010.
- [03] P.FERRACCI, « *La qualité de l'énergie électrique* », Cahier technique N°199, Schneider Electric, 2001.
- [04] S.CHENNAI, « *Etude, Modélisation et commande des filtres actifs : Apport des techniques de l'intelligence Artificielle* », Thèse de doctorat, Université : Mohamed Khider (Biskra), 2013.
- [05] 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 (France), 2006.
- [06] F.KOUADRA, « *Etude des variations rapides de tension pour le raccordement d'une production décentralisée dans un réseau MT* », Thèse de doctorat, Université : Mentouri (Constantine).
- [07] S.SHARMISTHA, « *Power quality disturbance detection and classification using signal processing and soft computing techniques* », Thèse de doctorat, Université : Rourkela (Inde), 2014.
- [08] D.OULD-ABDESLAM, « *Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques : Application au filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension* », Thèse de doctorat, Université : Haute Alsace (France), 2005.
- [09] A.DE ALMEIDA, L.MOREIRA et J.DELGADO, « *Power Quality problems and new solutions* ».
- [10] M.WANG, P.OCHENKOWSKI et A.MAMISHEV, « *Classification of power quality disturbances using time-frequency ambiguity plane and neural networks* », IEEEExplore, 2001.
- [11] A.GARGOOM, N.ERTUGRUL et W.SOONG, « *Investigation of effective automatic recognition systems of power-quality events* », IEEE Transactions on power delivery, VOL 22, N° 4, 2007.
- [12] H.HE, X.SHEN et J.STARZYK, « *Power quality disturbances analysis based on EDMRA method* », International Journal of Electrical Power and Energy Systems 31, P 258-268, 2009.

- [13] S.ROY et S.NATH, « *Classification of power quality disturbances using features of signals* », International journal of scientific and research publications, VOL 2, 2012.
- [14] Z.LIU, Y.CUI et W.LI, « *Combined power quality disturbances recognition using wavelet packet entropies and S-Transform* », Entropy, VOL 17, Pages: 5811-5828, 2015.
- [15] N.HUANG, S.ZHANG et G.CAI, D.XU, « *Power quality disturbances recognition based on a multiresolution generalized S-Transform and a PSO-Improved decision tree* », Energies 2015, VOL 8, Pages: 549-572, 2015.
- [16] S.ASSOUS, « *Time-frequency analysis by the S transform and interpretation of the laser doppler flowmetry signals : clinic diagnosis applications* », Thèse de doctorat, Université : Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Centre d'Angers (France), 2005.
- [17] N.HALA, « *Méthode d'identification et de classification de la consommation d'énergie par usages en vue de l'intégration dans un compteur d'énergie électrique* », Thèse de doctorat, Université : Blaise Pascal, 2009.
- [18] S.DUDOYER, « *Méthode de détection et de reconnaissance de bruits électromagnétiques permettant la prédiction de leurs effets sur les transmissions GSM-R* », Thèse de doctorat, Université de Lille 1 (France), 2014.
- [19] S.SBAA, « *Etude des techniques de détection des variations spectrales par la réallocation de la représentation de la représentation énergétique temps-fréquence* », Thèse de doctorat, Université de Badji Mokhtar (Annaba), 2006.
- [20] A.ABDELAZEEM et A.ABDELSALAM, « *Classification of power system disturbances using linear Kalman filter and fuzzy-expert system* », Electrical Power and Energy Systems, Vol 43, Page : 688–695, 2012.
- [21] A.AMIROU, « *Optimisation des SVMs pour la discrimination de signaux* », Thèse de doctorat, Université de Mouloud Mammeri (Tizi-Ouzou), 2015.
- [22] Z.AMIROU, « *Fouille de données – classification* », Cours, Université de Mouloud Mammeri (Tizi-Ouzou), 2015.
- [23] S.TOLLARI, « *Indexation et recherche d'images par fusion d'informations textuelles et visuelles* », Thèse de doctorat, Université du Sud Toulon-Var, 2006.
- [24] H.CHERIF, « *Classifieurs SVM et Réseau de neurones* », Cours, Université de Tlemsen, 2011.