

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



Département d'Electrotechnique

Mémoire de Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du Diplôme d'Ingénieur d'Etat en Electrotechnique

Thème

*Diagnostic de l'état de surface d'un isolateur
pollué de haute tension en utilisant les méthodes
de traitement de signal*

Proposé et dirigé par :

Pr. A. MEKHALDI

Mr. B. MOULA

Elaboré par :

Mohamed BOUHAUCHE.

Ahmed Khaled CHAOU.

Promotion Juin 2012

Dédicaces

Je dédie ce travail auquel j'ai mis de mon mieux pour aboutir à mon objectif que j'ai tant considéré :

A ma Mère et mon Père

Aucune dédicace ne pourra traduire mon profond amour et gratitude pour l'affection que vous m'avez offerte. Vos sacrifices illimités, encouragements et prières ont été pour moi source de zèle et gage de réussite.

Que cette thèse soit l'expression de ma profonde tendresse et reconnaissance. J'espère être digne et à la hauteur de votre confiance et de vos espérances. Je prie Dieu pour vous jouir de bonne santé toute la vie et que vos vœux soient exaucés.

A ma chère sœur « Nawel » et mon cher frère « Billel »

Que cette thèse soit un témoignage de la profondeur des sentiments d'amour, de considération et de respect que j'éprouve à vos égards. Je prie Dieu tout puissant de vous protéger et de vous accorder réussite, bonheur et surtout santé pour Nawel.

A mon binôme Khaled

A mes amis

A mes collègues du CCU

Que vous trouvez dans ce travail l'expression de ma sincère reconnaissance pour votre disponibilité et votre gentillesse.

A toute ma famille d'Alger, Annaba, Paris et Suède.

A tous les électrotechniciens – promotion 2012 –

Mohamed.

Dédicaces

*A mes parents,
tout simplement les meilleurs parents du
monde.*

*Pour toutes les peines endurées,
toutes les privations et sacrifices consentis,
pour faire de moi ce que je suis aujourd'hui.
Je leurs dédie ce travail, pour témoigner de
mon éternelle gratitude envers eux.*

Un seul mot : MERCI.

Khaled.

Remerciements

Nous remercions le bon Dieu miséricordieux et clément, qui nous protège et qui nous a guidés dans la bonne voie des sciences et de la connaissance.

A notre promoteur Mr A.Mekhaldi

Pour ses précieux conseils durant ce travail et pour ses qualités humaines : modestie, bienveillance et moralité qui resteront pour nous un exemple à suivre dans notre vie professionnelle. Puisse ce travail vous satisfaire et témoigner notre grande reconnaissance et notre profonde estime.

A notre co-promoteur Mr B.Moula

Vous avez veillé sur la réalisation de ce travail et vous nous avez menés à bon escient. Sans votre aide précieuse, vos suggestions, vos conseils judicieux et vos encouragements incessants, ce travail n'aurait pu être accompli. Veuillez trouver dans ce travail l'expression de notre sincère reconnaissance et de notre respect.

A Mme Ghislaine du CCU

Ravis et fiers de l'honneur que vous nous avez fait en acceptant aimablement de nous aider tout au long de la rédaction de ce mémoire. Vous nous avez toujours accueillis avec amabilité et simplicité habituelles malgré vos nombreuses occupations. Puisse ce travail vous satisfaire et témoigner de notre haute considération et notre profonde estime.

A Mme D.Namane

Vous nous faites un grand honneur en acceptant de présider le jury.

A Mr T.Zebbadji

Nous sommes très honorés de vous compter parmi les examinateurs et vous remercions vivement d'avoir accepté de juger ce travail.

Nous remercions tous ceux qui de près ou de loin ont contribué à la réalisation de ce travail.

Sommaire

Introduction générale.....1

Chapitre I : Travaux antérieurs sur le phénomène de la pollution des isolateurs

Introduction

I.1. Caractérisation du procédé d'érosion par les méthodes d'analyse temps-fréquence3

I.2. Analyse du signal de courant de fuite sur des isolateurs pollués par la technique RP...5

I.3. Estimation de la sévérité de la pollution des isolateurs sous une contamination non uniforme en utilisant la transformée en ondelettes discrète7

I.4. Etude comparative des matériaux d'isolateurs exposés à des décharges superficielles en HVAC et HVDC 10

I.5. Paramètres de prédiction pour le dimensionnement des isolateurs en pollution non-uniforme par l'analyse de régression multiple 12

I.6. Utilisation de la technique RP pour l'analyse du signal du courant de fuite sur des isolateurs composites givrés-glacés..... 13

I.7. Diagnostic de l'état de surface d'un isolateur en utilisant la transformée en ondelettes et les réseaux de neurones 16

I.8. Etude de la pollution des isolateurs en céramique par la détection des décharges partielles..... 18

I.9. Modélisation d'un isolateur de haute tension en présence d'arcs et de décharges partielles.....20

I.10. Analyse des décharges partielles pour le diagnostic de l'état de surface des isolateurs en polymères (SIR)..... 22

Conclusion

Chapitre II : Etude de la pollution des isolateurs par la technique Recurrent Plot « RP »

Introduction

II.1. La théorie du chaos 27

II.1.1. Origine et définition.....	27
II.1.2. L'attracteur de Lorenz.....	28
II.2. Systèmes dynamiques	28
II.2.1. Modèle déterministe, modèle stochastique et modèle chaotique.....	29
II.2.2. Espace des phases	29
II.2.2.1. Construction de Ruelle-Takens (méthode des délais).....	29
II.3. Le diagramme de récurrence (RP)	30
II.3.1. Définition	30
II.3.2. Les structures dans les diagrammes de récurrence	31
II.3.3. Analyse quantitative du diagramme de récurrence (RQA).....	33
II.3.3.1. Les mesures de la RQA.....	33
II.4. La technique RP pour l'étude du phénomène de contournement des isolateurs.....	35
II.4.1. La technique RP appliquée directement au signal du courant de fuite	35
II.4.2. La technique RP appliquée au détail du signal du courant de fuite	37
II.5. RP des composantes fréquentielles du signal du courant de fuite	38
II.5.1. Cas d'une pollution de classe 1.....	38
II.5.2. Cas d'une pollution de classe 2.....	40
II.5.3. Cas d'une pollution de classe 3.....	41
II.6. RP de la composante haute fréquence du signal du courant de fuite.....	46
II.6.1. Influence de la classe de pollution	46
II.6.1.1. Cas d'une pollution de classe 1	46
II.6.1.2. Cas d'une pollution de classe 2.....	49
II.6.1.3. Cas d'une pollution de classe 3.....	51
II.6.1.4. Discussion des résultats	54
II.6.2. Influence de la conductivité de la solution polluante.....	54
II.6.1. Influence de la largeur de la couche polluante.....	57
II.7. Application de l'analyse quantitative de récurrence (RQA) au signal du courant de fuite	59
II.7.1. Influence de la classe de pollution	59

II.7.1.1. Cas d'une pollution de classe 1	59
II.7.1.2. Cas d'une pollution de classe 2.....	61
II.7.1.3. Cas d'une pollution de classe 3.....	64
II.7.2. Influence de la tension appliquée et de la largeur de la couche polluante	66
II.7.2.1. La RQA en fonction de la tension appliquée	66
II.7.2.2. La RQA en fonction de la largeur de la couche polluante.....	67
II.7.2.3. Discussion des résultats	68
II.7.3. Etude des valeurs moyennes de la RQA en fonction de la classe de pollution	69

Conclusion

Chapitre III : Reconnaissance des décharges partielles, discrimination et classification

Introduction

III.1. Contournement par décharges partielles (DP)	75
III.1.1. Notions sur les décharges partielles.....	75
III.1.1.1. Régime des DP	75
III.1.1.2. Décharges partielles sous tension continue	77
III.1.1.3. Décharges partielles sous tension alternative	77
III.1.2. Caractéristiques des décharges	78
III.2. Reconnaissance des formes.....	80
III.2.1. Approches de la RDF.....	80
III.2.2. Architecture et conception d'un système de RDF	82
III.2.2.1. Architecture d'un système de RDF	82
III.2.2.2. Acquisition, prétraitements et extraction de caractéristiques.....	83
III.3. Analyse en Composantes Principales (ACP).....	84
III.3.1. Définition.....	84
III.3.2. Principe.....	84
III.3.3. Description.....	85
III.3.4. Choix d'une distance	86
III.3.5. Choix de l'origine	86

III.3.6. Inertie totale du nuage des individus	88
III.3.7. Représentation des individus dans les nouveaux axes.....	88
III.3.8. Représentation des variables.....	89
III.3.9. Analyse en composantes principales normée	90
III.4. L'analyse discriminante linéaire (ADL)	91
III.4.1. Définition.....	91
III.4.2. Principe	91
III.5. Méthodes de classification	93
III.5.1. Généralités ..	93
III.5.2. Les machines à vecteurs de support (SVM)	94
III.5.2.1. Principe de la technique SVM	95
III.5.2.2. Les SVM linéaires	95
III.5.2.3. SVM pour le cas multi-classes	101
III.5.2.4. Avantages et désavantages des SVM	101
III.5.3. Méthodologie de l'apprentissage bayésien.....	102
III.5.3.1. Description du modèle bayésien.....	103
III.5.3.2. Estimation des paramètres	103
III.5.3.4. Avantages et inconvénients	104
III.5.4. Les k plus proches voisins	105
III.5.4.1. Principe général.....	105
III.5.4.2. Fondements théoriques.....	106
III.5.4.3. Algorithme de la k-ppv.....	107
III.5.4.4. Amélioration des capacités de généralisation.....	107
III.5.4.5. Avantages et inconvénients	108
III.6. Application de la reconnaissance de forme statistique à la caractérisation de l'état de surface des isolateurs pollués	108
III.6.1. Acquisition des données	108
III.6.2. Prétraitement des données	110
III.6.3. Extraction des caractéristiques.....	110

III.6.3.1. Application de l'ACP	111
III.6.3.2. Application de l'ADL.....	116
III.6.4. Apprentissage des modèles de classification	119
III.6.5. Validation des modèles de classification.....	119
III.6.6. Interprétation et discussion des résultats	119
III.7. Perspectives	125
Conclusion	

Chapitre IV : Etude de la pollution des isolateurs par la méthode des paquets d'ondelettes

Introduction	
IV.1. La transformée en ondelettes continue	128
IV.1.1. La transformée de Fourier à Court Terme	128
IV.1.1.1. Définition	128
IV.1.1.2. Résolution dans le plan temps-fréquence	129
IV.1.2. La transformée en ondelette continue	130
IV.1.2.1. Définition	130
IV.1.2.2. Résolution dans le plan temps-échelle	131
IV.1.3. Discrétisation de la CWT	132
IV.2. L'analyse multi-résolution.....	133
IV.2.1. Définition.....	133
IV.2.2. Algorithme pyramidal.....	133
IV.2.2.1. Présentation de l'algorithme.....	133
IV.2.2.2. Filtrage par bande.....	134
IV.3. Décomposition en paquets d'ondelettes, bases de paquets d'ondelettes	136
IV.3.1. Décomposition en paquets d'ondelettes	136
IV.3.2. Arbre admissible.....	138
IV.3.3. Sélection de la meilleure base des paquets d'ondelettes	139
IV.3.3.1. Les algorithmes fondamentaux de recherche de la meilleure base	139
IV.3.3.2. Algorithme de Coifman et Wicherhauser.....	140

IV.4. Application de la technique des paquets d'ondelettes	140
IV.4.1. Etude du signal de la tension appliquée pour une pollution uniforme	140
IV.4.2. Etude du signal du courant de fuite pour une pollution non uniforme	149
IV.4.2.1. Influence de la largeur de la couche de pollution.....	149
IV.4.2.2. Influence de la classe de pollution	153
Conclusion	
Conclusion générale.....	156
Références bibliographiques	
Annexes	

Introduction générale

Les équipements de haute et très haute tension (HT et THT) présents dans les réseaux aériens de transport d'énergie électrique sont supposés opérer de façon fiable quelles que soient les conditions environnementales. En particulier, les isolateurs, qui représentent un pourcentage relativement faible dans le prix des lignes aériennes, constituent un élément essentiel dans le bon fonctionnement de ces lignes [1]. Par définition, leur rôle est d'assurer à la fois le support mécanique des parties portées à la haute tension et l'isolation électrique de ces dernières, avec les parties mises à la terre ou énergisées [2].

Or, malgré le rôle fondamental qu'ils jouent dans les réseaux électriques, les isolateurs présentent une vulnérabilité quasi insurmontable. Leur surface est soumise à la pollution, ce qui dégrade sensiblement leurs performances diélectriques. L'influence de cette couche de pollution dépend de sa composition et de son volume, eux mêmes dépendants de l'environnement et du climat (désertique, arctique, tropical, côtier ou atmosphère à fort degré de pollution industrielle). Généralement une contamination continue (contamination saline, glace, pollution hivernale, poussière humidifiée...) donnera naissance à des arcs électriques partiels à des niveaux de tension plus faibles que pour un isolateur « propre ». Ces arcs se développeront rapidement, jusqu'à la rupture diélectrique de l'isolation [3].

L'étude du phénomène du contournement reste toujours complexe malgré toutes les recherches [4-5] établies pour comprendre le développement des décharges électriques sur la surface polluée qui peuvent être considérées comme un signe précurseur, juste avant le contournement total de l'isolateur. Aussi, il devient nécessaire de développer des méthodes de diagnostic [6] pour étudier la sévérité de pollution des isolateurs en vue de minimiser les risques de dégradation des matériels d'exploitation et prévoir des entretiens imminents. Le but des diagnostics est d'obtenir généralement des informations importantes au sujet de l'état des systèmes techniques [7]. Dans le cas des isolateurs cela signifie que les diagnostics servent pour savoir si et quand l'entretien (lavage) ou le remplacement de l'isolateur devrait être fait.

Ce travail présente une étude de la sévérité de pollution des isolateurs en fonction de la classe de pollution, de la conductivité de la solution polluante ainsi que de la largeur de la couche polluante, pour comprendre l'impact de celles-ci sur les performances électriques de l'isolateur, en exploitant principalement le signal du courant de fuite, celui de la charge électrique puis celui de la tension appliquée.

Dans le premier chapitre, nous présentons les principaux travaux qui traitent la pollution des isolateurs avec tous les phénomènes accompagnant la progression de la décharge électrique. Ces travaux sont en grande partie basés sur l'étude du signal du courant de fuite avec plusieurs méthodes afin d'en extraire le plus possible d'informations sur l'état de surface de l'isolateur considéré.

Le deuxième expose d'une manière succincte la théorie du chaos et les systèmes dynamiques, puis l'analyse qualitative par la technique « RP » et son analyse quantitative « RQA ». Ensuite, les résultats du traitement de signal du courant de fuite par ces deux techniques seront exploités pour déterminer un critère de diagnostic d'apparition des décharges électriques menant au contournement.

Dans le troisième chapitre, nous exposons dans un premier temps, les différentes techniques de reconnaissance, de réduction (ACP, ADL) et de classification (SVM, k-PPV, naïve bayésien). Nous procédons ensuite à l'application de ces méthodes en tenant compte des paramètres définis à partir du signal de la charge électrique caractérisant l'activité des décharges électriques. Et enfin, nous comparons la performance de ces méthodes pour en tirer la plus utile pour le diagnostic de l'état de surface des isolateurs.

Le quatrième et dernier chapitre introduit la théorie des ondelettes continues et discrètes dans lesquelles nous décrivons les principales idées se rapportant à l'analyse multi-résolution ainsi qu'à la représentation en paquets d'ondelettes. Pour la pollution uniforme, le scalogramme de la transformée en paquets d'ondelettes est appliqué sur le signal de la tension appliquée pour un éventuel diagnostic de l'état de surface. Pour la pollution non-uniforme, la décomposition en paquets d'ondelettes est utilisée pour estimer l'état de surface en exploitant le signal du courant de fuite.

En dernier lieu, dans une synthèse des principales remarques faites au cours de l'application des différentes méthodes, nous donnerons quelques perspectives qui permettront de les développer dans le futur afin de diagnostiquer l'état de surface des isolateurs.



Chapitre I
Travaux antérieurs sur le
phénomène de la
pollution des isolateurs

Introduction

Nous présenterons dans ce chapitre les travaux les plus récents concernant la pollution des isolateurs ainsi que l'étude des phénomènes accompagnant la phase du contournement. Une variété de techniques se basant sur le traitement de signal a été proposée dans la littérature qui inclut l'utilisation de la transformée en ondelette ainsi que celle de Fourier et la méthode Recurrent Plot (RP). Ces recherches sont pour la plupart basées sur l'étude du signal du courant de fuite ainsi que des décharges partielles, qui procurent des informations essentielles sur l'état de surface des isolateurs concernés.

I.1. Caractérisation du procédé d'érosion par les méthodes d'analyse temps-fréquence

S.W.Jee et al [8] se sont intéressés à l'étude du phénomène d'érosion en utilisant les méthodes d'analyse temps-fréquence ainsi que le calcul de la distribution d'énergie du signal de la tension appliquée.

L'étude du phénomène d'érosion était faite suivant la norme CEI 60112 [9]. Deux électrodes, alimentées en tension alternative sinusoïdale de fréquence 60 Hz et d'amplitude 380V, sont disposées sur une plaque en PVC (Poly Vinyl Chloride) de dimensions (60 mm x 60 mm x 3 mm) (figure I.1). Un électrolyte est pulvérisé sur la plaque toutes les 30 secondes car il favorise l'apparition des décharges électriques. Il est constitué de NH_4Cl de concentration 0.1% dans un volume d'eau de 20 mm³. L'acquisition des signaux de la tension et du courant de fuite (figure I.2) est faite grâce à un oscilloscope digital Lecroy DSO.



Figure I.1. Disposition des électrodes sur la plaque.

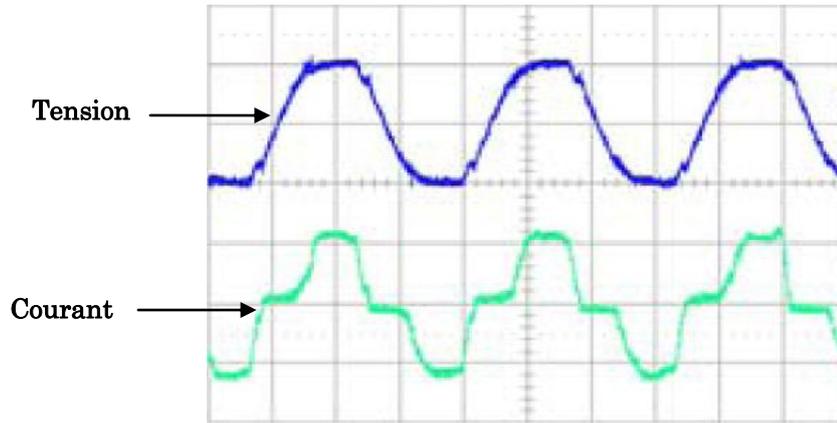


Figure I.2. Forme d'ondes du courant de fuite et de la tension appliquée pendant la progression de la décharge.

L'analyse des ondes de tension appliquée se fait par deux méthodes : l'analyse temps-fréquence [10] et l'analyse temps-énergie [11]. Elles montrent que le procédé d'érosion se décompose en cinq étapes :

- état statique pour une faible tension appliquée ;
- apparition des décharges partielles ;
- progression de la décharge ;
- formation du carbone sur la surface des électrodes ;
- érosion de la plaque après la décharge disruptive.

L'analyse temps-fréquence de la tension permet de voir que des pics descendants apparaissent pour une allure pulsatoire du courant de fuite et que l'amplitude de ces pics augmente avec la progression de la décharge partielle jusqu'à atteindre une valeur critique pour laquelle a lieu le contournement (figure I.3).

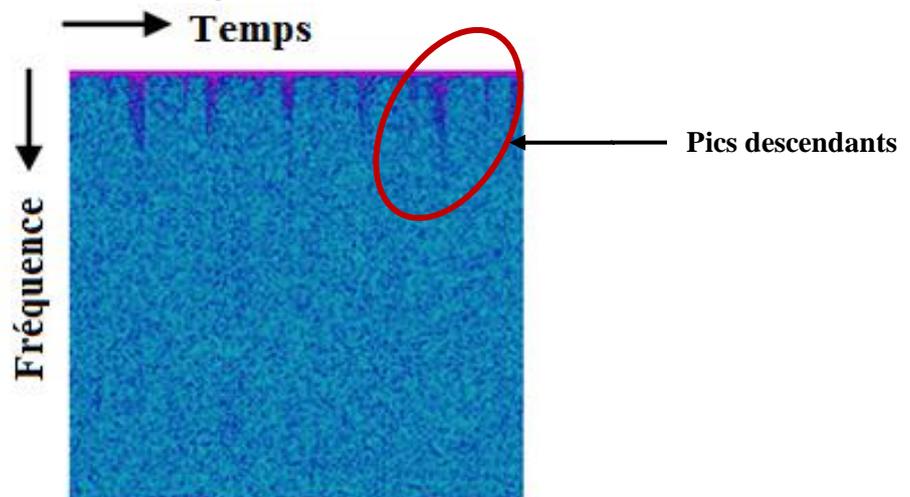


Figure I.3. Représentation temps-fréquence juste avant la décharge disruptive.

L'analyse temps-énergie du signal de la tension appliquée permet de caractériser les étapes d'érosion suivant la variation de ses harmoniques. Ainsi, la variation de l'amplitude du quatrième jusqu'au dixième harmonique varie pour de faibles perturbations, alors que du onzième jusqu'au vingt-cinquième harmonique elle varie pour de grandes perturbations. Ces derniers nous informent sur le déroulement des cinq étapes d'érosion. Ainsi, la distribution

d'énergie de la tension appliquée (figure I.4) permet d'expliquer la nature pulsatoire du courant de fuite.

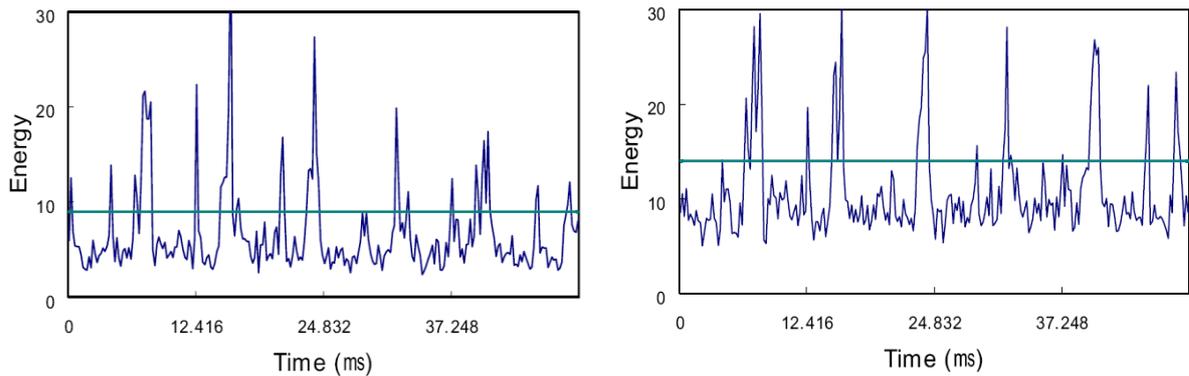


Figure I.4. Distribution de l'énergie de la tension appliquée pour la gamme des harmoniques 4 jusqu'à 10 (à gauche) et pour la gamme 11 jusqu'à 25 (à droite) juste avant le contournement.

Les calculs statistiques de la moyenne m et de la déviation standard σ pour chaque niveau d'énergie indiquent que ces valeurs augmentent avec l'évolution du processus d'érosion. La probabilité $P(0 < E < m + 3\sigma)$ est égale à 0.99 pour l'état statique et décroît suivant la progression de la décharge sur la surface du matériau. Ainsi, les harmoniques ayant une énergie comprise entre 0 et $m + 3\sigma$ sont ceux qui peuvent le mieux nous renseigner sur une éventuelle initiation des décharges partielles.

I.2. Analyse du signal de courant de fuite sur des isolateurs pollués par la technique RP

B.X Du et al [12] ont mis en œuvre une nouvelle méthode d'analyse du signal de courant de fuite pour caractériser l'évolution des décharges partielles avant le phénomène de contournement des isolateurs.

Contrairement aux autres techniques classiques du traitement de signal comme la DWT et la FFT, utilisées pour le diagnostic des isolateurs sous pollution [13-14], la RP étudie les caractéristiques non-linéaires du courant de fuite (répartition non-uniforme des points, apparition de bandes blanches de différentes surfaces) et donne une meilleure perception visuelle pour la surveillance des isolateurs (figure I.5).

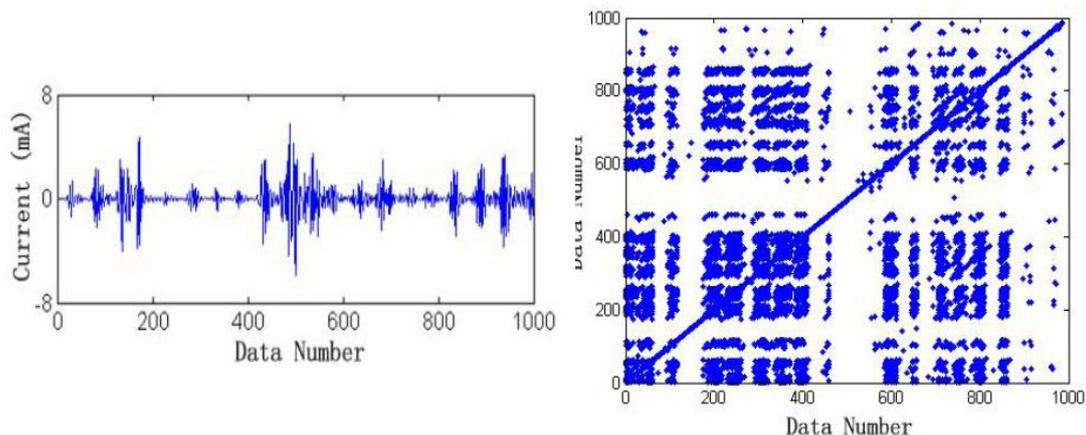


Figure I.5. Représentation visuelle d'une composante du signal de décharge avec la DWT (à gauche) et la technique RP (à droite).

La représentation visuelle de la RP est caractérisée par :

- la présence de points regroupés ayant des densités différentes qui indiquent que l'isolateur pollué a un comportement résistif ou capacitif déduit du fait de l'existence d'arcs locaux dans des bandes sèches ;
- des cases blanches de dimensions variables qui indiquent un changement rapide de l'amplitude du courant de fuite (signe de décharges électriques intenses) ;
- des points formant une diagonale qui est présente quelle que soit l'évolution des décharges et indique une symétrie de la représentation selon celle-ci.

L'application de cette technique a porté sur des isolateurs en céramique XWP2-70 pollués artificiellement avec une couche de diatomite de $1\text{mg}/\text{cm}^2$ selon les mesures de la NSDD.

Un brouillard est créé dans une chambre où sont introduits ces isolateurs avec une concentration mesurée à l'aide de l'ESDD de $0.4\text{ mg}/\text{cm}^2$ d'agent conducteur. Une tension alternative de $66\text{ kV}_{\text{eff}}$ et de fréquence 60 Hz est appliquée pour un taux d'humidité de 100% et le courant de fuite est enregistré avec un convertisseur analogique.

Après la décomposition du courant de fuite par la DWT, la technique RP fut appliquée et les résultats obtenus sont montrés à la figure I.6.

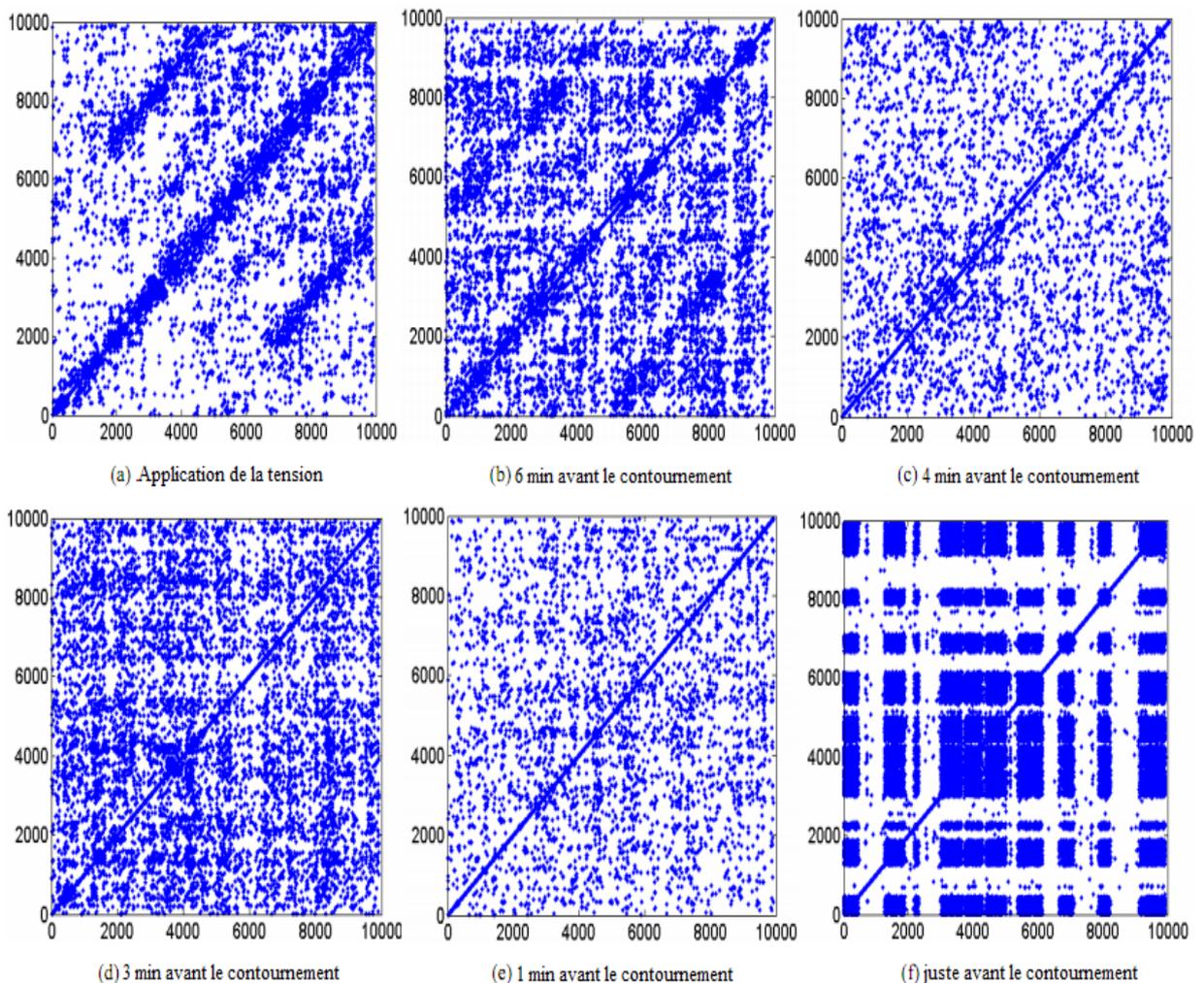


Figure I.6. RP des composantes hautes fréquences durant le processus de contournement.

L'application de la RP sur les composantes de basses fréquences (de 50 jusqu'à 250 Hz) et de moyennes fréquences (350 jusqu'à 1250 Hz) du signal de courant de fuite ne présente aucun avantage car elle ne reflète pas l'évolution des décharges partielles puisqu'elle garde un caractère visuel stationnaire. En revanche, les hautes fréquences (1250 jusqu'à 2500 Hz) permettent de suivre instantanément les états transitoires du signal de courant de fuite (composante sinusoïdale, composante d'arc local et composante transitoire) et rendent possible la prédiction du contournement.

I.3. Estimation de la sévérité de la pollution des isolateurs sous une contamination non uniforme en utilisant la transformée en ondelettes discrète

M.A. Douar et al [15] ont étudié l'impact de la position ainsi que la largeur de la répartition non uniforme de la couche polluante sur les caractéristiques fréquentielles du signal de courant de fuite analysées par la DWT. Ils ont en particulier examiné deux configurations spécifiques de pollution non uniforme (pollution du côté de l'électrode HT et pollution de la couche centrale) d'un modèle plan simulant l'isolateur 1512 L (figure I.7).

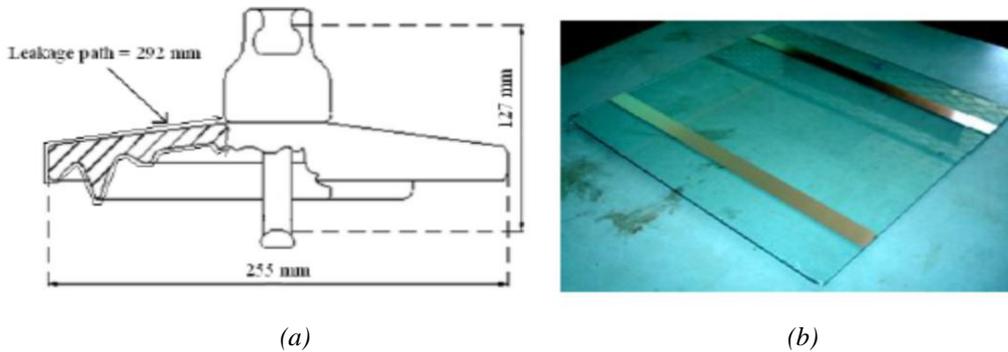


Figure I.7. (a) profil de l'isolateur réel (1512 L) et (b) modèle plan étudié.

Les expériences ont été réalisées au niveau du laboratoire de haute tension de l'Ecole Nationale Polytechnique (ENP) en utilisant le circuit d'essai représenté par la figure I.8.

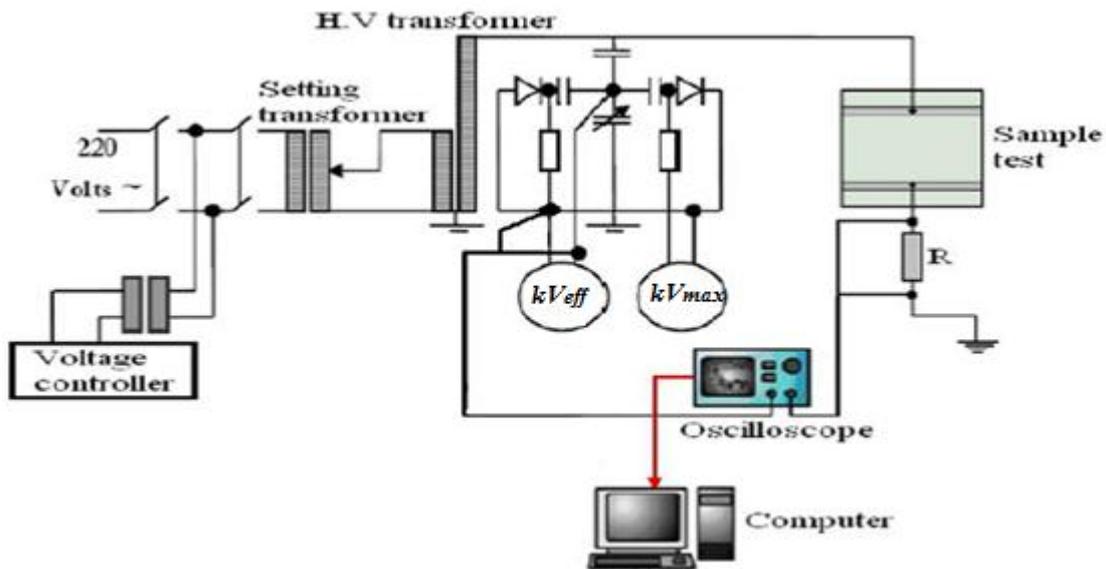


Figure I.8. Dispositif expérimental.

Pour les deux configurations de pollution, le signal du courant de fuite est décomposé par la DWT en utilisant l'ondelette de *Daubechies 4* jusqu'au niveau 10 calculé en accord avec X. Zhou et al [16]. Dans le but d'identifier l'énergie de transition observée sur le signal de courant de fuite en fonction de la largeur de la couche polluante, la déviation standard a été calculée par l'expression (I.1) pour chaque détail.

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (d_n - m_n)^2}{N-1}}, \quad (I.1)$$

où d_n représente un échantillon du détail d , δ est la déviation standard, m_n est la moyenne du signal, N correspond à la taille du signal.

Les formes d'ondes du courant de fuite (figure I.9) obtenues pour le cas où la pollution est du côté HT montrent que les distorsions au niveau de ces signaux sont très importantes et dues à l'amplification des harmoniques de tension par l'intermédiaire de la surface de l'isolateur partiellement pollué. L'amplitude de ces pics présents sur tout le signal du courant de fuite augmente avec l'élargissement de la couche polluante.

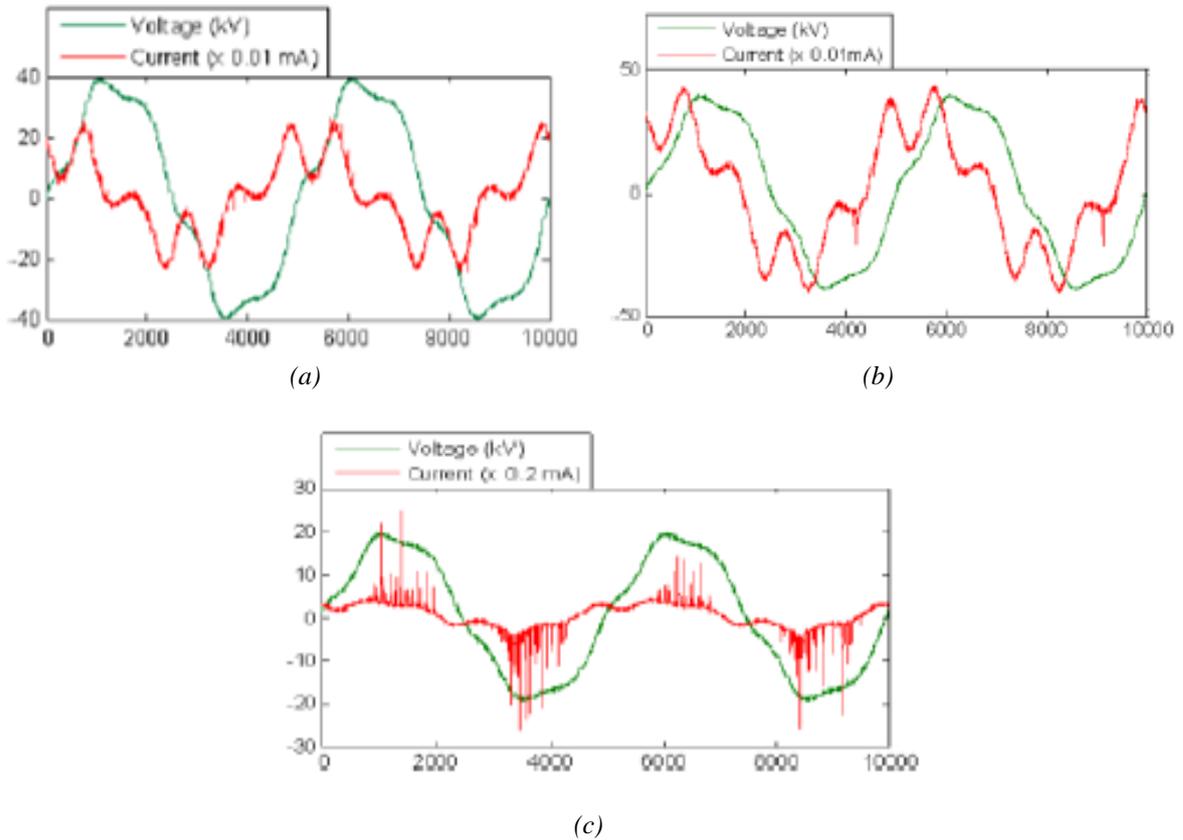


Figure I.9. Forme d'ondes du courant de fuite pour une pollution du côté HT à $27 \text{ kV}_{\text{eff}}$: (a) couche 5 cm, (b) couche 20 cm, (c) couche 25 cm.

La STD-MRA plot (figure I.10) indique que la composante D_{10} a une énergie qui augmente avec l'agrandissement de la couche conductrice. Ce résultat est en accord avec les observations d'autres recherches [17]. Ainsi, le détail D_{10} pourrait éventuellement servir au diagnostic de la pollution du modèle plan lorsque celle-ci débute du côté HT. Les variations du détail D_{10} pour chaque largeur de la couche polluée sont montrées à la figure I.11.

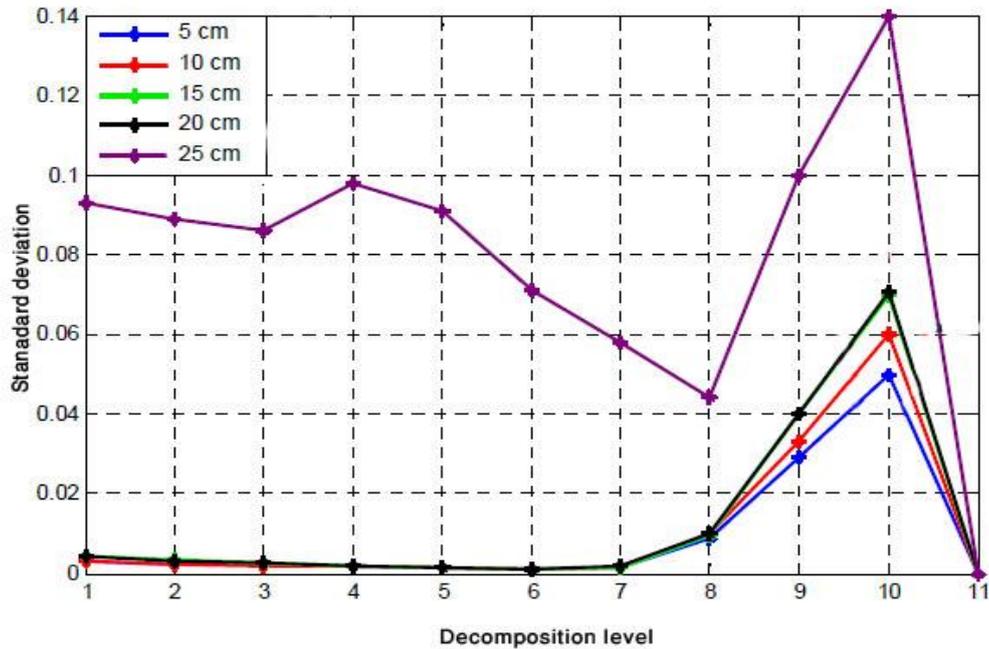


Figure I.10. Représentation de la déviation standard pour chaque détail pour une pollution côté HT à 27 kV_{eff}

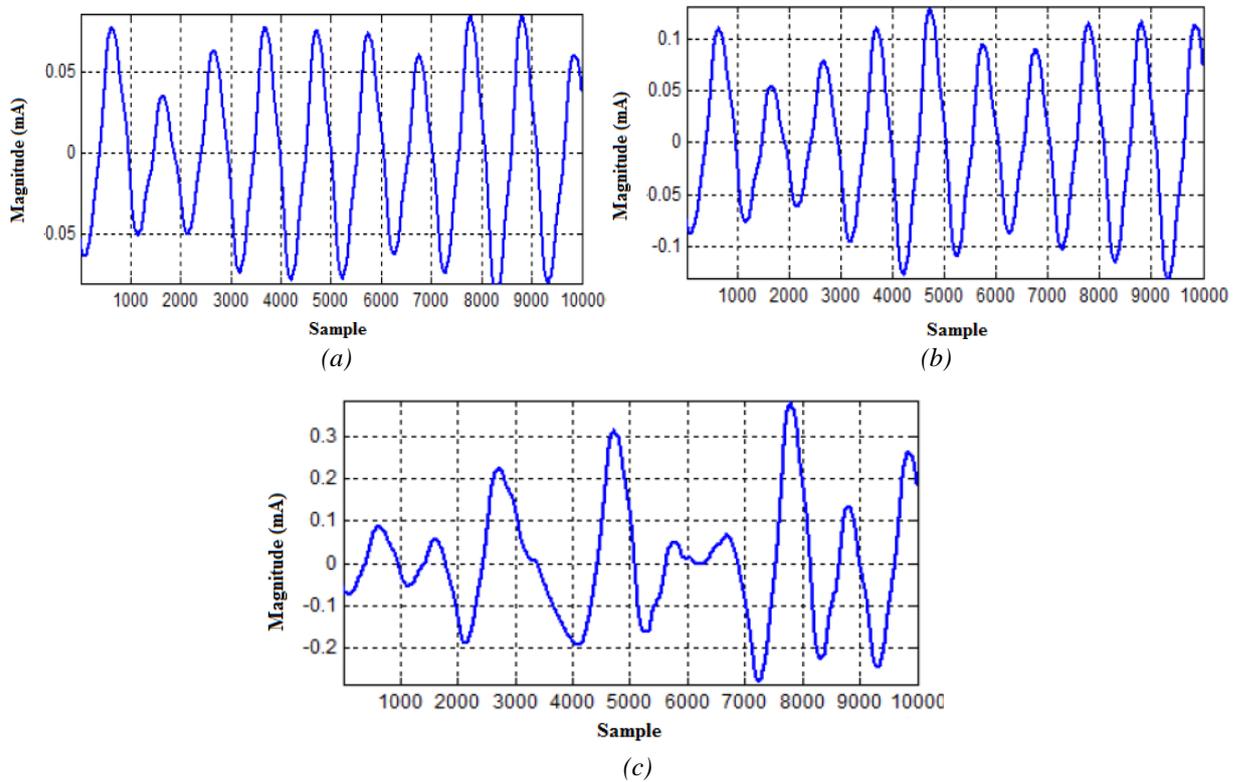


Figure I.11. Evolutions du détail D_{10} à 27 kV_{eff} pour la pollution du côté HT : (a) couche 5 cm, (b) couche 20cm, (c) couche 25 cm.

Une analyse analogue a été faite pour le cas où la couche centrale est polluée. Pour cette configuration les composantes fréquentielles D_1 et D_8 déterminent l'agrandissement de la zone conductrice. L'aspect des décharges préliminaires est noté quand nous considérons le détail à haute fréquence D_1 . Ce détail croît rapidement quand la largeur de la couche centrale polluée augmente sur la surface de l'isolateur. Cela signifie que les décharges préliminaires sont davantage développées dans cette configuration que dans le cas précédent.

I.4. Etude comparative des matériaux d'isolateurs exposés à des décharges superficielles en HVAC et HVDC

G. Heger et al [18] ont mené une étude en laboratoire en appliquant la méthode d'essai du plan incliné selon la norme IEC 60587 [19] en tension alternative et en tension continue (polarité positive et polarité négative) sur quatre types d'isolateurs en polymère. Ils ont pu déterminer que la nature de la tension appliquée influe sur les performances des isolateurs. D'autres recherches [20] ont été réalisées dans ce contexte et en utilisant la même méthode d'essai.

La norme adoptée inclut deux méthodes d'essai à courant alternatif : la méthode de la tension de contournement constante et la méthode de la tension de contournement par étapes. La première méthode a été utilisée pour l'évaluation des isolateurs. La figure I.12 montre la configuration expérimentale pour cette méthode.

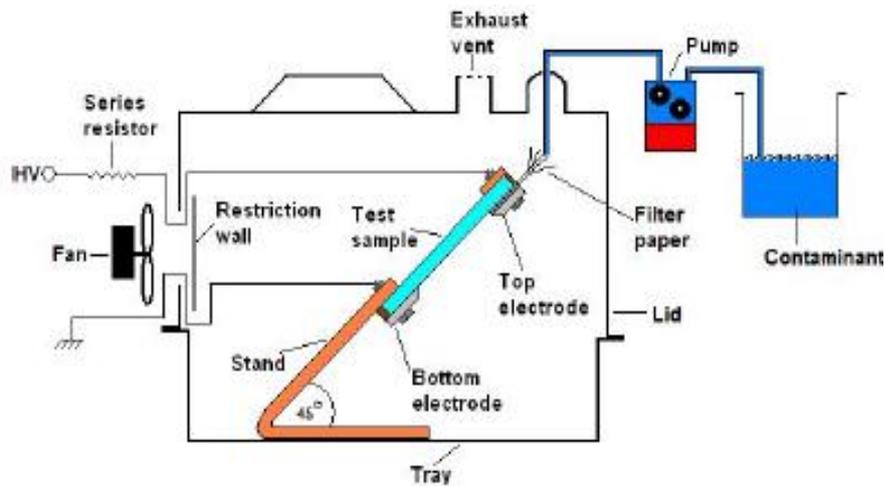


Figure I.12. La méthode du plan incliné.

Comme le montrent les figures I.13 et I.14, un ensemble de résistances est placé en série avec l'objet d'essai dans le but de limiter le courant de fuite. Les échantillons d'isolateurs sont montés sur un plan de soutien incliné de 45°. La surface est polluée artificiellement par un mélange de sel de chlorure d'ammonium, d'eau déminéralisée et d'un agent mouillant non ionique (par exemple Triton X-100).

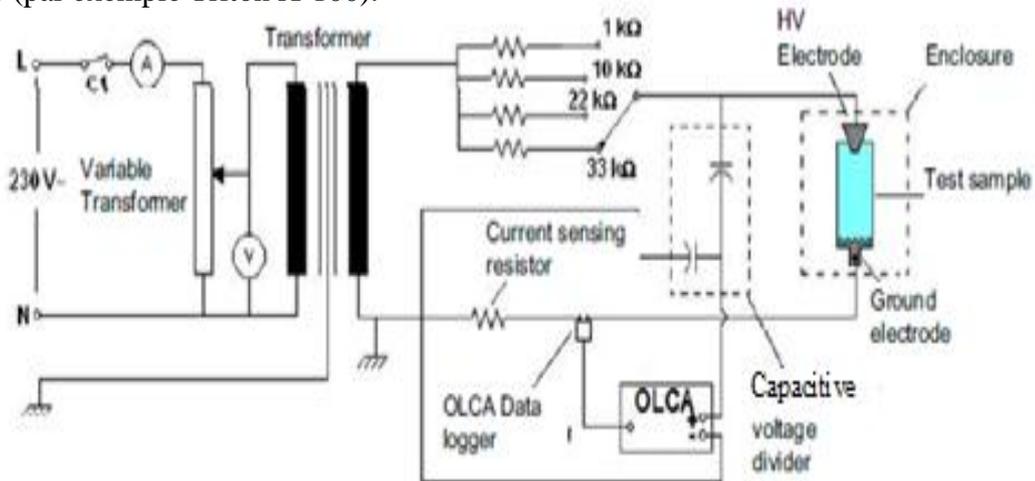


Figure I.13. Circuit d'essais en AC.

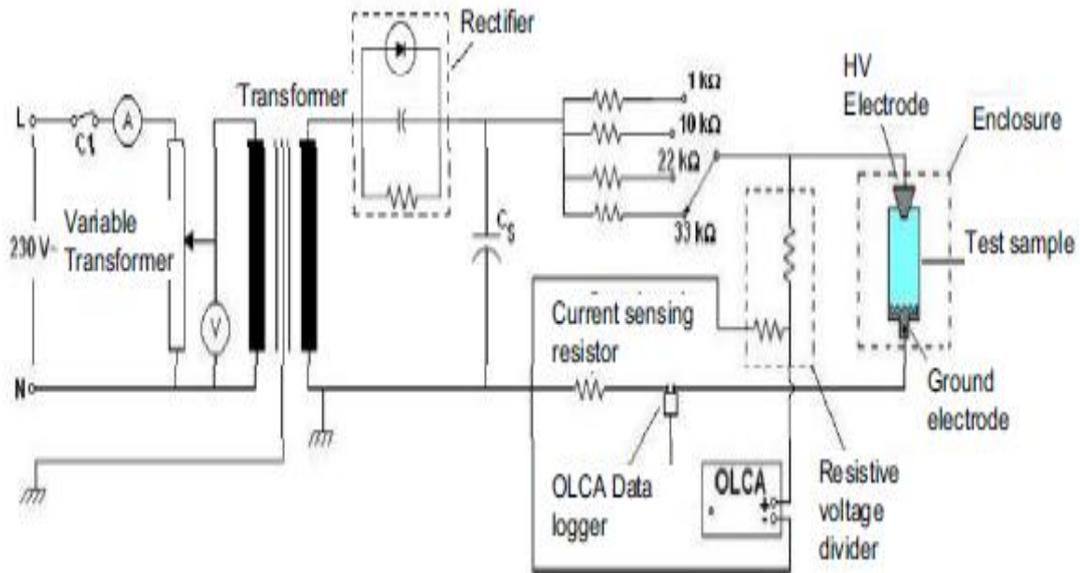


Figure I.14. Circuit d'essais en DC.

Selon la CEI 60587, l'échantillon est considéré défectueux si :

- l'amplitude du courant de fuite dépasse 60 mA pour plus de 2 s ;
- l'échantillon montre une ligne de contournement de plus de 25 mm (mesurée à partir de l'électrode reliée à la terre).

Un échantillon est également considéré mauvais s'il développe un trou ou s'il prend feu.

L'évaluation des échantillons s'est faite sur la base des facteurs suivants : observations et aspect visuel d'échantillons, pertes de masse de l'échantillon, profondeur d'érosion de l'échantillon, moyenne horaire des valeurs efficaces du courant de fuite, hydrophobicité et analyse chimique.

Un total de quatre matériaux d'isolateur de qualité a été obtenu à partir de différents fabricants. Ces matériaux sont énumérés dans le tableau I.2. Chaque série d'essai est composée de 18 échantillons : 6 pour chacun des trois types de tension (AC, DC positif et DC négatif). Chaque échantillon a été choisi pour représenter les matériaux utilisés généralement.

Sample Name	Description	Sample size (mm)	Filter content
Series A	Ceramic tile coated with RTV silicone rubber, 0.3 mm thick	86 x 50 x 8	14%
Series B	HTV silicone rubber	122 x 52 x 10	54%
Series C	EPDM rubber	125 x 50 x 6	84%
Series D	HTV silicone rubber	125 x 50 x 6	58%

Tableau I.2. Caractéristiques des isolateurs testés.

Le but de la recherche était de comparer l'exécution relative des matériaux et également l'effet de la nature de tension. Les comparaisons ont été faites sur la base des facteurs précédemment cités.

Des résultats obtenus de ce projet, on recueille que les isolateurs (B et D) sont les plus sévèrement érodés par les décharges superficielles sous une tension DC positive, alors que la plus mauvaise érosion a été observée pour les isolateurs (A) sous une tension DC négative. L'isolateur (C) a montré une plus grande érosion une fois exposé à une tension AC. En outre, les matériaux (A, B et D) montrent une plus grande variation dans leurs résultats pour les différentes natures de la tension appliquée, indiquant une dépendance forte de l'érosion électrique à l'égard du type de tension appliquée. L'isolateur (C), d'une part, a indiqué de plus petites différences dans ses résultats de sévérité d'érosion, montrant un grand degré d'indépendance entre la nature de la tension appliquée et l'érosion électrique prévue.

Les données du courant de fuite et d'énergie ne montrent pas une grande variation de ces valeurs pour les différents matériaux et ne montrent pas une corrélation cohérente avec les phénomènes observés et mesurés d'érosion. Il s'avère ainsi que tandis que l'énergie électrique aux échantillons montre une petite variation, la réaction de ces matériaux aux entrées présente de grandes différences. Les données d'énergie sont considérées plus utiles que les données du courant de fuite. Il y a également un effet clair de polarité en traitant les tensions continues. Les résultats d'essais montrent cela, dans le cas des isolateurs (B et D). L'électrolyte écoulé dans une direction à partir de l'électrode positive produit des arcs plus sévères à la surface de l'isolateur que dans le cas d'une polarité négative, alors que dans le cas de l'isolateur (A) l'opposé est vrai.

Les résultats de l'analyse chimique furent décevants et les chercheurs croient que les dimensions étaient trop grandes et que les échantillons n'ont pas été préparés correctement.

I.5. Paramètres de prédiction de dimensionnement des isolateurs en pollution non-uniforme par l'analyse de régression multiple

Vu le grand intérêt porté sur le dimensionnement des isolateurs en prenant compte les conditions de pollution, beaucoup d'auteurs [21-23] ont prouvé que la distribution de la pollution sur la surface des isolateurs est non-uniforme. En raison de la complexité de la relation entre la forme de l'isolateur et les conditions environnementales, le traitement de ce problème par les modèles statistiques [24-26] est tout à fait attrayant.

Z.Salhi et al [27] ont utilisé trois modèles statistiques. Le premier modèle est prévu pour prédire la sévérité de contamination (variable de réponse) exprimée comme étant la conductivité superficielle et la densité équivalente de dépôt de sel (ESDD) pour différentes périodes d'exposition aux collecteurs de pollution, aux conditions climatiques ainsi qu'à la concentration de la composition chimique des contaminants (variables de régression). Le deuxième modèle est choisi pour prédire le courant de fuite en fonction de la tension appliquée, de la sévérité de la pollution et de la longueur des arcs observés. Le dernier modèle

est prévu pour prédire la tension de contournement en fonction de la sévérité de la pollution. La forme générique des modèles de la régression multiple est donnée par l'expression (I.2).

$$y = b_0 + \sum_{i=1}^n b_i x_i + \varepsilon_i, \quad (I.2)$$

où y est la variable de réponse, b_0 est l'interception, b_i sont les pentes, x_i sont les variables de prédiction et ε_i sont les erreurs.

Les expériences ont été réalisées pour un degré de pollution de niveaux 2 et 3 selon la norme IEC 60/815 [28] et en utilisant le circuit représenté par la figure I.15.

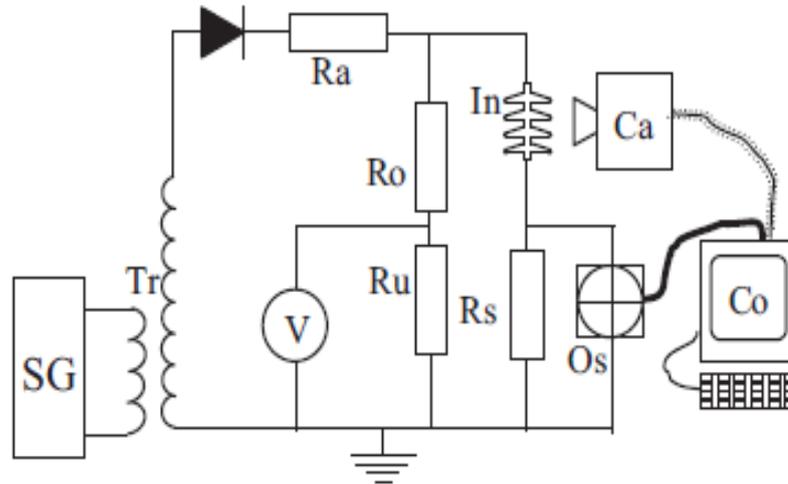


Figure I.15. Diagramme de mesure de tension de contournement, du courant de fuite et de visualisation du signal de courant de fuite.

SG : contrôleur de tension automatique, Tr : transformateur HT, R_a : résistance HT, V : voltmètre de crête, R_o et R_u : diviseur résistif, n : isolateur à tester, R_s : résistance shunt, Ca : caméscope, Os : oscilloscope, Co : ordinateur.

Une marge limite de prédiction a été fixée à 95%. Voici les résultats des différents modèles proposés.

Premier modèle (degré de sévérité) : une valeur de conductivité superficielle a été mesurée expérimentalement et est égale à $136.47 \mu\text{S}$ pour une prévue dans un intervalle de $132.57\text{-}140.38 \mu\text{S} \Rightarrow$ modèle validé.

Deuxième modèle (courant de fuite) : les valeurs expérimentales du courant de fuite ont été enregistrées dans la marge de prédiction posée (95%) \Rightarrow modèle validé.

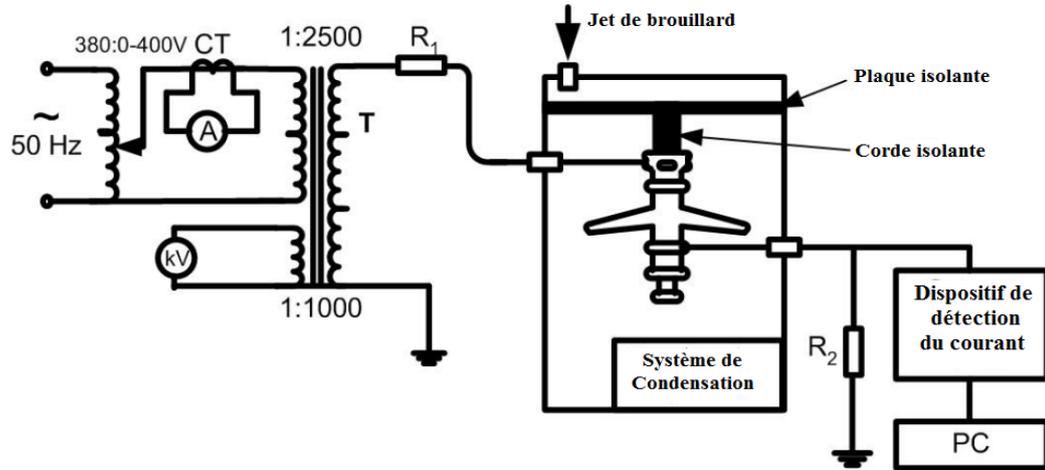
Troisième modèle (tension de contournement) : pour un ESDD égal à 0.4 mg/cm^2 , la tension de contournement déterminée expérimentalement est de 36.38 kV . La marge de prédiction était entre $35.12\text{-}37.68 \text{ kV} \Rightarrow$ modèle validé.

I.6. Utilisation de la technique RP pour l'analyse du signal du courant de fuite sur des isolateurs composites givrés-glacés

Actuellement, l'isolateur composite s'impose grâce à sa légèreté, longévité et faible coût [29-30]. Yong Liu et B. X. Du [31] ont eu l'idée d'utiliser une technique graphique

« Recurrent Plot » appliquée au signal du courant de fuite, pour étudier le contournement d'un isolateur composite givré-glacé.

Ainsi, ils ont maintenu une température de $-15\text{ }^{\circ}\text{C}$ et un brouillard salin a été injecté (ESDD=0.1 mS/cm) dans une chambre d'expérimentation, comme le montre la figure I.16.



T: Transformateur de Haute Tension, R1: Résistance de limitation du courant (100 Ω), R2: Résistance de mesure (1 Ω)

Figure I.16. Dispositif expérimental.

Selon l'observation visuelle, les auteurs ont identifié 6 étapes durant le processus de contournement sur un isolateur givré-glacé (figure I.17) :

- formation d'une couche conductrice sur la surface de l'isolateur ;
- apparition de faibles décharges sur le bord de l'isolateur ;
- apparition de fortes décharges autour de l'électrode haute tension ;
- phénomènes aléatoires des décharges locales de coupure sur la surface de l'isolateur ;
- présence d'arc de décharge dans l'air ;
- expansion de l'arc local jusqu'au contournement.

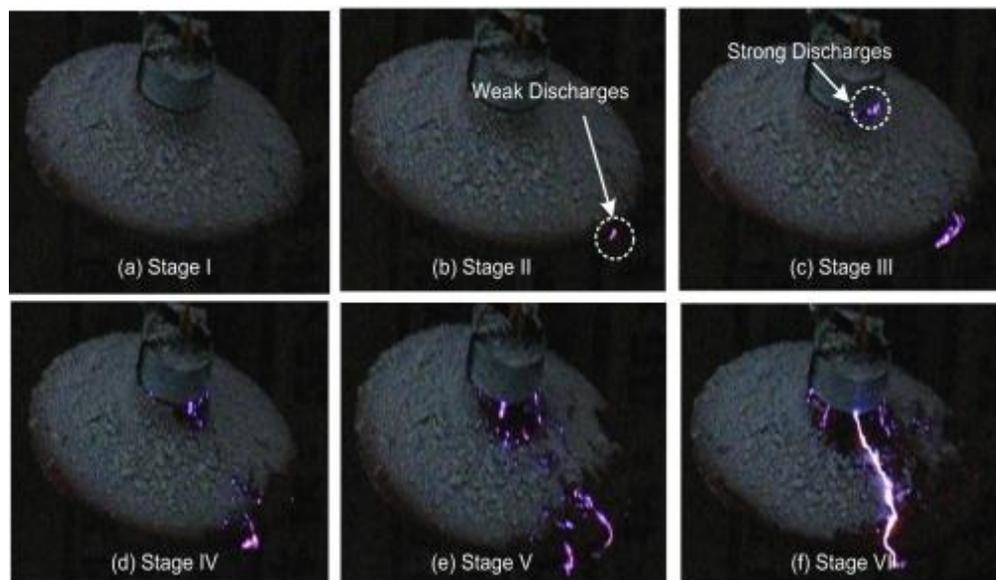


Figure I.17. Processus de contournement sur un isolateur givré-glacé.

Les auteurs ont pu différencier 3 principales étapes : l'étape initiale (l'étape 1 et 2), l'étape intermédiaire (étape 3) et l'étape avant le contournement (étape 4 et 5). L'analyse du signal de courant de fuite montrera que durant la première étape, la forme d'onde du courant est presque sinusoïdale, avec de faibles amplitudes dues à l'absence de charge apparente. Puis, durant les étapes suivantes, sa forme est de moins en moins sinusoïdale, avec des amplitudes de plus en plus grandes jusqu'au contournement (figure I.18).

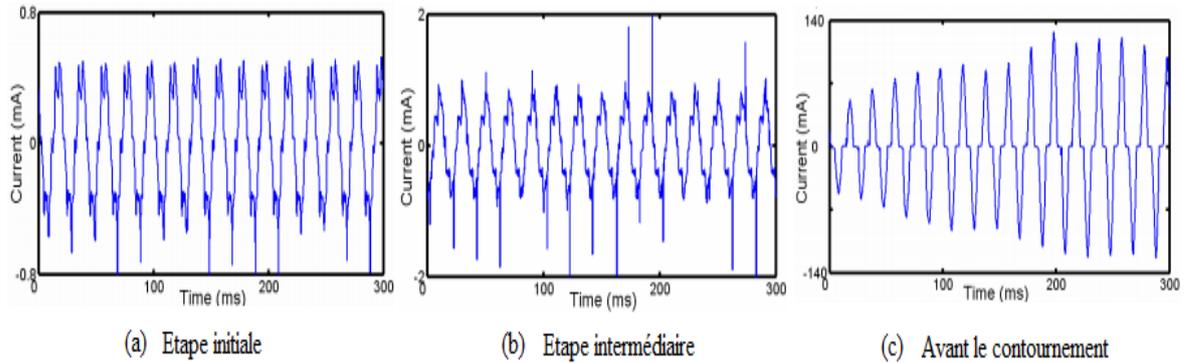


Figure I.18. Forme d'ondes du courant de fuite.

Après extraction des hautes fréquences (1.25-2.5 kHz), l'application de la technique RP indique la caractéristique non-linéaire du signal de courant de fuite, ainsi que deux propriétés différentes : l'une est caractérisée par des points récurrents formant des lignes, qui sont parallèles à la principale diagonale (figure I.19.a et I.19.b) ; l'autre se caractérise par l'alternance des points de concentration récurrente et des segments spatiaux blancs (figure I.20.c). Le nombre croissant de points récurrents peut refléter le changement dans l'activité des décharges sur la surface de l'isolateur. Les points denses indiquent l'état stationnaire des décharges intenses dans les bandes sèches. Le segment vierge indique l'état de transition.

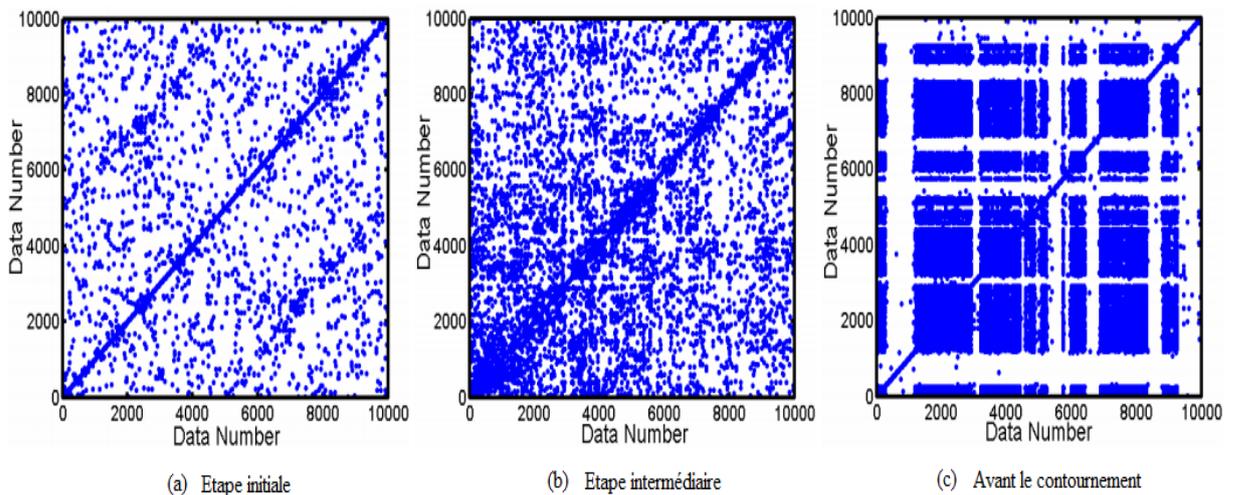


Figure I. 19. RP des composantes hautes fréquences durant le contournement.

Les indicateurs quantitatifs, le RR (Recurrent Rate) et le DET (Determinism), ont été calculés, et viennent confirmer les résultats graphiques de la technique RP. Ainsi, la diminution du RR indique une diminution de la performance de l'isolateur due à l'augmentation des faibles décharges puis de charges locales, et finalement un arc de décharge

intense. Alors que la diminution du DET reflète la diminution des éléments déterministes dans le courant.

I.7. Diagnostic de l'état de surface d'un isolateur en utilisant la transformée en ondelettes et les réseaux de neurones

R.Sarathi et al [32] étudiaient le contournement des isolateurs en polymère sous une tension AC. Les phénomènes observés au niveau de la surface des isolateurs, tels que les décharges partielles et le contournement, ont été caractérisés par la mesure du courant de fuite.

Dans ce travail, les essais de contournement ont été effectués selon la norme IEC-587 [33]. Le matériau utilisé était en HDPE (High Density PolyEthylene), la distance entre les deux électrodes était de 50 mm et l'agent contaminant était le NH_4Cl qui était pulvérisé par une pompe péristaltique. La figure I.20 présente le dispositif utilisé ainsi que la configuration des électrodes.

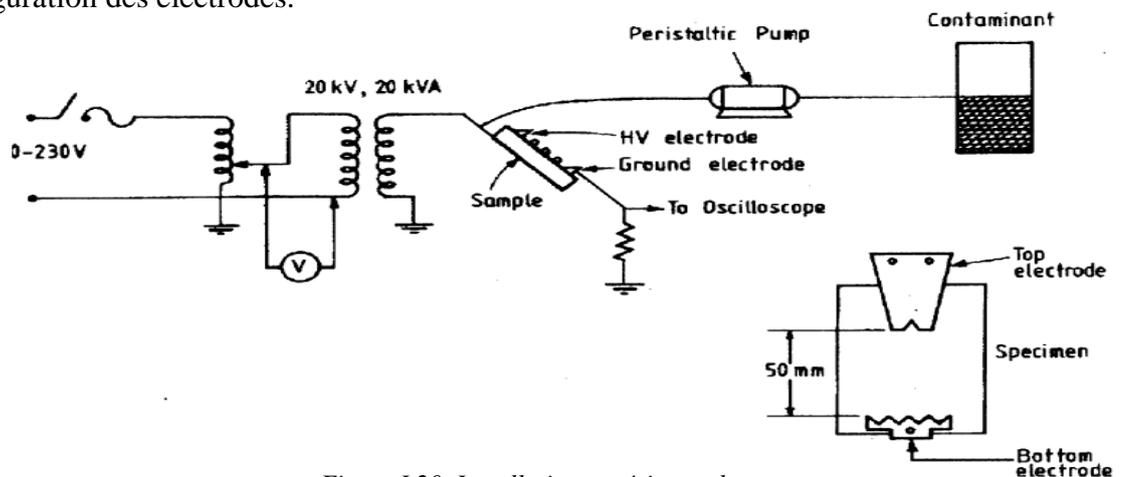


Figure I.20. Installation expérimentale.

La figure I.21 montre les variations de la période d'érosion en fonction de la conductivité du NH_4Cl pour une tension AC. On remarque qu'une augmentation de la conductivité du contaminant réduit le temps de claquage. Les mêmes caractéristiques ont été trouvées par d'autres auteurs [34] pour le HDPE.

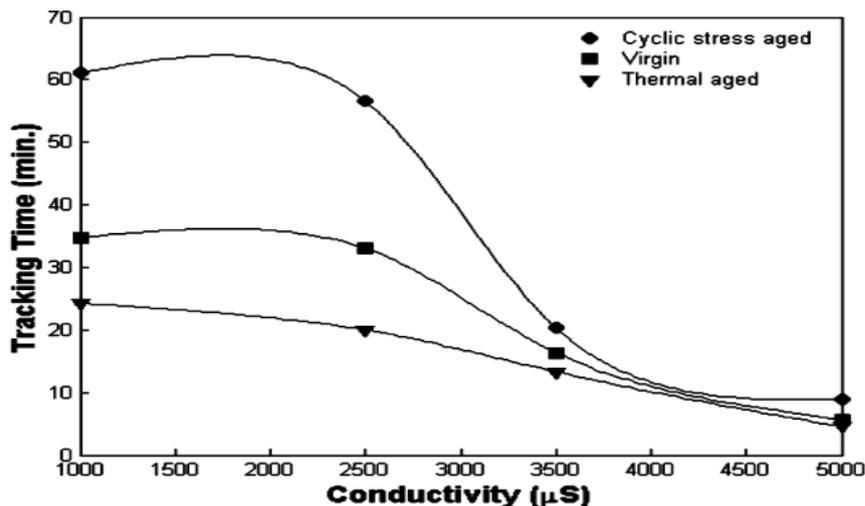


Figure I.21. Variation du temps d'érosion du HDPE en fonction de la conductivité de contaminant.

Pour bien analyser l'amplitude et la fréquence du courant de fuite, la transformée en ondelettes a été appliquée sur 2000 points en utilisant l'ondelette de *db 4* comme ondelette analysante. La représentation STD_MRA plot (figure I.22) va identifier le signal approprié pour le diagnostic de la sévérité de la pollution.

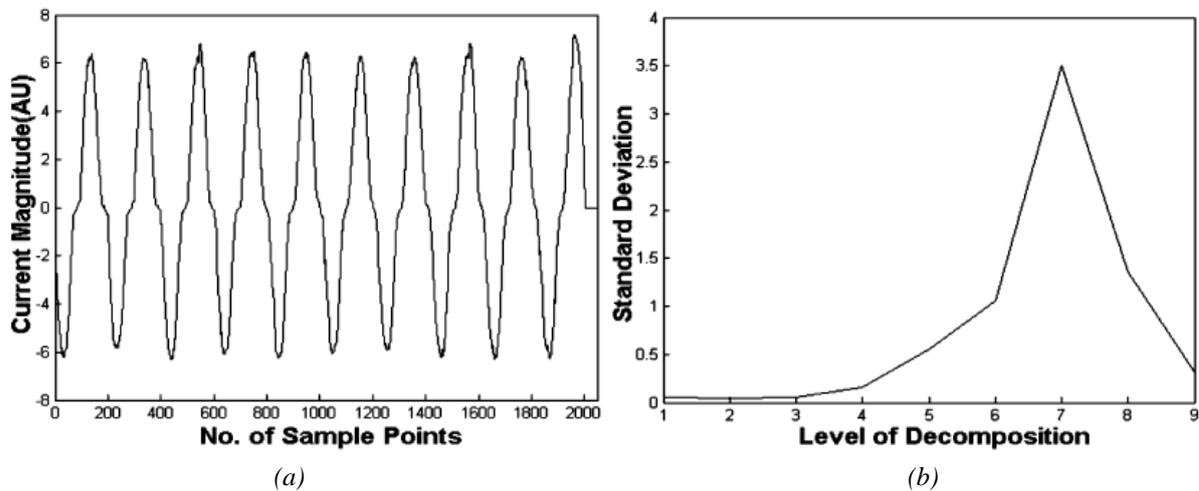


Figure I.22. (a) Forme d'onde du courant au moment du contournement et (b) STD_MRA plot correspondant.

Pour automatiser le processus d'identification de l'état de surface, l'appel aux ANN (Artificial Neural Networks) semblait très pratique. Dans ce travail, la structure en multicouches Feed Forward a été utilisée pour sa simplicité et son efficacité de généralisation [35-36]. Les valeurs de la courbe STD_MRA (les 9 niveaux) sont des entrées du réseau de neurones. Trois neurones ont été adoptés comme sorties pour classifier l'état de surface de l'isolateur (normal, décharges partielles, contournement). Plusieurs topologies optimales ont été entraînées, et chaque fois une convergence des résultats est notée. Le tableau I.3 montre les résultats de généralisations réalisées.

No. Of hidden layer neurons	Identification rate (%)		
	Leakage current	Surface discharge	Tracking
4	100	96	92
6	100	100	97
8	100	100	100
10	100	100	100
14	100	100	100
16	100	100	100
18	100	100	100
22	100	100	100
30	100	100	98
40	100	98	97

Tableau I.3. Identification du réseau de neurones avec plusieurs couches cachées.

Dans ce travail, 70 données du courant de fuite ont été utilisées pour la phase d'entraînement. Puis, 60 données additionnelles (25 formes avec décharges partielles, 25 formes avec contournement et 10 formes du courant de fuite normal) pour la phase d'identification. La figure I.23 donne les résultats du rendement pour cette étude.

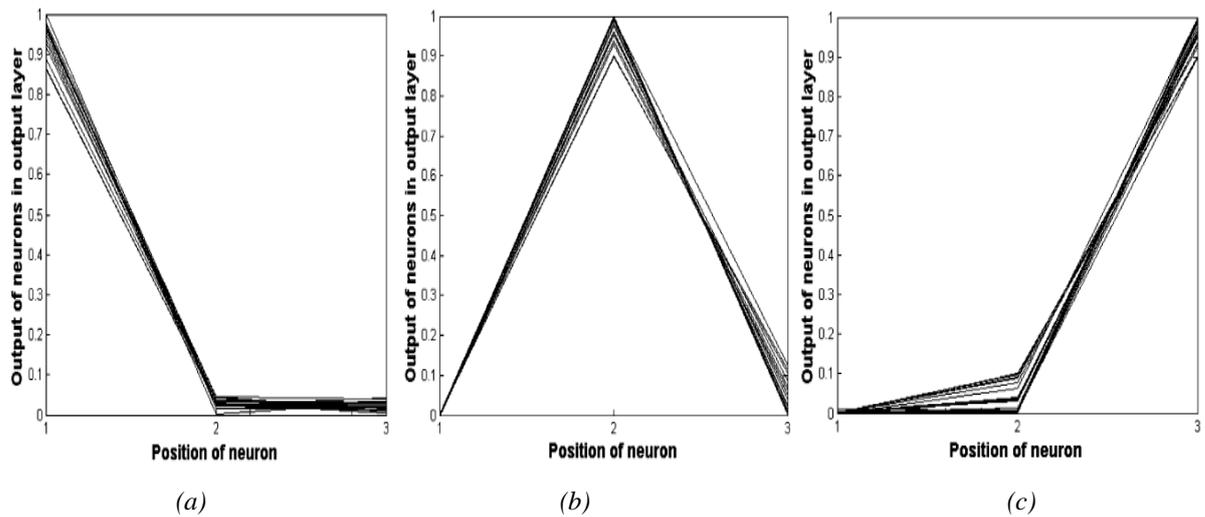


Figure I.23. Rendement du réseau de neurones utilisé : (a) courant de fuite normal, (b) courant avec décharges partielles, (c) courant de contournement.

On observe que le taux d'identification est en majeure partie en dessus de 0.85 dans tous les cas. Cela indique que les réseaux de neurones peuvent évaluer et surveiller l'état de surface de l'isolateur avec une grande précision dans les réseaux électriques.

I.8. Etude de la pollution des isolateurs en céramique par la détection des décharges partielles

En Italie, A. Cavallini et al [37] analysent la corrélation qui peut exister entre les décharges partielles et le niveau de pollution des isolateurs en céramique, en se basant sur le courant de fuite.

L'expérience, dont le dispositif expérimental est donné par la figure I.24, est faite sur des isolateurs en céramique « capot et tige », en commençant par tester un seul (longueur axiale : 50 mm, distance de fuite : 350 mm) puis sur une chaîne de trois isolateurs (longueur axiale : 380 mm, distance de fuite : 960 mm). Les essais sont faits pour différentes concentrations de la solution polluante (de 20 g/l jusqu'à 100 g/l de NaCl) avec une humidification par pulvérisation. La détection des décharges partielles est faite avec un HFCT (High Frequency Current Transformer). Des caméras IR (Infrarouge) et UV (Ultraviolet) suivent l'évolution des décharges et de la température sur la surface des isolateurs.

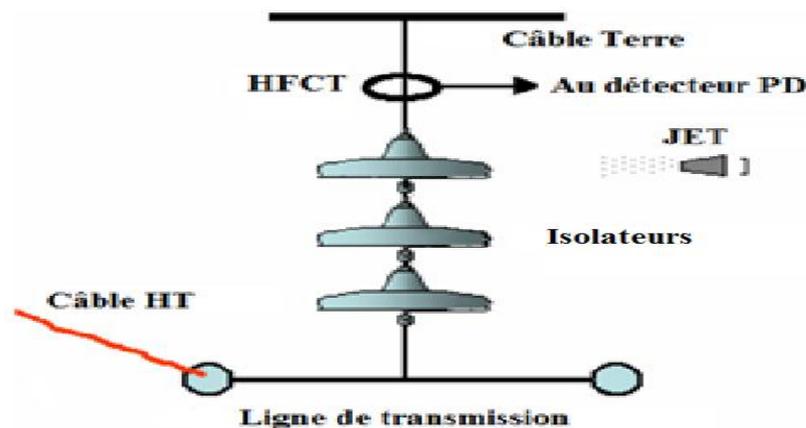


Figure I.24. Schéma du dispositif expérimental.

Dans le cas d'un seul isolateur, la tension d'apparition des décharges partielles diminue avec l'augmentation de la concentration de la solution polluante. Ces décharges se propagent entre l'électrode haute tension et la surface intérieure de l'isolateur, puis sur le côté extérieur de l'isolateur à cause de la forte densité du courant de fuite qui augmente la température sur la surface intérieure, menant à l'assèchement local de plusieurs zones [38]. L'amplitude des DP est proportionnelle à la tension appliquée et au niveau de pollution (figure I.25). Cela est concrétisé par l'élongation progressive des DP en fonction des zones sèches.

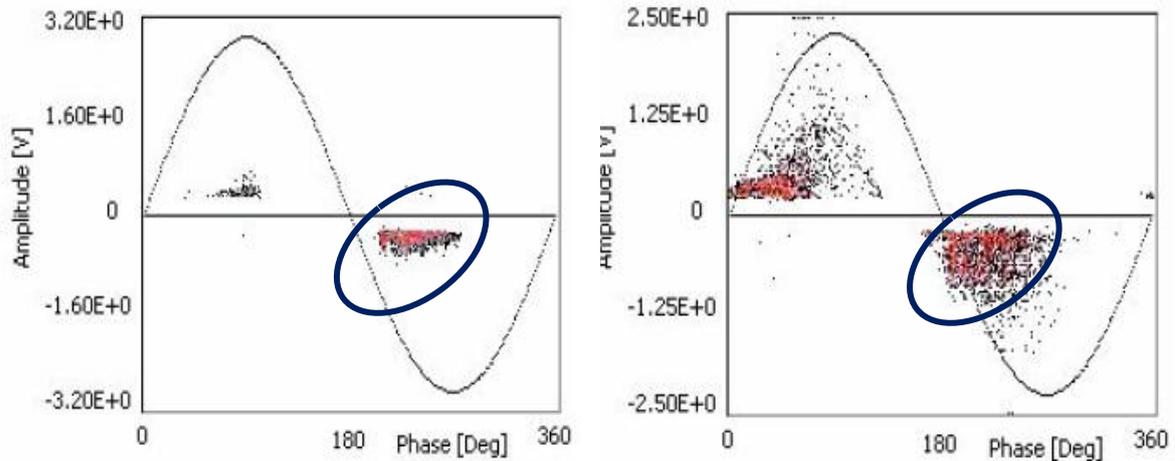


Figure I.25. Evolution de l'amplitude des décharges partielles pour l'état sec et propre (à gauche) et pour l'état pollué (à droite).

Pour la chaîne d'isolateurs, les DP apparaissent uniquement sur la périphérie des isolateurs en forme de bandes. Le temps d'apparition des DP est pratiquement le même pour des niveaux de tension très élevés, ce qui signifie que la charge d'espace cédée par la décharge précédente n'agit pas sur le comportement stochastique des DP.

Les auteurs présentent également un algorithme (figure I.26) pour caractériser la sévérité de pollution à partir de l'analyse du déphasage entre la tension appliquée et le courant de fuite moyennant la fonction d'appartenance (Membership function).

$$\begin{aligned}
 & \text{IF} (\Delta\Phi^+ < 100) \text{ AND} \\
 & (\Phi_{mean}^+ > 45) \text{ AND} (\Phi_{mean}^- > 225) \text{ AND} \\
 & (-0.975 < \text{ND} < 0.975) \text{ AND} \\
 & (\beta^+ < 3) \text{ AND} (\beta^- < 3) \\
 & \text{Then Conductive Pollution.}
 \end{aligned}$$

Figure I.26. Conditions pour établir l'existence d'une couche de pollution à la surface de l'isolateur.

L'algorithme permet de calculer le DOF (Degree Of Fulfilment) après estimation de B et $\Delta\Phi$. Il peut être proche de 0 pour un faible niveau de pollution ou proche de 1 pour un niveau de pollution critique.

Enfin, les auteurs soutiennent qu'il serait préférable de combiner les données du courant de fuite et celles du HFCT pour réduire les erreurs d'estimation des DP car certaines sont issues des détecteurs qui ont une bande passante de quelques kHz. Cette gamme affecte la résolution en temps lorsque les DP ont lieu, menant à une superposition de certains signaux [39].

I.9. Modélisation d'un isolateur de haute tension en présence d'arcs et de décharges partielles

Les chercheurs [40-42] ont étudié le comportement des isolateurs pollués pendant beaucoup d'années. Peu de modèles théoriques [43-44] ont été proposés afin de simuler le comportement des isolateurs dans les conditions de pollution. Aucun de ces modèles n'inclut une analyse mathématique des circuits électriques équivalents présentés.

Dans leur travail, P.T.Tsarabaris et al [45] ont proposé un modèle électrique théorique des isolateurs en porcelaine de 20 kV pollués ainsi qu'une analyse mathématique. Le circuit équivalent proposé représentant le comportement de ces isolateurs est représenté par la figure I.27.

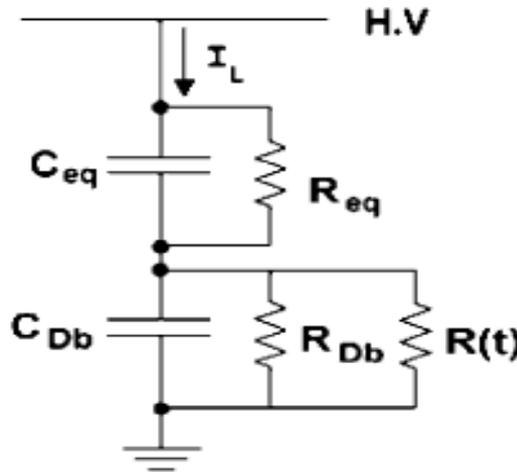


Figure I.27. Modèle proposé.

- C_{eq} , R_{eq} représentent respectivement la capacité et la résistance équivalente des parties sèches de l'isolateur.

- C_{Db} , R_{Db} représentent respectivement la capacité et la résistance équivalente des parties humides de l'isolateur.

- $R(t)$ représente le développement de l'arc et des décharges partielles sur l'isolateur.

L'expression de $R(t)$ est donnée par la relation (I.3) :

$$R(t) = K_1 - [K_1 - (r_{arc} + r_1)] \cdot e^{a_1(t-t_1)^2} - [K_1 - (r_{pd} + r_2)] \cdot e^{a_2(t-t_2)^2}, \quad (I.3)$$

où K_1 est une constante égale généralement à $10^{12} \Omega$, r_1 et r_2 sont les résistances non court-circuitées de la partie sèche de l'isolateur en présence d'arc ou décharges partielles. r_{arc} et r_{pd} sont les résistances représentant les arcs et les décharges partielles respectivement quand l'un des deux est en progression. a_1 et a_2 sont des constantes déterminant la durée des impulsions.

t_1 et t_2 correspondent respectivement au moment initial où les arcs et les décharges partielles se produisent.

Le dispositif représenté par la figure I.28 a été adopté.

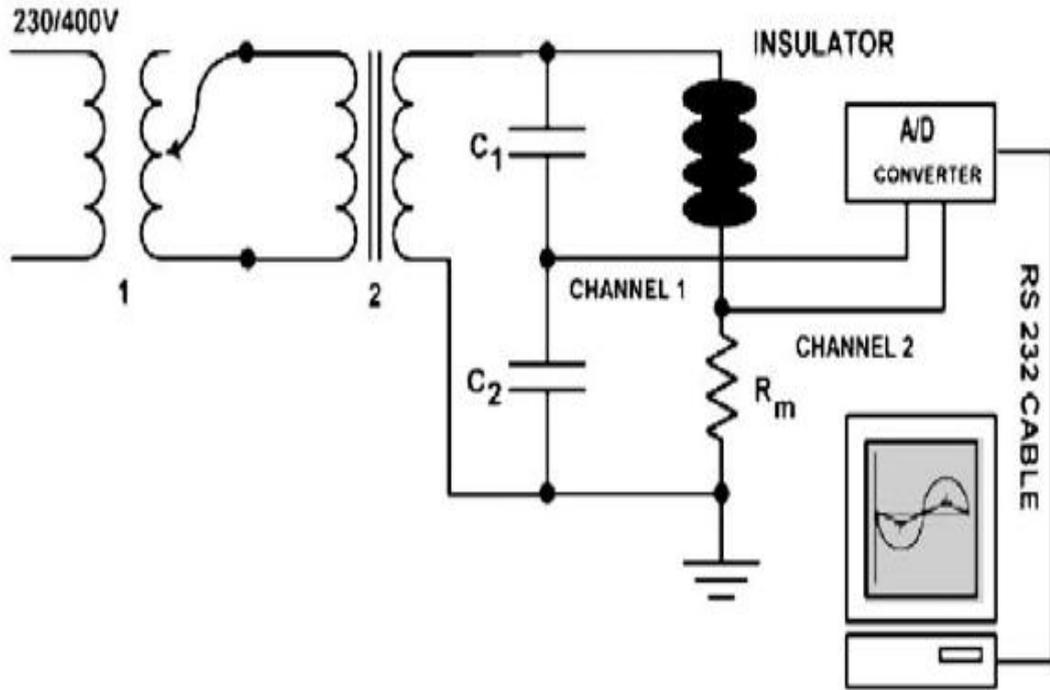


Figure I.28. Circuit de mesure.

1 : Régulateur de tension, 2 : Transformateur de HT, C_1 - C_2 : Diviseur capacitif, R_m : Résistance de mesure.

Pour évaluer le modèle proposé, une série de mesures a été exécutée rapportant le courant de fuite et la tension appliquée. La figure I.29 montre une période indicative des formes d'ondes de la tension appliquée et le courant de fuite dérivé de ces mesures. Dans la figure I.30, les formes d'ondes de la tension appliquée ainsi que celles du courant de fuite sur une période sont données, et cela en appliquant le modèle. Les paramètres du modèle sont montrés dans le tableau I.4.

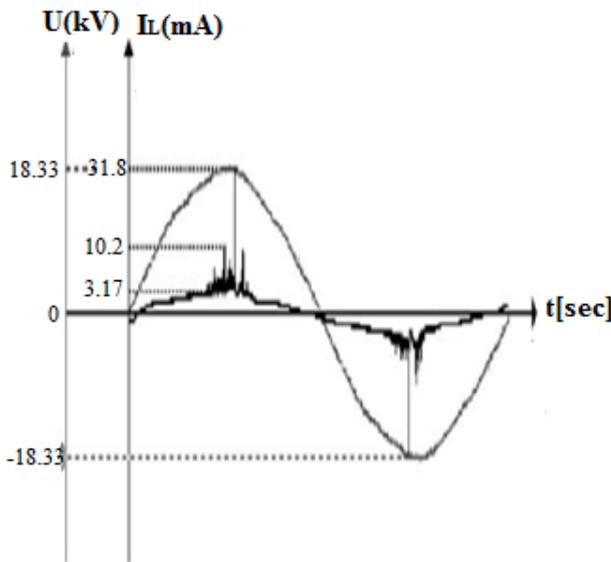


Figure I.29. Forme d'ondes de la tension appliquée et du courant de fuite mesurées.

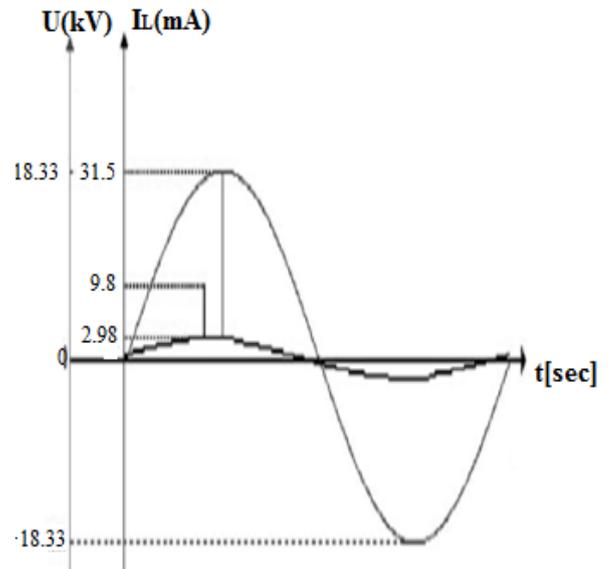


Figure I.30. Forme d'ondes de la tension appliquée et du courant de fuite simulées.

En observant la forme d'onde du courant de fuite simulée, on remarque qu'elle coïncide d'une manière satisfaisante avec la forme d'onde mesurée. Le déphasage entre la tension appliquée et le courant de fuite est le même aussi pour les deux cas et il est égal à 2.5° , tel que le courant de fuite est en avance par rapport à la tension.

Paramètres	Valeurs
C_{eq}	11×10^{-12} (F)
R_{eq}	0.5×10^6 (Ω)
C_{Db}	100×10^{-12} (F)
R_{Db}	5×10^6 (Ω)
r_{pd}	1 (Ω)
r_{arc}	1 (Ω)
r_1	50×10^3 (Ω)
r_2	1.6×10^6 (Ω)
t_1	1×10^{-3} (s)
t_2	0.5×10^{-3} (s)

Tableau I.4. Paramètres du modèle proposé.

Par un examen plus complet des valeurs maximum du courant de fuite pour les deux figures, on trouve $I_{max}=2.98$ mA pour la figure I.29 et $I_{max}=3.17$ mA pour la figure I.30. Nous pouvons confirmer que le modèle simule d'une manière satisfaisante le comportement de l'isolateur.

Un dernier examen s'est concentré sur les impulsions observées au niveau du signal de courant de fuite. Ces impulsions représentent soit la présence des décharges partielles, soit la présence des arcs électriques. On remarque que dans les deux cas (mesurée et simulée), on a une similitude. Il est évident que le nombre d'impulsions observées au niveau du signal du courant de fuite, surtout celles engendrées par les décharges partielles, est tout à fait grand, comparé à celui du modèle. Cela ne réduit pas la fiabilité du modèle proposé.

I.10. Analyse des décharges partielles pour le diagnostic de l'état de surface des isolateurs en polymères (SIR)

Afin d'établir la sévérité de pollution des isolateurs de ligne, S. Chandrasekar et al [46] ont analysé les décharges partielles sur les isolateurs SIR (Silicon Rubber). Dès lors, des tests sur plusieurs échantillons (figure I.31) sous tension alternative avec différents niveaux de pollution et différentes humidités relatives (RH) ont été effectués.

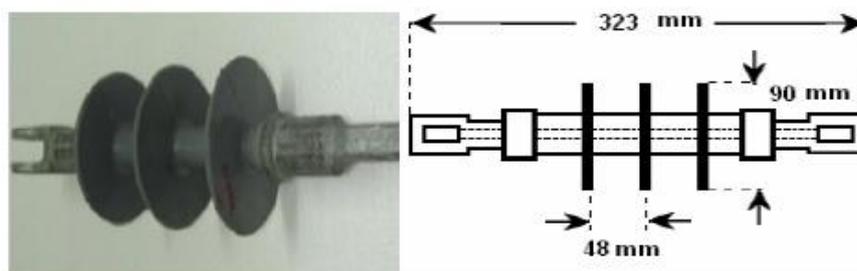


Figure I.31. Photographie et schéma d'un échantillon SIR 11 kV.

Les isolateurs sont suspendus dans une chambre (1.5 m × 1.5 m × 1.5 m) où le brouillard (NaCl) est injecté afin de varier le ESDD en mg/cm^2 de 0.06 à 0.25. Pour cette expérience, le montage utilisé est celui de la figure I.32.

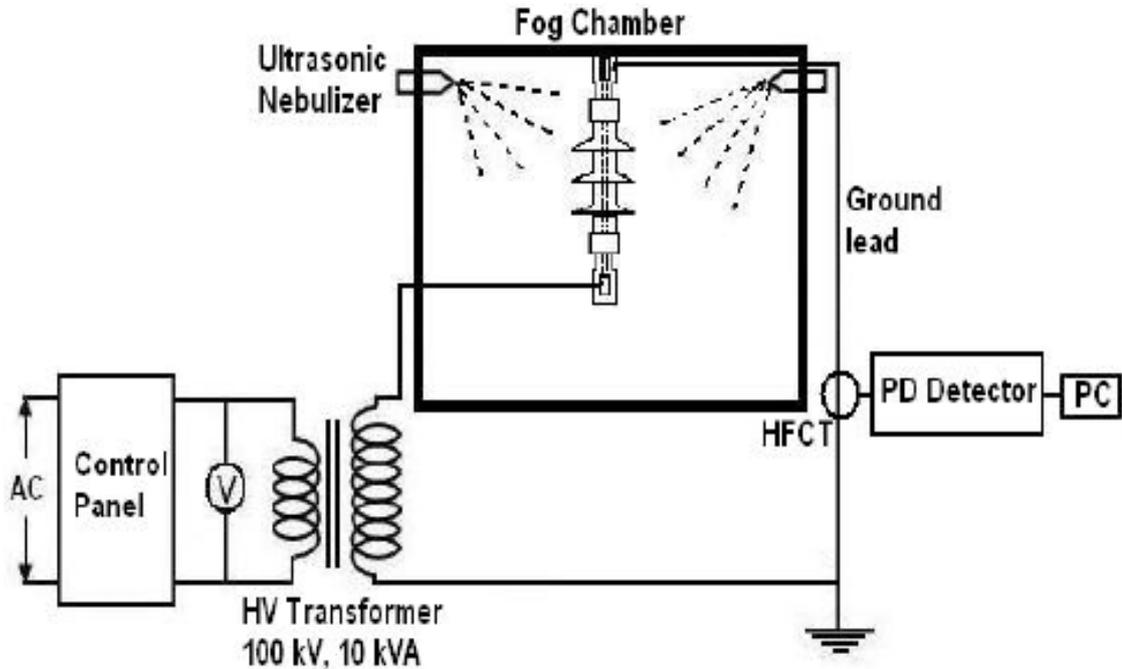


Figure I.32. Montage expérimental.

Plusieurs essais ont été effectués :

- essais sur un isolateur SIR propre, sous différents taux d'humidité relative (30 à 40%) ;
- essais sur un isolateur SIR avec un niveau de pollution 0.08 ESDD, RH=60 à 100% ;
- essais sur un isolateur (SIR) à RH=100%, sous différents niveaux de pollution (0.06 ESDD à 0.25 ESDD).

Pour les isolateurs propres, les auteurs notent l'absence de décharges partielles, mais seulement un bruit dû aux instruments de mesure. Les résultats obtenus sont représentés sur la figure I.33.

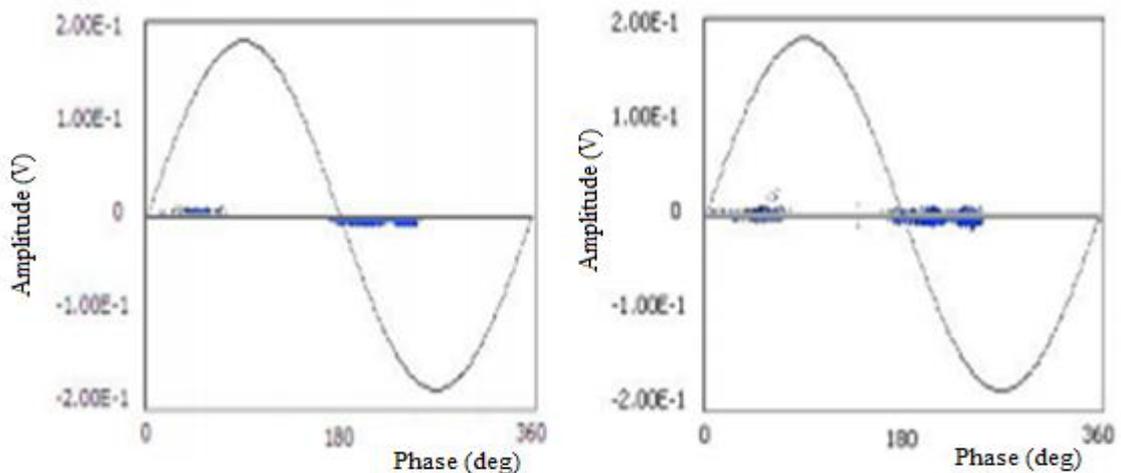


Figure I.33. Signaux des DP obtenus sur un isolateur propre et sec (à gauche) et un isolateur propre et humide (à droite).

Pour un niveau de pollution de 0.08 ESDD, et un taux d'humidité relative allant de 60 à 100% (figure I.34), les auteurs ont observé que :

- la durée dans le temps et l'amplitude des DP augmentent avec l'augmentation du RH ;
- pour de faibles RH (60% à 80%), les composantes fréquentielles dominantes du signal DP sont comprises dans la bande 6-25 MHz ;
- pour des valeurs élevées de RH (au-dessus de 90%), les composantes fréquentielles sont comprises dans la bande 2-6 MHz.

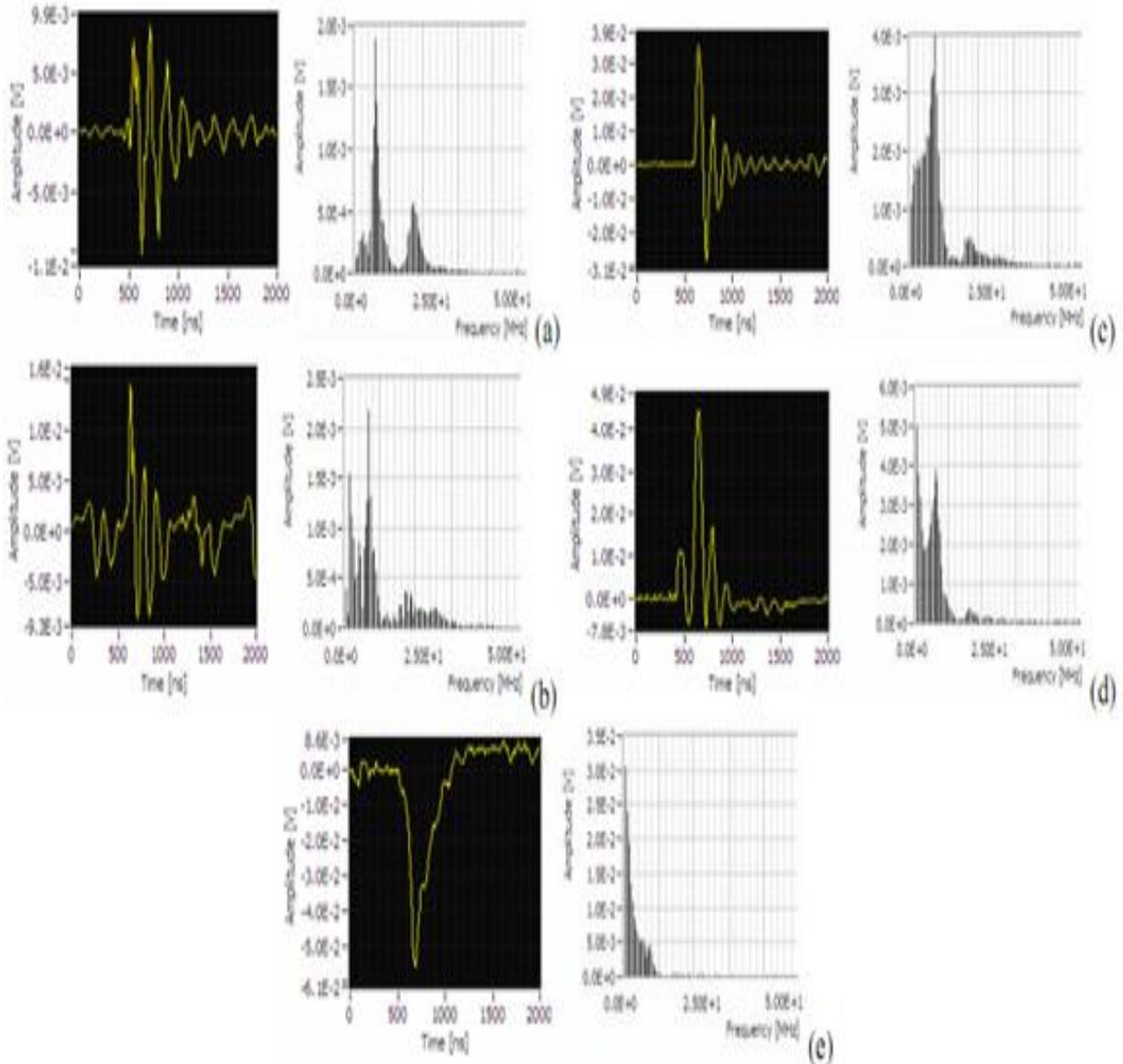


Figure I.34. Signaux obtenus (représentations temporelles et fréquentielles) des DP à 0.08 ESDD : (a) 60%RH, (b) 70%RH, (c) 80%RH, (d) 90%RH, (e) 100%RH.

Pour un niveau de pollution variant de 0.06 ESDD à 0.25 ESDD avec un RH=100% (figure I.35), les auteurs ont conclu que quand le niveau de pollution augmente :

- les amplitudes des DP augmentent dans la partie positive et négative du signal ;
- le taux de répétition (apparition de la totalité des DP dans un délai spécifique) diminue ;

- les amplitudes des composantes fréquentielles augmentent dans la bande 1-6 MHz ;
- les durées des DP augmentent avec la pollution ;
- l'occurrence de multiples impulsions de DP dans le cas d'une pollution très forte.

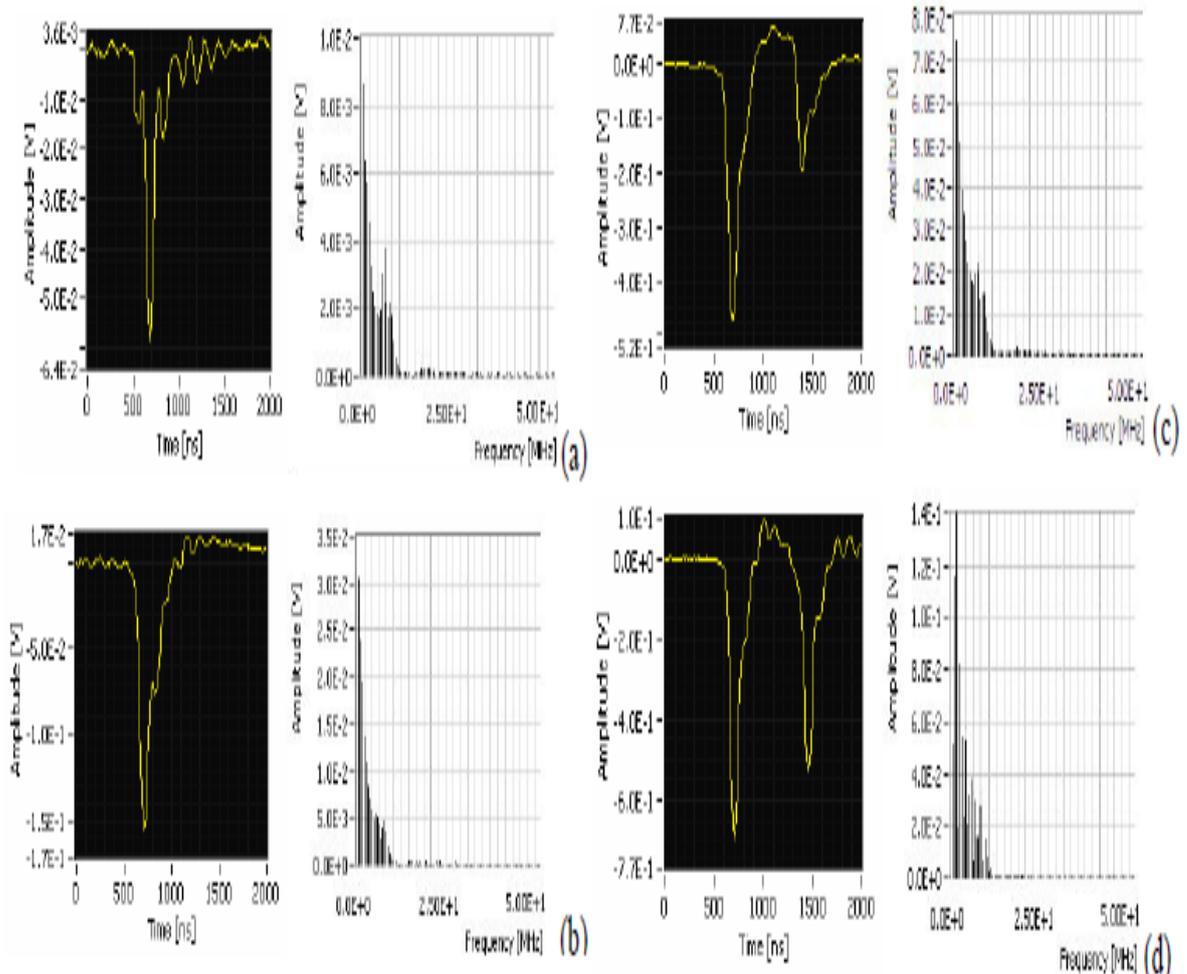


Figure I.35. Signaux obtenus (représentations temporelles et fréquentielles) des DP pour RH=100% :
 (a) 0.06 ESDD, (b) 0.08 ESDD, (c) 0.12 ESDD, (d) 0.25 ESDD.

En se basant sur les résultats et les figures obtenus, les auteurs ont conclu qu'à des pollutions élevées, la valeur de l'asymétrie diminue considérablement avec l'augmentation de RH. Mais, ils pensent que l'utilisation de ce paramètre à lui seul ne suffit pas pour le diagnostic de l'état de l'isolateur.

Cette étude fut achevée par une analyse statistique, dont les paramètres sont : le coefficient d'asymétrie (skewness), le paramètre de forme β et la phase moyenne du signal DP, et cela pour différents ESDD et RH. La variation du paramètre β et de la phase moyenne s'avère comme un bon élément pour le diagnostic de la sévérité de la pollution.

Conclusion

La nécessité de surveiller l'état de surface des isolateurs en service est d'une importance capitale. Les techniques actuelles les plus performantes pour évaluer le degré de sévérité de la pollution des isolateurs sont fondées pratiquement sur les méthodes de traitement du signal.

La synthèse bibliographique des différents travaux antérieurs effectués dans le présent chapitre nous a permis de comprendre d'une manière approfondie les mécanismes conduisant au contournement des isolateurs et l'application des méthodes de traitement de signal dans le domaine de la haute tension, spécialement le phénomène de la pollution des isolateurs.

Signalons qu'il existe des méthodes, couramment employées, comme la transformée de Fourier, la transformée en ondelette et la technique Recurrent Plot. L'application de ces méthodes se fait généralement sur les signaux du courant de fuite et sur ceux des décharges partielles qui constituent un outil très efficace pour la prédiction du comportement de l'isolateur en service sous les contraintes de pollution.

Chapitre II
Etude de la pollution
des isolateurs par la technique
Recurrent Plot « RP »



Introduction

Le *diagramme de récurrence*, ou *Recurrent Plot (RP)* concerne l'aspect qualitatif de la théorie du chaos. En se basant sur l'étude de la récurrence d'états d'un système dynamique, cette méthode permet une reconstruction sans pertes des données, et donne un aperçu immédiat de l'état du processus étudié. Par ailleurs, l'analyse quantitative de récurrence (RQA), permet de quantifier le comportement d'un système dynamique dans un espace de phase bien défini, en décrivant ces récurrences à l'aide de différentes mesures plus ou moins complexes. Mais en réduisant le signal sur un certain nombre de points, il perd un nombre plus ou moins important d'informations.

Ainsi, avant de décrire la structure des RP, il va de soi qu'un bref aperçu soit donné sur la théorie du chaos, quelques définitions et généralités concernant les systèmes dynamiques, pour décrire les différentes structures du RP, ainsi que l'analyse quantitative qui lui est associée. La structure RP sera appliquée aux composantes fréquentielles du signal du courant de fuite issues de sa décomposition en DWT. Cette étude sera établie pour voir l'influence de la classe de pollution, de la conductivité de la solution contaminante ainsi que la largeur de la couche polluante. Finalement une analyse quantitative de récurrence sera appliquée au signal du courant de fuite pour étudier les mêmes caractéristiques.

II.1. La théorie du chaos

II.1.1. Origine et définition

La théorie du chaos est l'étude des systèmes qui ont une évolution extrêmement complexe et qui paraissent désordonnés. Cette théorie fut développée à partir des années soixante, lorsque Edward Lorenz, professeur de mathématique au MIT (Massachusetts Institut of Technologie) et père de la théorie du chaos [46], montra le caractère chaotique de l'atmosphère terrestre. Ce météorologue avait construit un modèle mathématique simple de douze variables pour prédire le déplacement des grandes masses d'air dans l'atmosphère. En faisant des simulations sur son ordinateur, il s'aperçut qu'une modification infime des données initiales pouvait changer radicalement l'évolution météorologique. Ainsi, en 1961, Lorenz venait de mettre en évidence l'une des principales caractéristiques du chaos : l'extrême sensibilité aux conditions initiales [47].

La théorie du chaos peut être définie comme étant la théorie qui traite des systèmes dynamiques rigoureusement déterministes, mais qui présentent un phénomène fondamental d'instabilité appelé « sensibilité aux conditions initiales » qui, modulant une propriété supplémentaire de récurrence, les rend non prédictibles en pratique à « long » terme [48]. La théorie du chaos est donc la théorie qui cherche de l'ordre dans le désordre.

II.1.2. L'attracteur de Lorenz

En 1963, à la suite de sa découverte, Lorenz entreprit alors de réaliser un nouveau modèle météorologique en réduisant le nombre de variable à trois au lieu de douze. De ce fait, Lorenz décida de représenter graphiquement la solution de son système à trois dimensions. Il obtint alors des figures géométriques dans l'espace (y_1, y_2, y_3) , qu'il appellera : les attracteurs [49] (figure II.1). Ainsi, en apportant d'infimes changements aux conditions initiales de son système, il obtient des résultats différents. Ces derniers, décrivent une courbe ressemblant fortement à des ailes de papillon. C'est pourquoi le chaos a souvent été explicité par ce qu'on appelle « l'effet papillon », d'où la célèbre citation de Lorenz : « le battement d'aile d'un papillon aujourd'hui à Pékin engendre dans l'air suffisamment de remous pour influencer sur l'ordre des choses et provoquer une tempête le mois suivant à New York ».

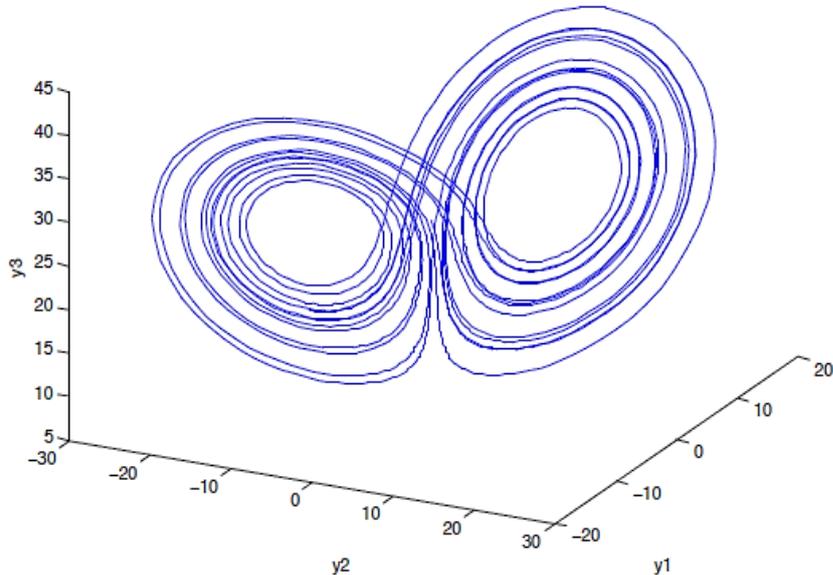


Figure II.1. Attracteur étrange de Lorenz.

II.2. Systèmes dynamiques

Un système dynamique est un système physique qui évolue soit dans le temps soit par rapport à une autre variable suivant l'espace de phases considéré. La trajectoire d'un objet en mouvement dans le temps est donc un système dynamique, ainsi que le nombre d'individus d'une population quelconque dans le temps, ou encore les valeurs d'une fonction (par exemple : $y = 2x$) par rapport à la valeur de x .

II.2.1. Modèle déterministe, modèle stochastique et modèle chaotique

On peut citer trois sortes de systèmes dynamiques : les systèmes aléatoires (aussi appelés systèmes stochastiques), les systèmes déterministes et les systèmes chaotiques.

Les systèmes aléatoires évoluent comme leur nom l'indique au hasard dans tout l'espace sans qu'aucune équation ne les régie, sans qu'aucune prévision exacte ne soit possible dans le temps.

Les systèmes déterministes sont des systèmes régis par des lois mathématiques bien connues. On peut donc prévoir exactement leur évolution dans le temps.

Les systèmes chaotiques, quant à eux, ont un comportement infiniment complexe. La trajectoire qu'ils décrivent se rapproche d'une figure géométrique de structure également infiniment complexe sur laquelle ils semblent errer au hasard, mais sans jamais la quitter, ni repasser deux fois par le même point. Les attracteurs qui caractérisent ces systèmes semblent inclure à la fois des lois déterministes et des lois aléatoires, ce qui rend impossible toute prévision à long terme.

II.2.2. Espace des phases

Pour suivre l'évolution de l'état d'un système dynamique, préalablement décrit avec des lois physiques, on définira à un instant donné un point dans un repère. Ce point caractérise l'état du système dans l'espace à cet instant. Cet espace est appelé « l'espace des phases » de dimension N . Lorsque la variable d'évolution change de valeur (quand le temps s'écoule, par exemple), le point figurant à l'état du système décrit en général une courbe dans cet espace.

II.2.2.1. Construction de Ruelle-Takens (méthode des délais)

En pratique, il n'est pas possible de mesurer toutes les composantes d'un vecteur \vec{x} décrit dans un espace de phases à N dimensions. Ainsi, en 1981, Ruelle et Takens [50] prouvent qu'il est possible de reconstruire l'attracteur d'une série temporelle. Dès lors, l'espace de phase est reconstruit en un « espace d'immersion » (ou espace de plongement) de dimensions m inférieur à N en utilisant les « vecteurs d'immersion » [51] décrit comme suit :

$$\vec{x}(t_i) = [x(t_i), x(t_i - \tau), \dots, x(t_i - (m - 1) \cdot \tau)], \quad (\text{II.1})$$

où m représente la dimension d'immersion, τ est le retard (ou le pas) et $x(t_i)$ est la valeur de la série temporelle à l'instant t_i .

Ce théorème permet donc de se renseigner sur le comportement d'un système non linéaire, en l'étudiant sur un espace d'immersion reconstruit à partir d'une seule série temporelle, pourvu que les paramètres m et τ de cette dernière soit connus [52].

Pour l'estimation de ces deux paramètres, différentes méthodes sont adoptées [53-58]. En ce qui concerne la dimension m , nous citons:

- False Nearest Neighbours ;
- Bad Prediction Method ;
- Fractal and Correlation Dimensions.

Pour le calcul de τ , nous pouvons utiliser les méthodes suivantes :

- Autocorrelation and Power Spectrum Functions ;

- Average Mutual Information (AMI) Function ;
- Degree of Separation Function ;
- les exposants de Lyapunov.

Ces méthodes sont des méthodes analytiques. Cependant, il existe des méthodes empiriques, nous citons : « les réseaux de neurones » et les algorithmes génétiques. Tout de même, il existe une nouvelle méthode reconnue pour son efficacité, elle permet de déterminer à la fois ces deux paramètres, elle est appelée la « C-C Method » [59].

II.3. Le diagramme de récurrence (RP)

II.3.1. Définition

Le premier concept de récurrence fut introduit par Henry Poincaré en 1890, qui non seulement, a introduit le premier concept de point récurrent [60], mais a aussi introduit un phénomène fondamental d'instabilité appelé « sensibilité aux conditions initiales » qui, modulant une propriété supplémentaire de récurrence, rend les systèmes dynamiques non prédictibles en pratique à « long terme ». Cette théorie, n'a pu être exploitée qu'après 70 ans, et ce en attendant le développement des ordinateurs et machines de calcul.

En 1987, Eckmann et al [61] ont introduit la méthode des RP pour visualiser les récurrences des systèmes dynamiques. Supposons qu'on ait une trajectoire $\{\vec{x}_i\}_{i=1}^N$ d'un système dans son espace de phase [62]. Ainsi, le RP correspondant est construit comme suit : chaque point de l'espace de phase $\{\vec{x}_i\}_{i=1}^N$ est testé s'il est proche ou non d'un autre point x_j . Ainsi, si la distance entre ces deux points est inférieure à un seuil ε prédéfini, les points sont dits récurrents et sont associés à un point noir. Dans le cas contraire, ils sont non récurrents et sont associés à un point blanc. Cela se traduit par une matrice $N \times N$, telle que :

$$R_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{si } \vec{x}_i \approx \vec{x}_j, \\ 0 & \text{si } \vec{x}_i \not\approx \vec{x}_j, \end{cases} \quad i, j = 1, \dots, N, \quad (\text{II.2})$$

où N est le nombre d'états considérés et $\vec{x}_i \approx \vec{x}_j$ indique l'égalité avec une certaine erreur ε .

Ainsi, l'équation II.2 peut être réécrite sous sa forme matricielle :

$$R_{i,j}(\varepsilon) = \theta(\varepsilon - \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|), \quad i, j = 1, \dots, N, \quad (\text{II.3})$$

où N est le nombre de points \vec{x}_i mesurés, ε est le seuil, $\theta(\cdot)$ est la fonction échelon ($\theta(x) = 0$ si $x < 0$, et $\theta(x) = 1$ autrement) et $\|\cdot\|$ est une norme.

Pour un ε fixé (pour les états voisins de ε), on introduit la notion suivante :

$$\vec{x}_i \approx \vec{x}_j \Leftrightarrow R_{i,j} = 1. \quad (\text{II.4})$$

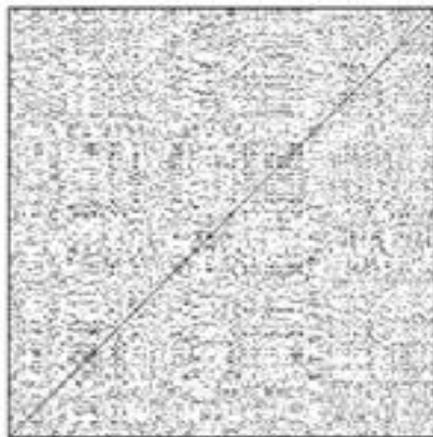
Puisque $R_{i,j} = 1$ par définition, le diagramme de récurrence se caractérise par une ligne noire diagonale, appelé « la ligne d'identité » (Line Of Identity, (LOI)), avec un angle de $\pi/4$.

Le paramètre ε est crucial lors d'un diagramme de récurrence. Ainsi, une attention spéciale doit lui être accordée. Si la valeur de ε est trop grande, la plupart des points seront voisins d'autres points, ce qui produira un diagramme condensé, et donc des points non pertinents. D'autre part, si la valeur de ε choisie est trop petite, on peut perdre la plupart des points récurrents, et donc aucune information utile ne sera tirée. Par ailleurs, il n'existe pas de méthode standard pour choisir la valeur de ε . La plupart des chercheurs la choisissent comme étant égale à 0.25σ , σ représente la déviation standard du signal étudié [63].

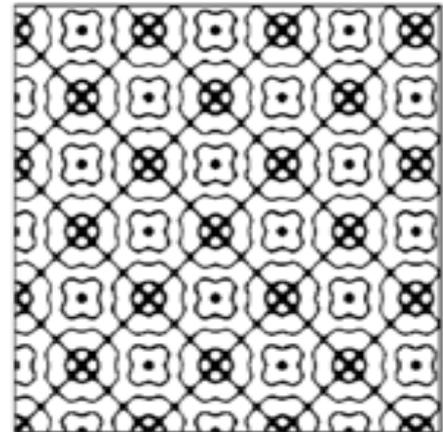
II.3.2. Les structures dans les diagrammes de récurrence

Il existe 4 types de diagramme de récurrence (figure II.2), et cela dépendamment de leurs structures :

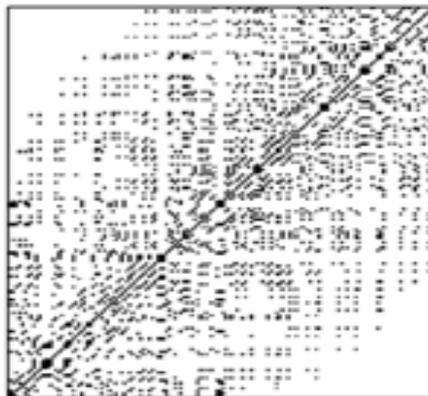
- diagramme homogène ;
- diagramme périodique et quasi-périodique ;
- diagramme dévié : une déviation est causée par des systèmes à faible variations des paramètres (systèmes non stationnaires) ;
- diagramme interrompu : les changements abrupts causent des surfaces blanches sur le diagramme [64-66].



(a)



(b)



(c)



(d)

Figure II.2. Topologie caractéristique des diagrammes de récurrence
(a) Homogène, (b) périodique, (c) dévié et (d) interrompu.

La technique RP consiste donc en points isolés, points joints dans des segments de lignes et espaces blancs. Les points denses et les segments blancs reflètent dans notre cas la caractéristique non linéaire du signal du courant de fuite. Un « point récurrent » signifie que la distance entre deux vecteurs voisins dans l'espace de phase est inférieure ou égale à la valeur du seuil ϵ . La diagonale principale existe dans toutes les structures, ce qui correspond au fait que la distance entre le vecteur et la diagonale elle-même est nulle. Le point à la plus haute densité indique que la distance entre les vecteurs reconstruits dans l'espace de phase change légèrement. Il indique que les vecteurs incrustés sont très similaires aux vecteurs voisins dans m -dimensions d'espace de phase [67].

Les points à faible densité représentent un dispersément évident dans le processus. Alors que les espaces blancs indiquent un changement rapide d'amplitude. Nous résumons les significations à propos de la topologie des structures du diagramme de récurrence dans le tableau suivant.

Exemples	Signification
(1) Homogénéité	Le processus est stationnaire.
(2) Eclaircissement des coins haut gauche et bas droit	Données non stationnaires ; le processus contient un mouvement ou un décalage.
(3) Disruptions (bandes blanches)	Données non stationnaires ; certains états sont rares ; présence de transitions.
(4) Modèle périodique/ quasi-périodique	Processus cyclique ; la période correspond à la distance entre les lignes ; différentes distances entre les lignes diagonales révèlent un processus quasi-périodique.
(5) Points isolés	Forte fluctuation du processus ; si seuls les points isolés sont présents, le processus étudié est faiblement ou non corrélé.
(6) Points denses	La densité des points indique l'intensité du processus étudié. Si les points gagnent en densité, l'activité du processus étudié s'intensifie.
(7) Lignes diagonales (parallèles à la LOI)	L'évolution est similaire à d'autres périodes ; le processus peut être déterministe. Si ces lignes diagonales sont présentes à côté des points isolés, le processus peut être chaotique.
(8) Lignes diagonales (orthogonale à la LOI)	L'évolution est similaire à d'autres périodes mais en temps inverse ; parfois, cela indique une dimension d'immersion m insuffisante.

(9) Lignes verticales et horizontales	Certains états présentent des changements peu nombreux ou lents ; indiquent des états laminaires.
(10) Lignes longues arquées	L'évolution est similaire à d'autres périodes mais à une vitesse différente ; la dynamique du système peut être variable.

Tableau II.1. Exemple typique de diagramme de récurrence et leurs significations.

II.3.3. Analyse quantitative du diagramme de récurrence (RQA)

Dans le but d'aller au-delà de l'analyse visuelle des diagrammes de récurrence, et sachant la difficulté relativement importante à les interpréter, différentes mesures quantifiant les structures précédemment décrites par les diagrammes ont été proposées. J.P. Zbilut et C.L. Jr. Webber [68-69] ont développé un outil puissant qui quantifie et analyse la structure des RP, appelé « analyse quantitative de récurrence » (Recurrence Quantification Analysis, (RQA)). Cet outil définit la mesure de complexité en utilisant la densité des points récurrents et les structures des lignes diagonales et verticales dans le diagramme de récurrence. Il permet de déceler les transitions entre les états périodiques, laminaires et chaotiques lors d'un processus donné.

Quelques études basées sur ces mesures de RQA montrent que ces mesures sont aptes à trouver des points de bifurcation, plus spécialement les transitions chaos-ordre. La RQA impose un seuil ε , ainsi le diagramme de récurrence est symétrique.

II.3.3.1. Les mesures de la RQA

On peut distinguer deux types de mesure RQA, les mesures basées sur les lignes diagonales, ainsi que celles basées sur les lignes verticales (similaires aux lignes horizontales vu la symétrie).

Ainsi, nous introduisons l'histogramme $P(\varepsilon, l)$, représentant le nombre total de lignes diagonales de longueur l dans un RP avec un seuil ε fixé :

$$P(\varepsilon, l) = \sum_{i,j=1}^N (1 - R_{i-1,j-1}(\varepsilon)) (1 - R_{i+1,j+1}(\varepsilon)) \prod_{k=0}^{l-1} R_{i+k,j+k}(\varepsilon). \quad (\text{II.5})$$

Par analogie, le nombre de lignes verticales est calculé en remplaçant l par v , où v représente la longueur de la ligne verticale. Dans les prochaines équations, on omettra de citer le symbole ε des mesures de RQA, pour une raison de simplicité ($P(l) = P(\varepsilon, l)$).

Les principales mesures RQA sont les suivantes.

- *Taux de récurrence (RR)*. Le RR compte le nombre de points noirs dans le RP. Il correspond à la probabilité qu'un état se répète et peut être utilisé pour détecter les changements dans la dynamique du système. Il est défini comme suit :

$$RR(\varepsilon) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}(\varepsilon). \quad (\text{II.6})$$

- *Déterminisme (DET)*. Il renseigne sur la prédictibilité du processus étudié et représente le rapport entre le nombre de points récurrents formant les diagonales (au moins de longueur l_{min}) et le nombre totale de tous les points récurrents. Les signaux non corrélés, ou faiblement corrélés, apparaissent sous formes de courtes diagonales sur les RP. Les signaux déterministes impliquent des diagonales plus longues, ainsi que des points récurrents isolées.

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N lP(l)}{\sum_{l=1}^N lP(l)}. \quad (II.7)$$

- *Laminarité (LAM)*. Par analogie, le *LAM* représente la quantité de points récurrents obtenus à partir des lignes verticales, il est donné par l'expression suivante :

$$LAM = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N vP(v)}{\sum_{l=1}^N vP(v)}, \quad (II.8)$$

où $P(v)$ est le nombre de lignes verticales de longueurs v ayant au moins une longueur de v_{min} .

- *Longueur maximale des lignes diagonales (L_{max})*. L définit la moyenne temporelle pendant laquelle deux segments de trajectoire sont proches l'une de l'autre, et peut être interprétée comme la moyenne temporelle de prédiction.

$$L = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N lP(l)}{\sum_{l=l_{min}}^N P(l)}. \quad (II.9)$$

Au lieu de cette moyenne, la RQA utilise la « longueur maximale » des lignes diagonales, ou son inverse, la « divergence », définie comme suit :

$$L_{max} = \max(\{l_i ; i = 1 \dots N_1\}), \quad (II.10)$$

$$DIV = \frac{1}{L_{max}}. \quad (II.11)$$

Pour des systèmes déterministes, de longues diagonales sont produites, alors que pour des données aléatoires ou fortement fluctuantes, de courtes diagonales en sont le résultat.

- *Entropie (ENTR)*. L'entropie fait référence à l'entropie de Shannon de la distribution des lignes diagonales du RP : elle reflète la complexité de la structure du RP par rapport aux lignes diagonales. Pour des signaux faiblement corrélés, la valeur *ENTR* est faible, indiquant ainsi une faible complexité.

$$ENTR = - \sum_{l=l_{min}}^N p(l) \cdot \ln p(l), \quad (II.12)$$

où $p(l)$ représente la probabilité que la ligne diagonale ait exactement la longueur l , et peut être estimée à partir de la distribution de fréquence $P(l)$, avec :

$$p(l) = \frac{P(l)}{\sum_{l=l_{min}}^N P(l)}. \quad (II.13)$$

- *Trapping Time (TT)*. Il représente la valeur moyenne temporelle qu'un système se répète sur un seul et même état. Il est défini par l'expression (II.14) :

$$TT = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N vP(v)}{\sum_{v=v_{min}}^N P(v)}, \quad (II.14)$$

où $P(v)$ est le nombre de lignes diagonales de longueur v . TT estime la moyenne temporelle où le système demeure dans un même état.

- *Recurrence Time Entropy (RTE)*. Le RTE sert à déterminer la périodicité ou la répétitivité d'un signal. Il peut être appliqué aux systèmes dynamiques, ainsi qu'aux processus stochastiques. Il se calcule via l'expression (II.15) :

$$RTE = -(\ln T_{max})^{-1} \sum_{t=1}^{T_{max}} p(t) \cdot \ln p(t), \quad (II.15)$$

où T_{max} est la plus grande période du signal. Le RTE est très utilisé pour détecter les changements subtils dans les dynamiques des signaux stochastiques.

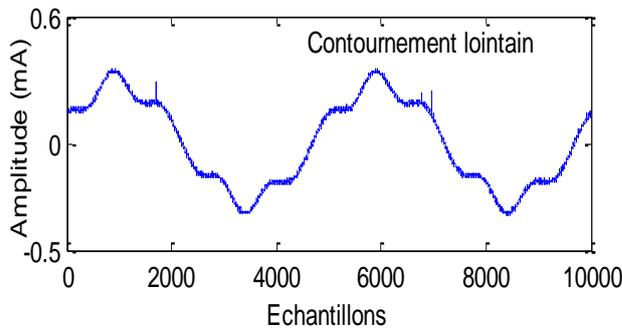
Les indicateurs précédemment cités informent sur les différents états d'un processus étudié, et sont en réalité fortement inter-corrélés. Les mesures basées sur les lignes verticales sont capables de trouver les transitions chaos-chaos. Ces indicateurs permettent alors, d'étudier l'intermittence, même pour les séries de données courtes et non stationnaires. De plus, les transitions chaos-ordre peuvent être identifiées pour des systèmes dynamiques périodiques dont les mesures sont nulles.

II.4. La technique RP pour l'étude du phénomène de contournement des isolateurs

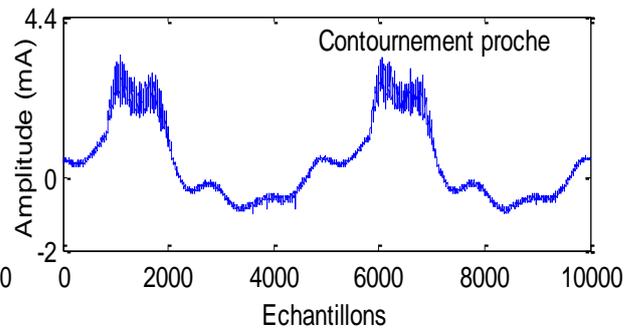
Connaissant la caractéristique non-linéaire du courant de fuite durant le processus du contournement, deux choix s'offrent à nous quand il s'agit d'utiliser les RP pour l'étude de ce phénomène. On applique la technique des RP soit directement aux signaux du courant de fuite, soit à leurs décompositions fréquentielles.

II.4.1. La technique RP appliquée directement au signal du courant de fuite

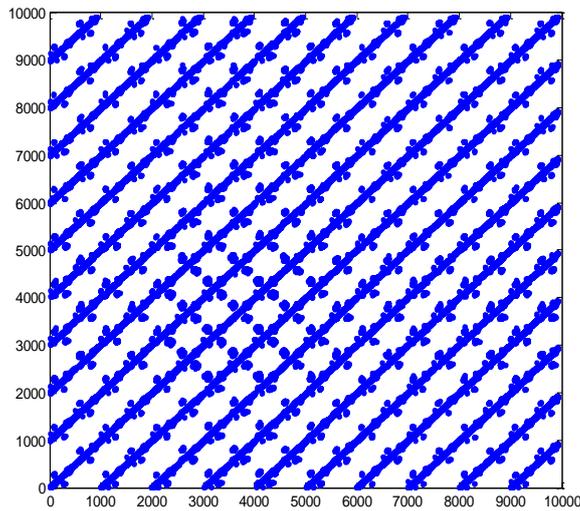
La figure II.3 montre un exemple de la technique RP appliquée directement à un signal du courant de fuite typique lors du processus de contournement. Les figures II.3.a et II.3.c montrent les signaux originaux des courants correspondant respectivement à un contournement lointain et proche.



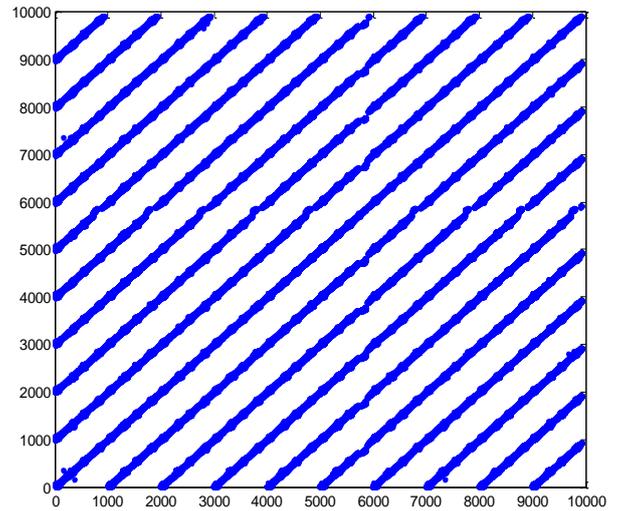
(a) RP du signal du courant de fuite pour un contournement lointain



(c) Signal du courant de fuite correspondant à un contournement proche



(b) Signal du courant de fuite correspondant à un contournement lointain



(d) RP du signal du courant de fuite pour un contournement proche

Figure II.3. Exemple de la technique RP appliquée directement sur le signal du courant de fuite.

Pour un contournement lointain (faible tension appliquée), de la figure II.3.b, on remarque la présence de lignes parallèles à la diagonale principale (LOI), ce qui indique qu'on est en présence d'un phénomène périodique. Ces lignes sont d'une grande longueur, signifiant ainsi un phénomène déterministe. De plus, on observe de courtes lignes orthogonales à la LOI, ce qui indique une évolution du courant de fuite similaire à d'autres périodes (voir tableau II.1).

Pour un niveau de tension proche de celui du contournement, on remarque l'absence des lignes verticales à la LOI, laissant place uniquement aux lignes parallèles à cette dernière. Une telle structure signifie que le processus étudié est déterministe.

Ces conclusions ne reflètent pas du tout la réalité du processus de contournement. C'est pourquoi, durant notre étude, on appliquera le diagramme de récurrence aux composantes fréquentielles du signal du courant de fuite.

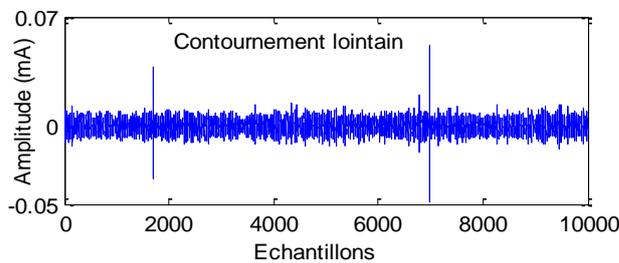
II.4.2. La technique RP appliquée au détail du signal du courant de fuite

Dans notre travail, nous allons appliquer la DWT en utilisant l'ondelette de *Daubechies 4* pour décomposer le signal du courant de fuite afin d'identifier les transitions pour la pollution non-uniforme, qui sont causées par des perturbations de hautes fréquences [70-72].

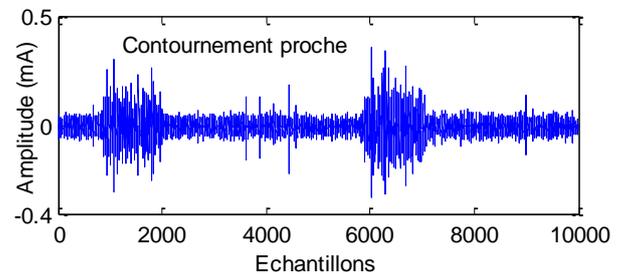
La figure II.4 représente le RP des composantes hautes fréquences du signal du courant de fuite, plus précisément du détail D_1 . Le choix de ce détail sera expliqué par la suite.

Pour un faible niveau de tension appliquée, le RP correspondant au détail D_1 (figure II.4.c) est composé de points de faible densité dispersés tout au long du diagramme. Aucune forme particulière n'est visible. Une telle distribution des points démontre parfaitement l'état des décharges sur la surface de l'isolateur. Ainsi, pour un contournement loin, il n'existe que de faibles décharges partielles, ce qui est en accord avec l'observation visuelle.

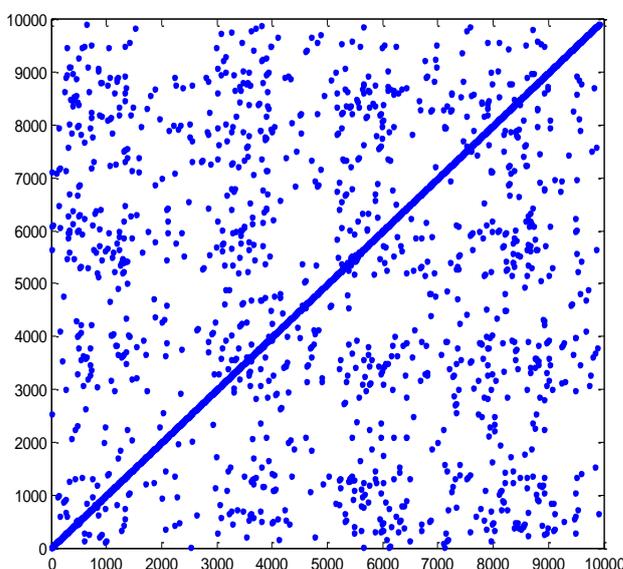
Pour un niveau de tension proche de celui du contournement, le RP correspondant au détail D_1 (figure II.4.d) est composé de deux éléments : les bandes blanches, et les points de forte densité. La présence de bandes blanches indique que le processus étudié est de nature non stationnaire et qu'il présente des états de transition (tableau II.4). Par contre, les points de forte densité, parfois isolés, indique une activité intense sur la surface de l'isolateur.



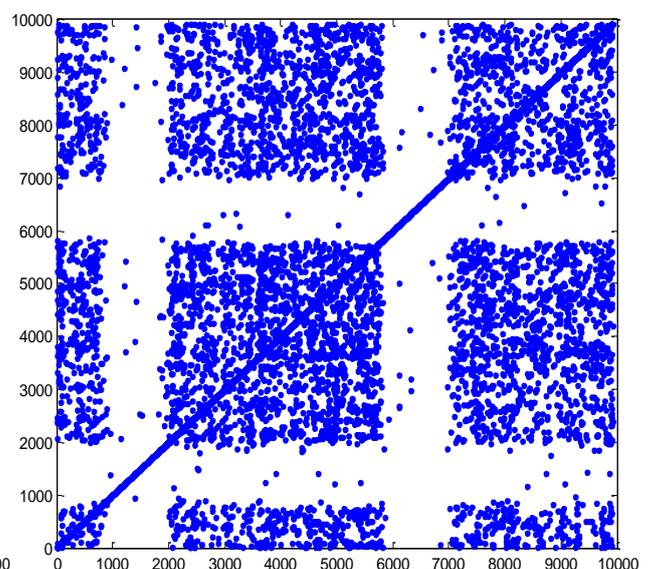
(a) *Détail D_1 de la décomposition en ondelettes du signal du courant de fuite pour un contournement lointain*



(b) *Détail D_1 de la décomposition en ondelettes du signal du courant de fuite pour un contournement proche*



(c) *RP du détail D_1 de la décomposition en ondelettes pour un contournement lointain*



(d) *RP du détail D_1 de la décomposition en ondelettes pour un contournement proche*

Figure II.4. Exemple de la technique RP appliquée au détail D_1 .

En pratique, à l'approche du contournement, on remarque une intensification des décharges, représentée par les points à forte densité. On observe aussi une intermittence de ces décharges sur la surface de l'isolateur, ceci est décrit sur la figure II.4.d par les bandes blanches. Le rôle de ces dernières s'avère donc capital pour déceler l'état de transition menant au contournement.

Les résultats obtenus par l'application de la technique des RP aux décompositions fréquentielles sont parfaitement en accord avec l'observation visuelle du phénomène de contournement.

- **Choix des paramètres m , τ et ε**

D'après les études menées, les valeurs de la dimension de plongement m et du retard τ n'ont pratiquement pas d'effet sur la structure topologique du RP [73]. Néanmoins, elles sont choisies, via la «C-C method», égales à 5 et 20 respectivement [74].

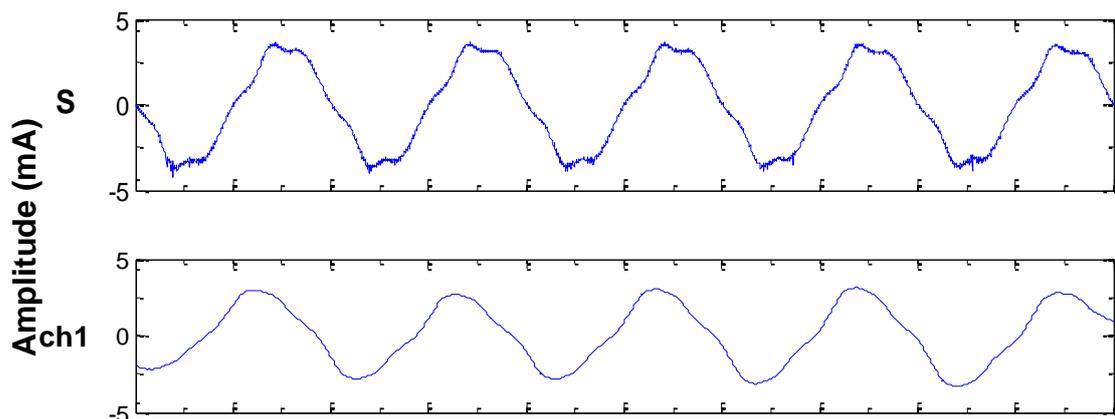
La valeur de ε est critique. Si elle est trop grande elle produira des points incohérents et non pertinents. Par contre, si elle est trop petite, l'information utile sera perdue. Cependant, il n'existe pas de méthode standard pour déterminer la valeur optimale de ε . La plupart des chercheurs la choisissent égale à $0,25\sigma$, où σ est la standard déviation du signal étudié [75].

II.5. RP des composantes fréquentielles du signal de courant de fuite

D'après ce qui a été montré précédemment, la décomposition fréquentielle du signal de courant de fuite s'avère être nécessaire avant d'utiliser la techniques RP. Différents détails correspondant aux différents niveaux de décomposition sont donc extraits.

Dans le présent paragraphe, on décompose le signal du courant de fuite précédant un contournement par la DWT à l'aide de l'ondelette *Daubechies 4* en 10 niveaux. On extrait alors les différents détails correspondant aux différentes bandes de fréquence pour les trois classes de pollution; cette étape est illustrée par les figures II.5 à II.7. Enfin, on appliquera la technique RP aux différents niveaux de décomposition obtenus pour la dernière classe de pollution, comme montré sur la figure II.8. Dans cette partie, les résultats sont obtenus en exploitant l'ensemble de signaux G1Mod1 (annexe A).

II.5.1. Cas d'une pollution de classe 1



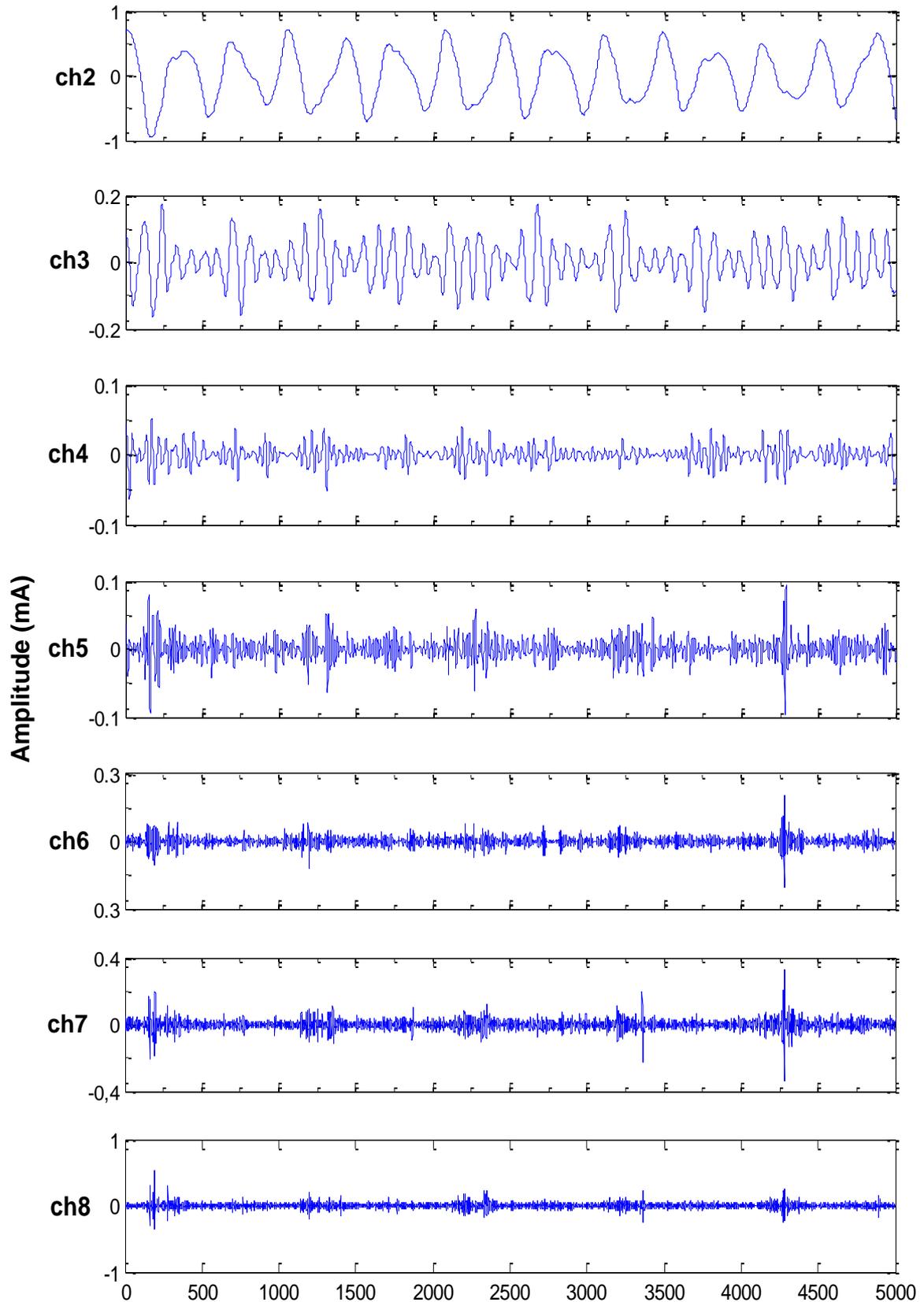
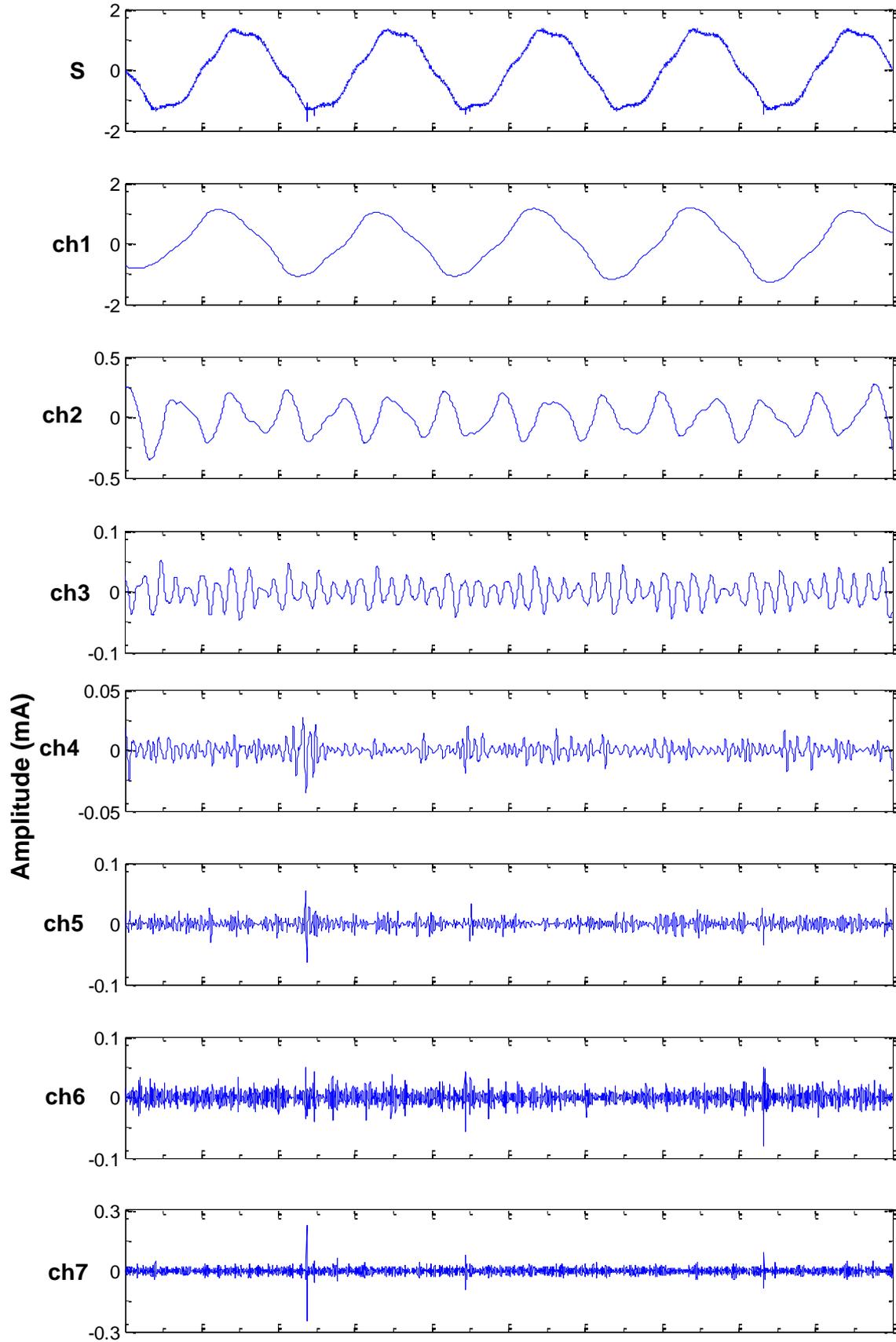


Figure II.5 . Extraction des composantes fréquentielles du courant de fuite précédant le contournement pour une classe 1: *s* indique le signal original, *ch1* définit le coefficient D_{10} (50 Hz), *ch2* définit D_8 (390- 1953 Hz), *ch3* définit D_6 (781 – 1562 Hz), *ch4* définit D_5 (1,56 – 3,12 kHz), *ch5* définit D_4 (3,12 – 6,25 kHz), *ch6* définit D_3 (6,25 – 12,5 kHz), *ch7* définit D_2 (12,5 - 25 kHz), *ch8* définit D_1 (25 - 50 kHz).

II.5.2. Cas d'une pollution de classe 2



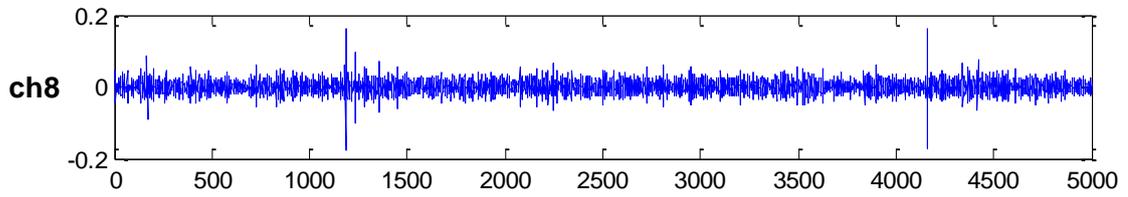
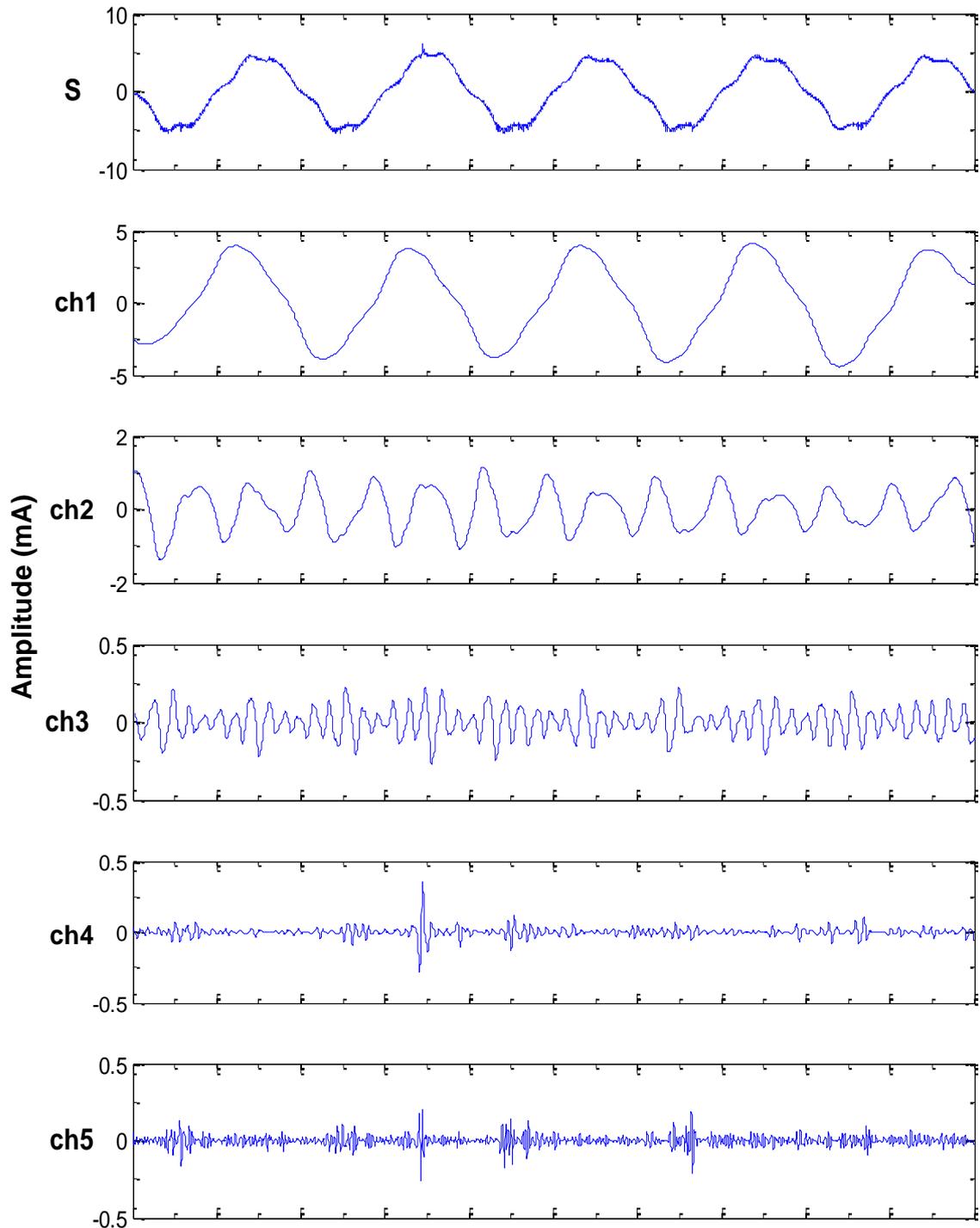


Figure II.6. Extraction des composantes fréquentielles du courant de fuite précédant le contournement pour une classe 2: *s* indique le signal original, *ch1* définit le coefficient D_{10} (50 Hz), *ch2* définit D_8 (390- 1953 Hz), *ch3* définit D_6 (781 – 1562 Hz), *ch4* définit D_5 (1,56 – 3,12 kHz), *ch5* définit D_4 (3,12 – 6,25 kHz), *ch6* définit D_3 (6,25 – 12,5 kHz), *ch7* définit D_2 (12,5 - 25 kHz), *ch8* définit D_1 (25 - 50 kHz).

II.5.3. Cas d'une pollution de classe 3



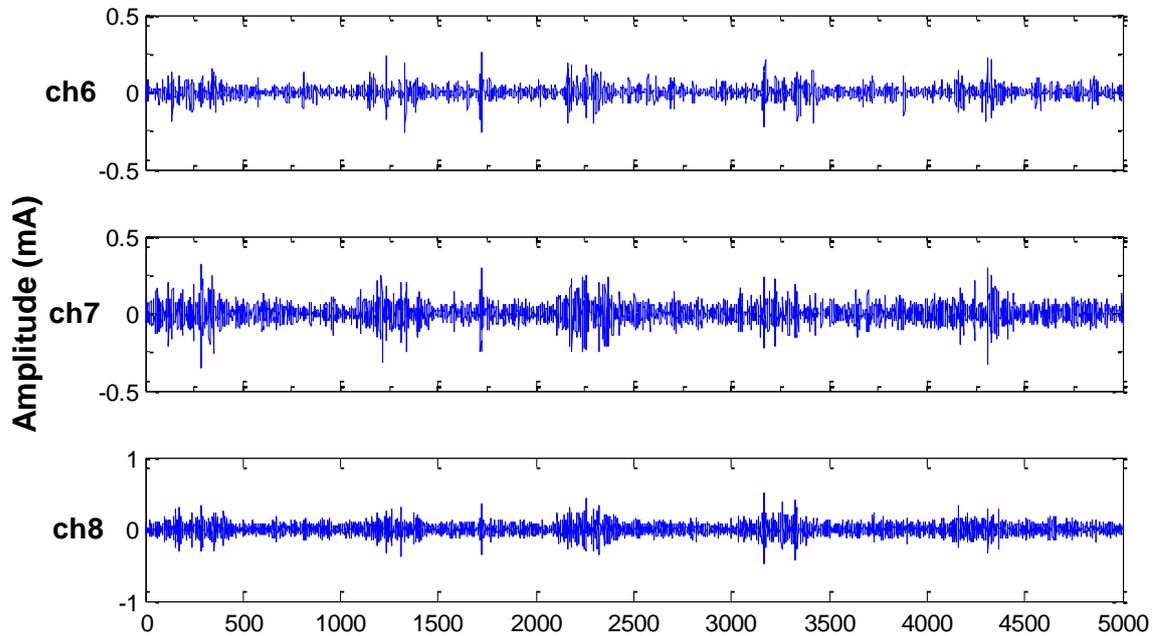


Figure II.7. Extraction des composantes fréquentielles du courant de fuite précédant le contournement pour une classe 3: *s* indique le signal original, *ch1* définit le coefficient D_{10} (50 Hz), *ch2* définit D_8 (390- 1953 Hz), *ch3* définit D_6 (781 – 1562 Hz), *ch4* définit D_5 (1,56 – 3,12 kHz), *ch5* définit D_4 (3,12 – 6,25 kHz), *ch6* définit D_3 (6,25 – 12,5 kHz), *ch7* définit D_2 (12,5 - 25 kHz), *ch8* définit D_1 (25 - 50 kHz).

D'après les études menées [76-78], les composantes fréquentielles peuvent être séparées en trois intervalles : basses (ch1 à ch3), moyennes (ch4 à ch7) et hautes fréquences (ch8).

En ce qui concerne les composantes faibles fréquences (50 – 1562 Hz), la figure II.8.a comporte très peu de structures ; elle n'est composée que de quelques fragments de lignes parallèles à la LOI. Une structure si pauvre indique très peu de décharges électriques sur la surface de l'isolateur. Alors que les courtes lignes diagonales indiquent que le processus étudié comporte des composantes déterministes. Une telle structure est bien évidemment totalement contraire à la théorie, ainsi qu'à l'observation visuelle de l'état de décharge.

Cependant, on remarque sur la figure II.8.b décrivant ch2 que les lignes diagonales ont tendance à se rassembler, et à gagner en densité. Les bandes blanches sont bien visibles, indiquant un état très instable du processus étudié.

La figure II.8.c, décrivant ch3, est elle aussi très pauvre en structures. Elle ne contient pratiquement plus de lignes diagonales à la LOI, mais hérite quand même des bandes blanches. On notera aussi une diminution des points, comparativement à la figure II.8.b décrivant ch2.

Bien que les figures II.8.b et II.8.c comportent des bandes blanches (élément essentiel indiquant la transition vers un contournement imminent), elles restent inadéquates pour décrire l'état des décharges sur la surface de l'isolateur, car beaucoup de lignes diagonales parallèles à la LOI y sont représentées, ce qui est totalement en désaccord avec la théorie.

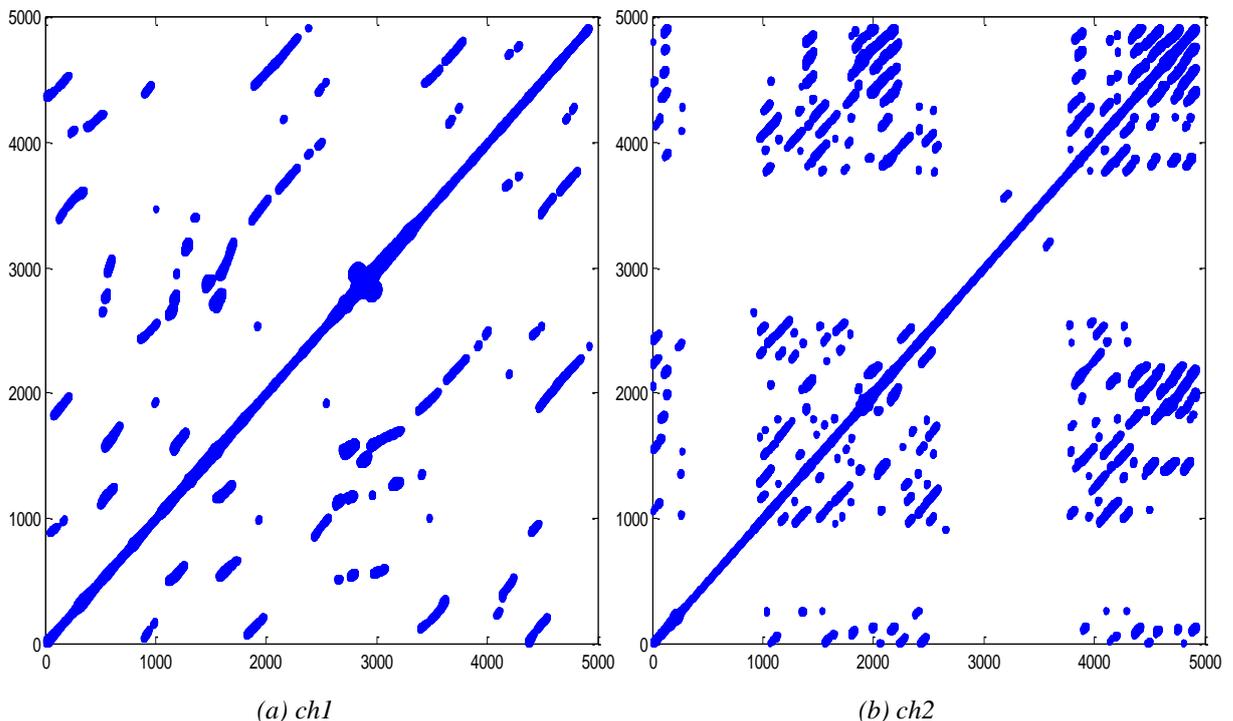
En ce qui concerne les composantes moyennes fréquences (1,56 – 25 kHz), elles sont représentées par les figures II.8.d à II.8.g. En dépit de la constante présence des bandes blanches, on remarque une structure radicalement différente comparée aux composantes

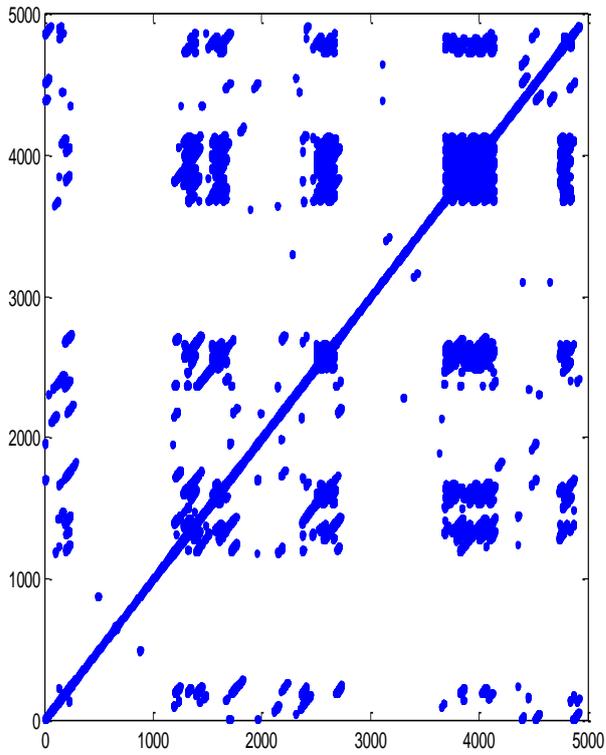
basses fréquences. Ainsi, on observe une forte augmentation de la densité des points, comparé à la figure la précédant. Une telle intensification des points indique une forte activité des décharges à la surface de l'isolateur. Cette conclusion peut être tirée également pour toutes les figures correspondant aux composantes moyennes fréquences. Ainsi, la figure II.7.d se rapproche sensiblement de la figure II.8.e : on remarque la présence de petites zones vides à l'intérieur de grandes zones à points très intense. On notera une structure du RP de plus en plus opaque.

Quant à la figure II.8.f, représentant ch6, elle se caractérise par une forte densité des points, rendant la structure quasi-opaque, ce qui indique une activité extrême des décharges sur la surface de l'isolateur. La densité de points augmente encore pour la figure II.7.g représentant ch7, créant ainsi une structure totalement opaque.

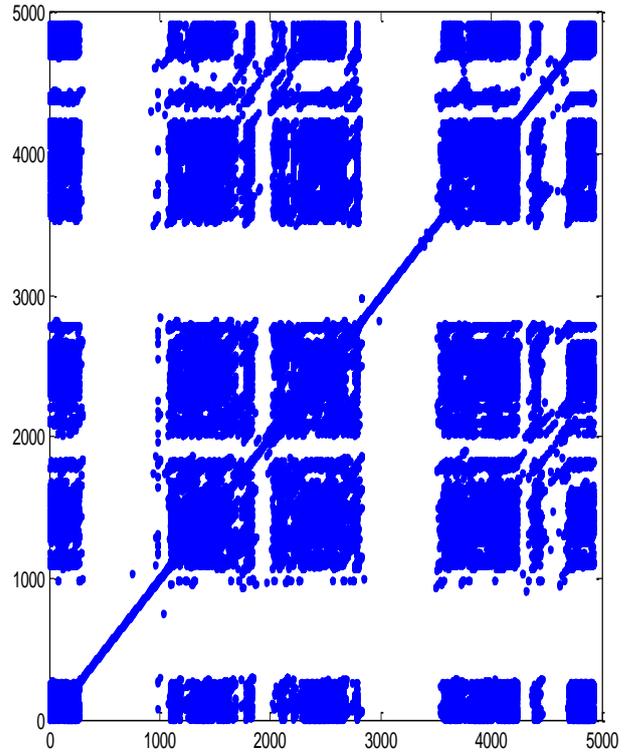
Les composantes moyennes fréquences décrivent sans doute l'activité des décharges à la surface de l'isolateur mieux que les composantes basses fréquences. Cependant, l'activité des décharges décrites par les figures II.8.f et II.8.g nous laisse quelque peu perplexe. Une si forte activité reste contraire à la théorie. Une structure si opaque décrit maladroitement l'activité de décharges au niveau de l'isolateur.

Concernant la figure II.8.h, représentant le RP de la composante fréquentielles D_1 (25 – 50 kHz), elle paraît être très proche de celles qui la précèdent, mais est en réalité bien plus intéressante. Elle garde tout naturellement les bandes blanches, préconisant l'apparition d'un état de transition imminent. Elle se différencie surtout par une représentation équilibrée et juste des décharges à la surface de l'isolateur. A l'opposé des figures qui la précèdent, elle ne comporte pas de structure opaque décrivant à tort l'activité des décharges, mais bien une structure composée de points denses et de petits vides, ce qui indique une activité intense de décharges mais qui reste mesuré et acceptable, conformément à la théorie et à ce qu'on peut trouver dans la littérature [79].

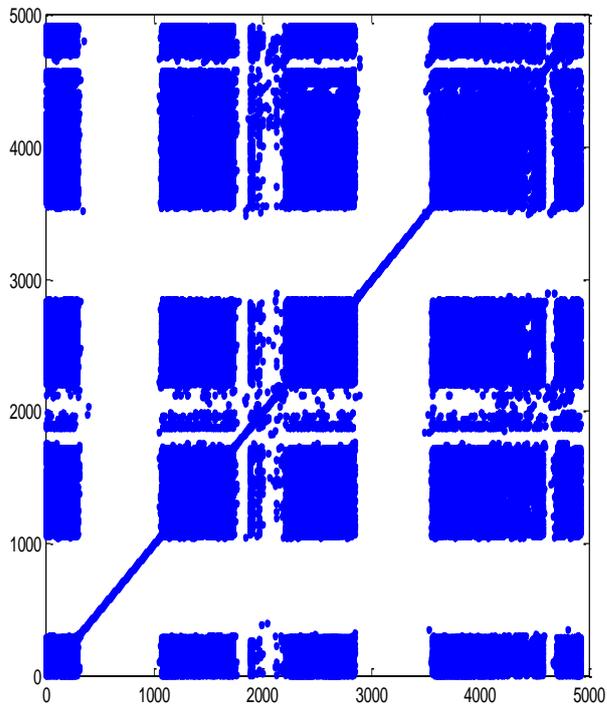




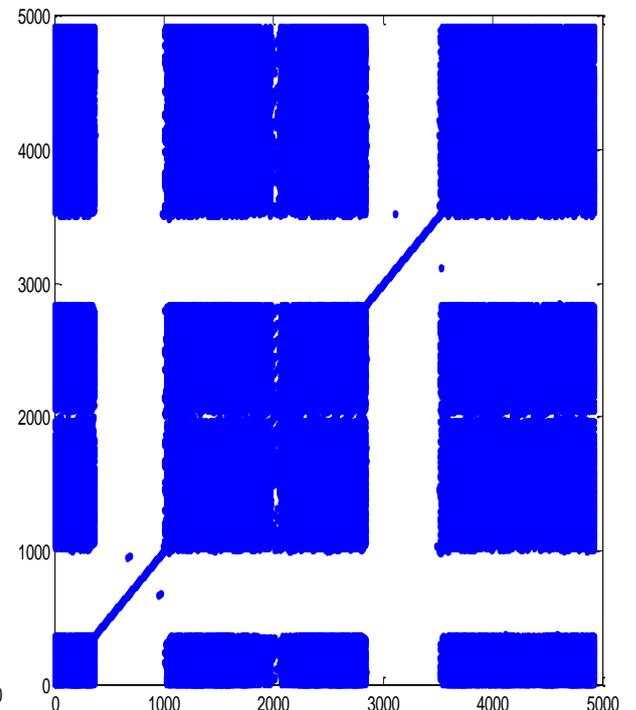
(c) ch3



(d) ch4



(e) ch5



(f) ch6

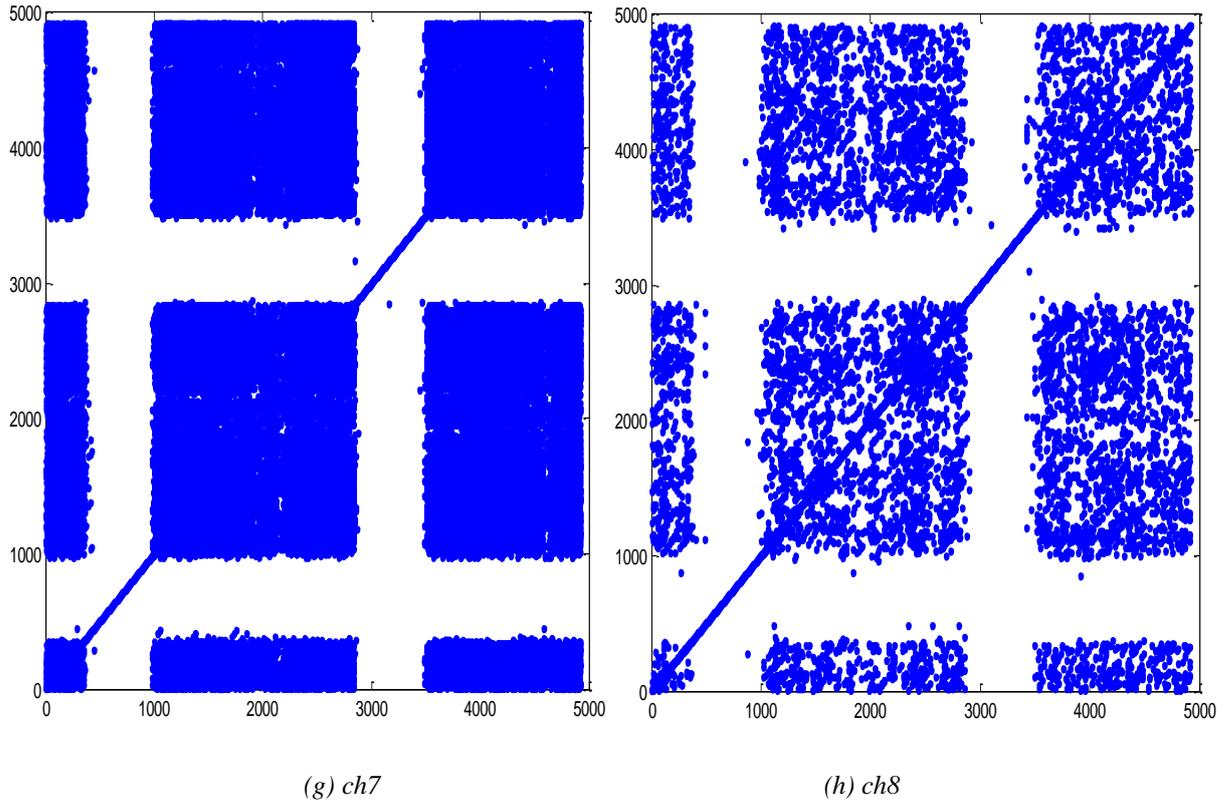


Figure II.8. RP de la décomposition en ondelettes du signal du courant de fuite avant le contournement. *ch1* définit le coefficient D_{10} (50 Hz), *ch2* définit D_8 (390- 1953 Hz), *ch3* définit D_6 (781 –1562 Hz), *ch4* définit D_5 (1,56 – 3,12 kHz), *ch5* définit D_4 (3,12 – 6,25 kHz), *ch6* définit D_3 (6,25 – 12,5 kHz), *ch7* définit D_2 (12,5 - 25 kHz), *ch8* définit D_1 (25 - 50 kHz).

De la figure II.6, on peut donc tirer les conclusions suivantes.

- Les composantes basses fréquences (50 – 1562 Hz) sont totalement inadéquates quand il s’agit d’étudier le phénomène de contournement des isolateurs. Elles présentent une analyse totalement erronée de la situation réelle. Elles sont à proscrire indubitablement.
- Les composantes moyennes fréquences (1,56 – 25 kHz) décrivent maladroitement le comportement des décharges. Le RP qu’elles fournissent manque grossièrement de précision. Sa représentation opaque est démesurée. Leur utilisation est donc fortement déconseillée.
- La composante haute fréquence (25 – 50 kHz) est la meilleure pour la description de l’activité des décharges sur la surface de l’isolateur, ainsi que pour l’étude du phénomène de contournement car elle est composée de bandes blanches, indiquant une forte intermittence des décharges, et de points denses. Leur représentation justifie la présence de décharges intermittentes et irrégulières précédant le contournement. Ces décharges vont en s’affaiblissant, laissant place à un seul arc de décharge. Ce dernier, avec une très légère augmentation de la tension, donnera suite à un arc de contournement imminent.

II.6. RP de la composante haute fréquence du signal de courant de fuite

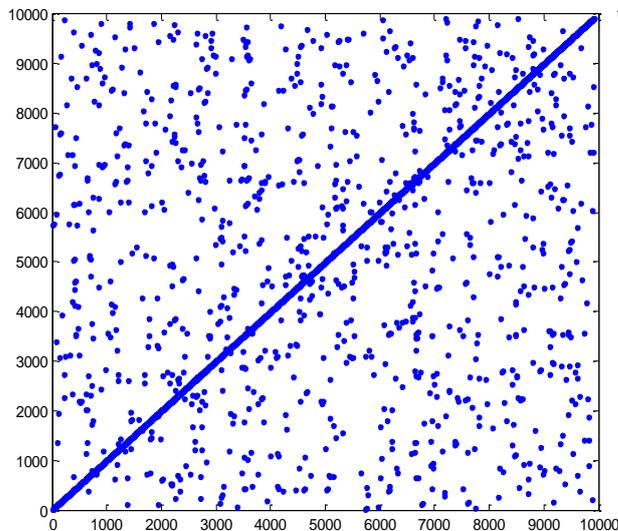
On notera que désormais, dans ce paragraphe, la technique RP sera exclusivement appliquée au détail haute fréquence D_1 résultant de la décomposition préalable à l'aide de la DWT su signal de coutant de fuite en utilisant l'ondelette de *Daubechies 4*.

II.6.1. Influence de la classe de la pollution

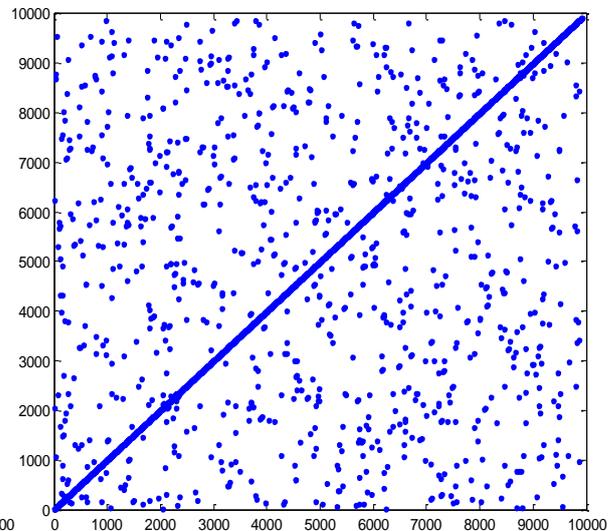
Afin d'étudier les différents RP en fonction de la classe de la pollution, nous décidons d'adopter la norme CEI 60-1 (annexe B). Dans cette partie, on utilise la base de données G1Mod1.

II.6.1.1. Cas d'une pollution de classe 1

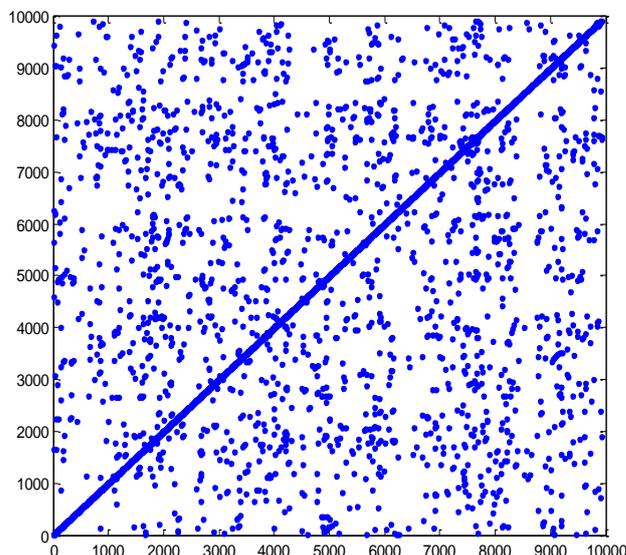
Pour cette classe de pollution, on s'intéressera à un signal du courant de fuite sous une pollution non uniforme d'une conductivité de 3,5 mS/cm.



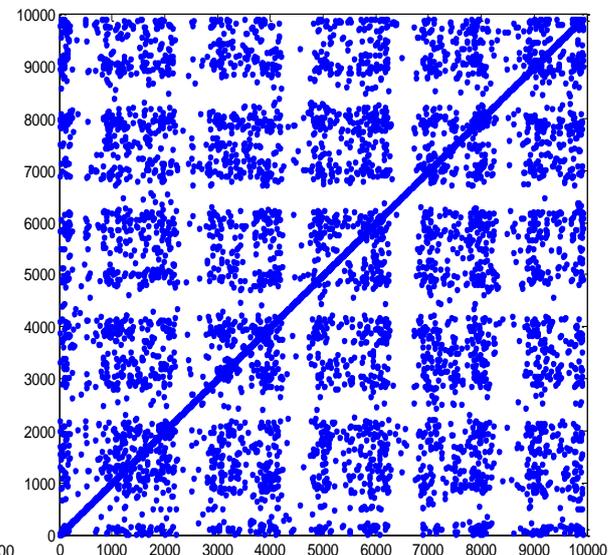
(a)



(b)



(c)



(d)

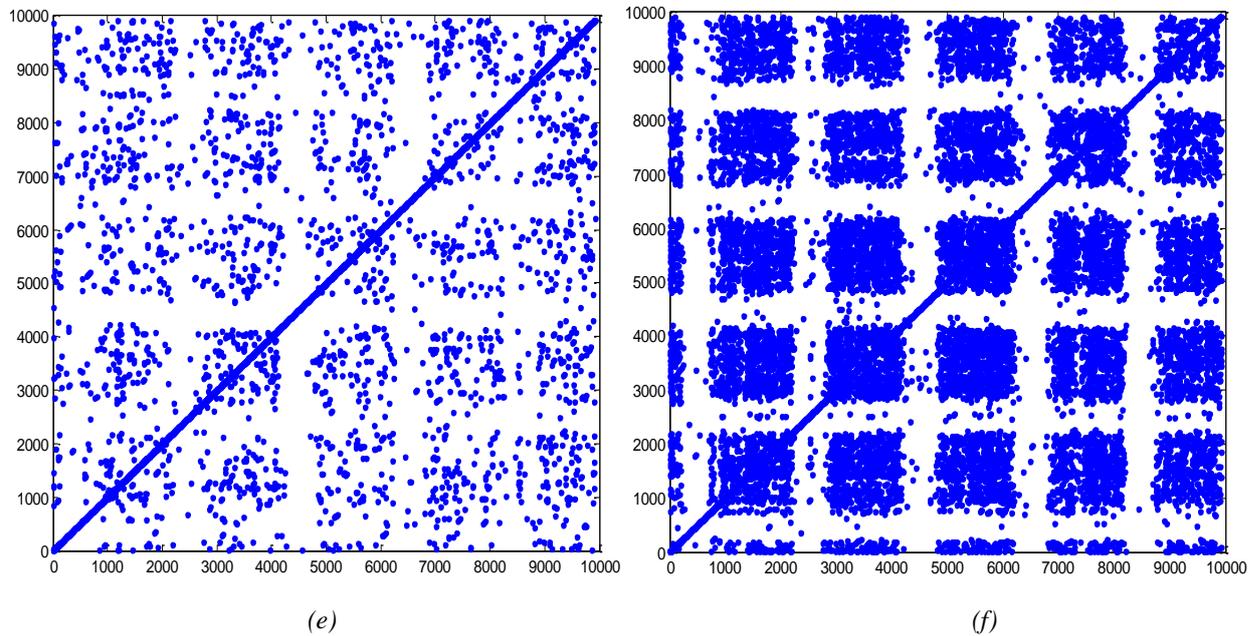


Figure II.9. RP de la composante haute fréquence (D_1) du signal du courant de fuite en fonction de la tension appliquée pour une pollution de classe 1 : (a) 5 kV_{eff} , (b) 10 kV_{eff} , (c) 15 kV_{eff} , (d) 20 kV_{eff} , (e) 25 kV_{eff} , (f) 30 kV_{eff} .

La figure II.9 montre les différents RP de la composante haute fréquence, le détail D_1 (25-50 kHz), pour une pollution de classe 2 en fonction de la tension appliquée.

D'après la figure II.9.a, pour une faible tension de 5 kV_{eff} appliquée à l'isolateur, on remarque la présence de quelques points épars. Il en est de même pour la figure II.9.b représentant le RP pour une tension appliquée de 10 kV_{eff} . Ainsi, une telle structure indique la présence de rares décharges à la surface de l'isolateur. Ces dernières sont d'une intensité faible. L'analyse visuelle lors des essais permet de vérifier et de confirmer cela, car on remarque que pour de faibles tensions appliquées, des décharges apparaissent dans les zones propres, mais restent toujours faibles et localisées. Par conséquent, on soulignera l'absence d'arc durant ces niveaux de tensions.

Pour une tension supérieure appliquée de 15 kV_{eff} , la figure II.9.c se compose de points denses. Leur présence est plus consistante comparativement aux deux figures précédentes. Leur intensité est elle aussi plus importante. Une telle transition indique une augmentation de l'activité des décharges à la surface de l'isolateur. Ces dernières deviennent donc plus denses et plus importantes, ce qui est en conformité avec notre analyse visuelle. Mais elles restent toujours faibles pour pouvoir créer des arcs électriques.

Par contre, pour une tension appliquée de 20 kV_{eff} , la figure II.9.d se différencie totalement des figures précédentes. On remarque d'une part, des points bien plus denses, plus concentrés, mais aussi une apparition de petites bandes blanches. L'augmentation de la densité des points indique une activité des décharges bien plus importante comparée à la figure précédente. Alors que l'apparition de petites bandes blanches indique l'approche d'un état menant vers une transition certaine. Les décharges se font donc de plus en plus intermittentes. Notre analyse visuelle nous permet de confirmer cela. Ainsi, pour ce niveau de tension, on remarque une saturation complète des bandes propres. La présence des décharges

partielles y est très importante. De cet état, on peut prévoir une future apparition d'arcs électriques.

Ainsi, pour une tension appliquée de 25 kV_{eff}, la figure II.9.e garde relativement la même structure que la figure qui la précède, mais avec une diminution de densité des points qui la composent. Une telle transition peut sembler contradictoire, pourtant, elle explique parfaitement la réalité des décharges à la surface de l'isolateur. En effet, une diminution de densité des points indique une diminution de l'activité des décharges. Cela indique l'apparition d'arcs électriques. Ces conclusions sont en total accord avec l'observation visuelle. Ainsi, on remarque la formation de petits arcs électriques aptes à court-circuiter les zones propres d'une part, mais aussi à commencer une propagation dans les zones polluées. Cela prédit la diminution de l'effet capacitif du courant de fuite, et l'augmentation de son effet résistif.

Enfin, pour une tension appliquée de 30 kV_{eff}, la figure II.9.f se démarque par une structure unique : une forte présence des bandes blanches, ainsi qu'une augmentation évidente de l'intensité des points qui la composent comparativement à la figure qui la précède. Une telle structure indique à la fois une intensification des décharges au niveau de l'isolateur, et la présence d'un état fort intermittent qui approche. La combinaison de ces deux éléments prédit l'apparition imminente d'un arc de contournement. Visuellement, on remarque la propagation des arcs électriques sur les zones polluées, ces derniers court-circuitent totalement les zones propres, et tendent se connecter entre eux. Si cela se réalise, on observera l'arc de contournement liant directement la borne HT à la borne terre, indiquant dès lors un comportement quasi-résistif du courant de fuite.



(a)



(b)



(c)



(d)



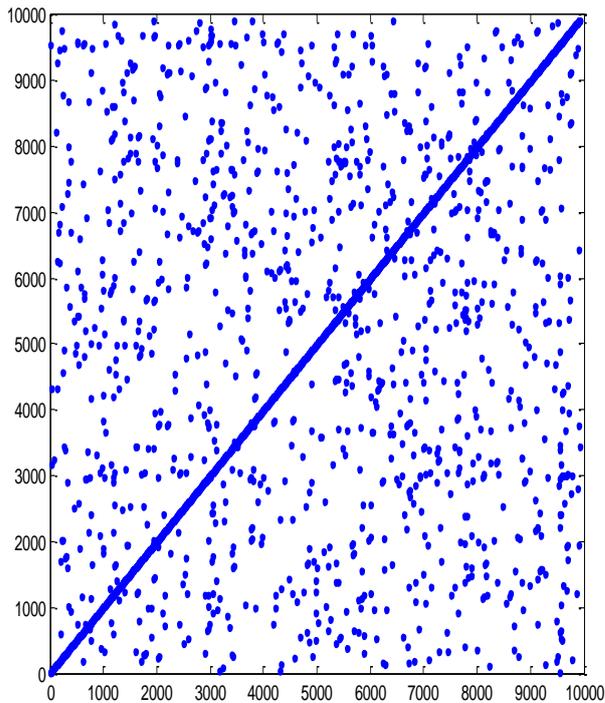
(e)

Figure II.10. Evolution des décharges partielles pour une pollution de classe 1 juste avant le contournement

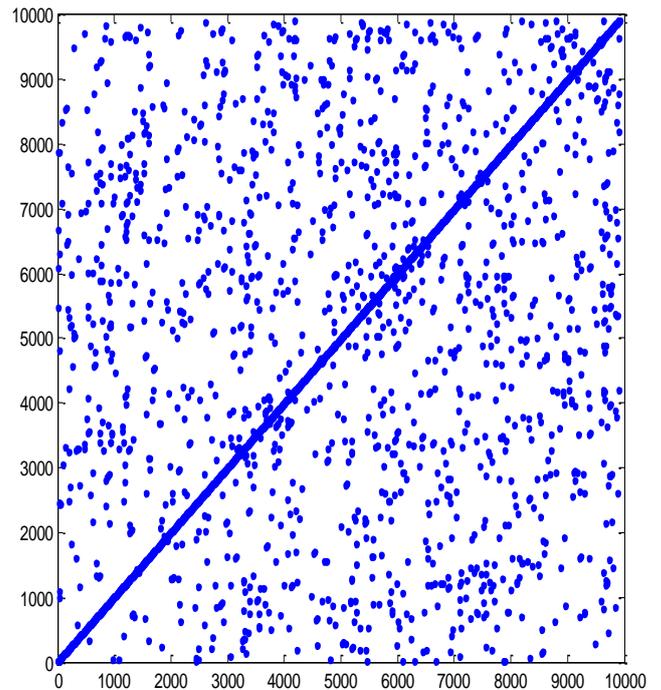
(a) 10 kV_{eff} , (b) 15 kV_{eff} , (c) 20 kV_{eff} , (d) 25 kV_{eff} , (e) 30 kV_{eff}

II.6.1.2. Cas d'une pollution de classe 2

Pour cette classe de pollution, on s'intéressera au RP du signal du courant de fuite sous une pollution non uniforme d'une conductivité de 6 mS/cm .



(a)



(b)

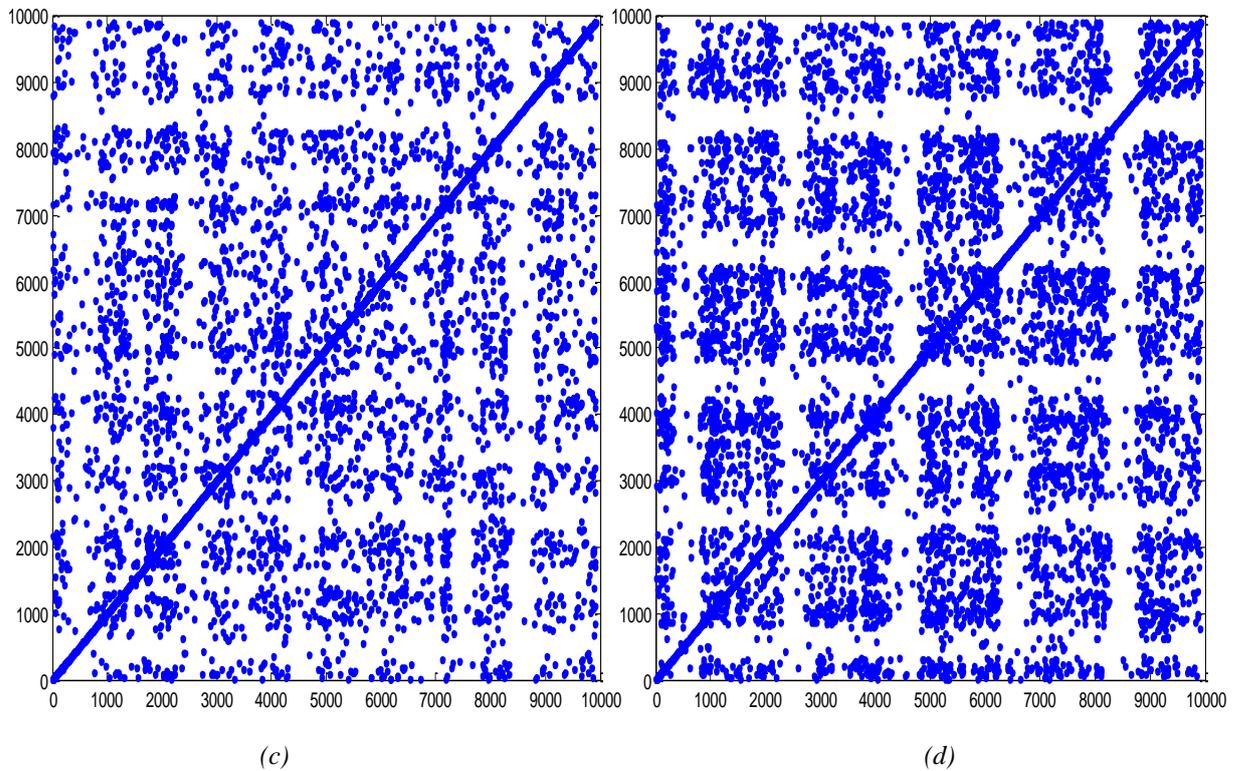


Figure II.11. RP des composantes hautes fréquences (D_1) du signal du courant de fuite en fonction de la tension appliquée pour une pollution de classe 2 : (a) 15 kV_{eff} , (b) 20 kV_{eff} , (c) 25 kV_{eff} , (d) 30 kV_{eff} .

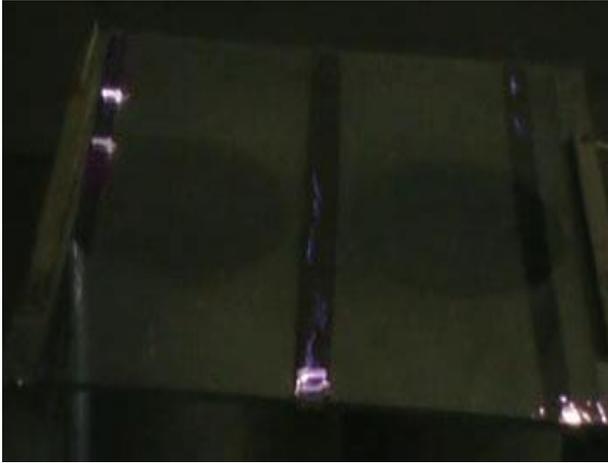
La figure II.11 montre les différents RP des composantes hautes fréquences du détail D_1 (25 à 50 kHz) pour une pollution de classe 2 en fonction de la tension appliquée.

Pour les niveaux de tensions 5 et 10 kV_{eff} , leurs RP correspondant est totalement similaire à celui de 15 kV_{eff} (c'est pour cela qu'ils ne sont pas présentés sur la figure II.11). Ce dernier n'est composé que de quelques points, ce qui indique une faible activité des décharges à la surface de l'isolateur. En ce qui concerne la figure II.11.b représentant le RP pour une tension appliquée de 20 kV_{eff} , une très légère augmentation du nombre de points est à signaler, indiquant une légère intensification des décharges au niveau de l'isolateur. L'analyse visuelle lors des essais permet de vérifier cela, car on remarque que pour de faibles tensions appliquées, les décharges apparaissent dans les zones propres, mais restent faibles. Par conséquent, on soulignera l'absence d'arcs pour ces niveaux de tension. Cela indique le fort effet capacitif du courant de fuite, alors que l'effet résistif est quasi-inexistant.

Par contre, pour une tension appliquée de 25 kV_{eff} , la figure II.11.c se différencie des figures précédentes. On remarque d'un part, des points bien plus denses, mais aussi une apparition de petites bandes blanches. L'augmentation de la densité des points indiquent une activité des décharges plus importantes comparées à la figure précédente. Alors que l'apparition de petites bandes blanches indique l'approche d'un état menant vers une transition certaine. Les décharges se font donc plus intenses, et quelques peu instables.

Dès lors, pour une tension appliquée de 30 kV_{eff} , la figure II.11.d garde relativement la même structure que la figure qui la précède, mais avec une augmentation de la densité des points qui la composent et un élargissement des bandes blanches. Ainsi, on remarque la

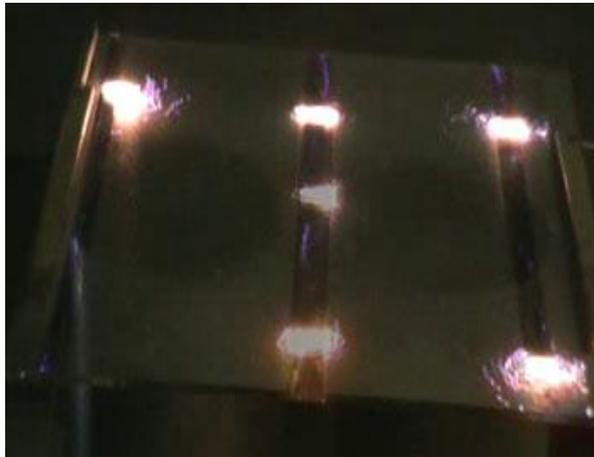
formation de petits arcs électriques et leurs propagations dans les zones polluées. Cela prédit la diminution de l'effet capacitif du courant de fuite, et l'augmentation de son effet résistif. Une si forte présence des bandes blanches prédit l'apparition imminente d'un arc de contournement.



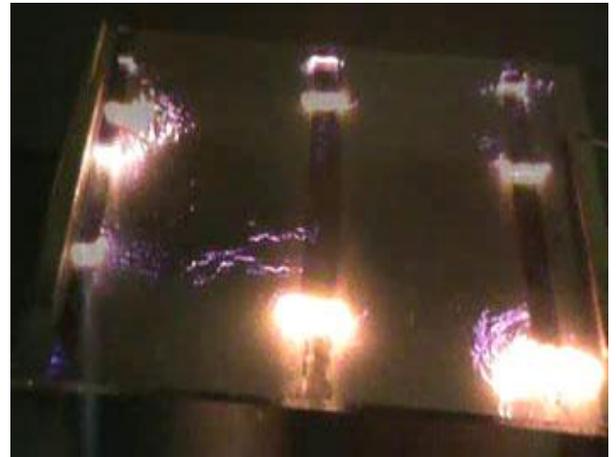
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure II.12. Evolution des décharges partielles pour une pollution de classe 3 juste avant le contournement

(a) 15 kV_{eff}, (b) 20 kV_{eff}, (c) 25 kV_{eff}, (d) 30 kV_{eff}.

III.6.1.3. Cas d'une pollution de classe 3

Dans ce cas, on appliquera la technique RP à un signal du courant de fuite correspondant à une conductivité de 20 mS/cm.

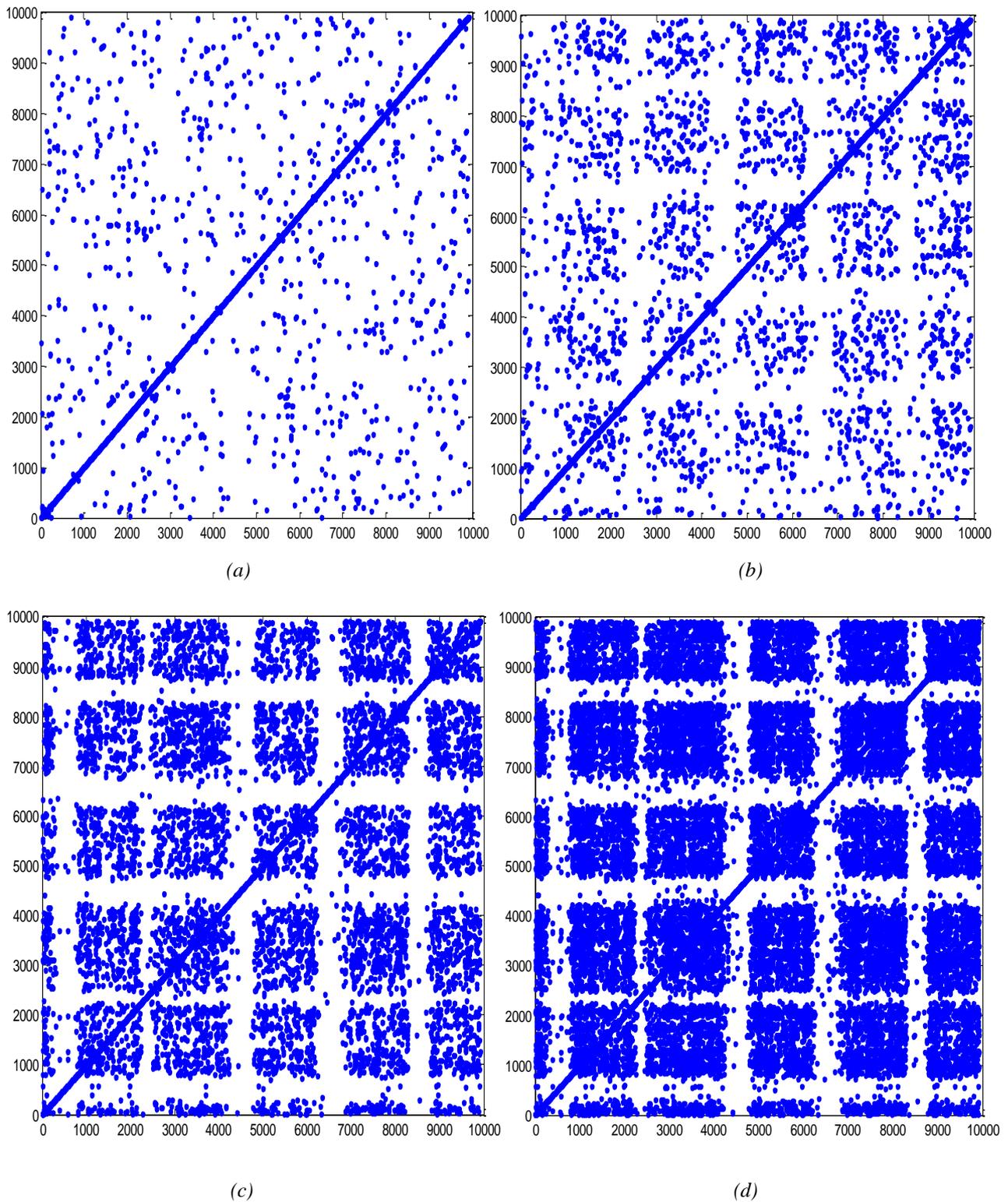


Figure II.13. RP des composantes hautes fréquences (D_1) du signal du courant de fuite en fonction de la tension appliquée pour une pollution de classe 2 : (a) 5 kV_{eff} , (b) 10 kV_{eff} , (c) 15 kV_{eff} , (d) 20 kV_{eff} .

La figure II.13 montre les différents RP des composantes hautes fréquences du détail D_1 (25 à 50 kHz) pour une pollution de classe 3.

D'après la figure II.13.a, pour une faible tension de 5 kV_{eff} appliquée au bord de l'isolateur, on remarque la présence de quelques points épars, indiquant une faible activité des décharges à la surface de l'isolateur. Alors que pour la figure II.13.b représentant le RP pour

une tension appliquée de 10 kV_{eff} , on remarque non seulement une augmentation du nombre de points composant le RP, mais aussi un début de formation des bandes blanches. Ce dernier élément est inédit, c'est la première fois qu'on remarque une apparition si prématurée des bandes blanches pour une si faible tension appliquée. Nous expliquons ce fait par la forte pollution étudiée.

Ainsi, une telle structure indique le début de présence d'un état non stationnaire ; les transitions sont donc proches. En pratique, on visualise quelques décharges à la surface de l'isolateur, elles sont plus prononcées que dans les cas de classes de pollution précédentes.

Pour une tension supérieure appliquée (15 kV_{eff}), la figure II.13.c se compose de points denses et de bandes blanches clairement établies. L'intensité des points est là aussi plus importante, et les bandes blanches sont plus imposantes. Une telle transition indique une augmentation de l'activité des décharges à la surface de l'isolateur. Ces dernières deviennent donc plus denses et plus importantes, ce qui est en conformité avec notre analyse visuelle.

Par contre, pour une tension appliquée de 20 kV_{eff} , la figure II.13.d se situe dans la continuité de la figure qui la précède. On remarque d'une part, des points bien plus denses, plus concentrés, avec des bandes blanches demeurant inchangées. L'augmentation de la densité des points indique une activité des décharges très intense, alors que les bandes blanches indiquent l'approche d'un état transitoire et instable. Les décharges se font donc de plus en plus intermittentes. Ainsi, pour ce niveau de tension, on remarque une saturation complète des décharges sur les bandes propres. La présence des décharges partielles y est très importante. De cet état, on peut prévoir une future apparition d'arcs électriques.

Ce qui différencie cette classe de pollution de celles qui la précède, est l'absence de la diminution de l'intensité des points lors de l'analyse minutieuse des RP. Ce point est très important, car il nous permet d'affirmer qu'à ce niveau de pollution, le phénomène de contournement se produit sans formation d'arcs électriques reliant les différentes décharges partielles. On notera aussi une intensité de points inédite, elle est la plus importante pour une pollution de classe 3. Ces conclusions sont en total accord avec l'observation visuelle. Ainsi, on remarque dès l'augmentation de la tension un accroissement de l'activité des décharges à la surface de l'isolateur. Cet accroissement est suivi directement de l'arc de contournement, sans formation préalable d'arcs électriques de faible intensité reliant les décharges électriques.



(a)



(b)

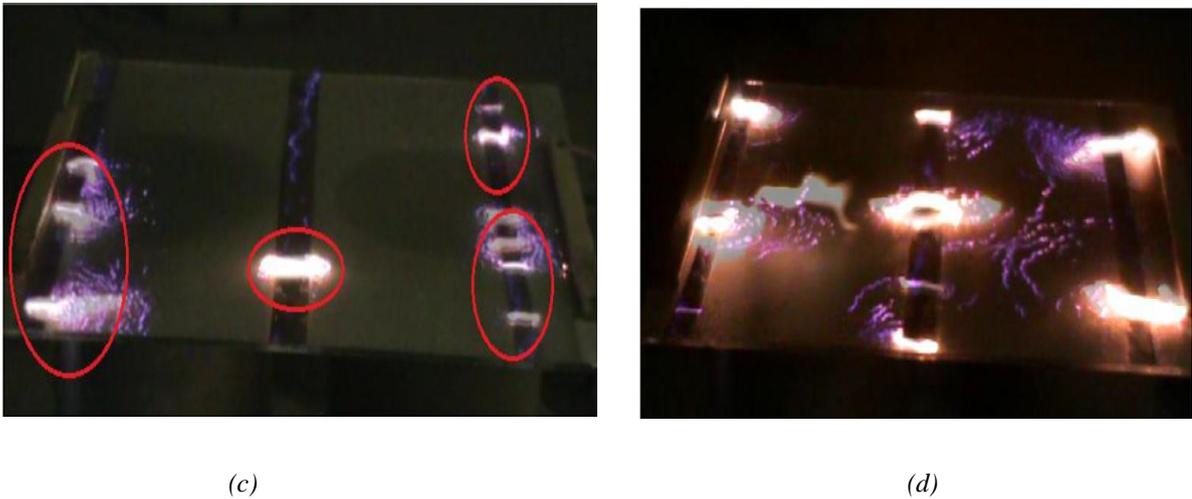


Figure II.14. Evolution des décharges partielles pour une pollution de classe 3 juste avant le contournement

(a) 5 kV_{eff} , (b) 10 kV_{eff} , (c) 15 kV_{eff} , (d) 20 kV_{eff} .

II.6.1.4. Discussion des résultats

L'étude de la structure topologique du RP en fonction de la classe de pollution nous a permis de tirer les conclusions suivantes.

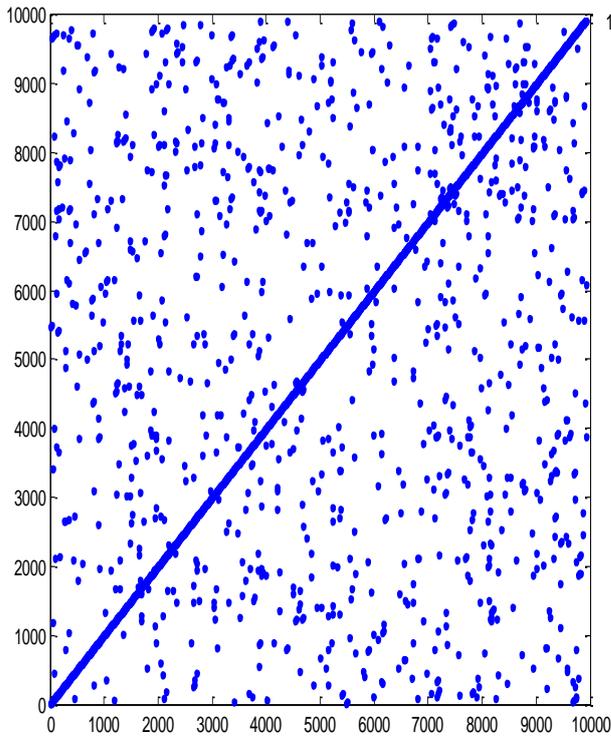
En ce qui concerne les pollutions de classe 1 et 2, on remarque un RP composé principalement de points éparés pour les faibles et moyennes tensions, avec une apparition des bandes blanches à partir de 20 kV_{eff} . On notera une nette diminution de l'intensité des points durant la pollution de classe 1 (voir figure II.9), indiquant la forte formation d'arcs électriques reliant les décharges partielles.

Par contre, pour la pollution de classe 3, on notera une rapide apparition des bandes blanches dès 15 kV_{eff} , et une grande intensité de points composant le RP comparé aux classes de pollution inférieures. Pour cette même classe de forte pollution, on notera que le phénomène de contournement s'établit sans formation préalable d'arcs électriques locaux. Un tel résultat n'aurait pas été conclu sans l'étude comparative des RP correspondant aux différentes classes de pollution.

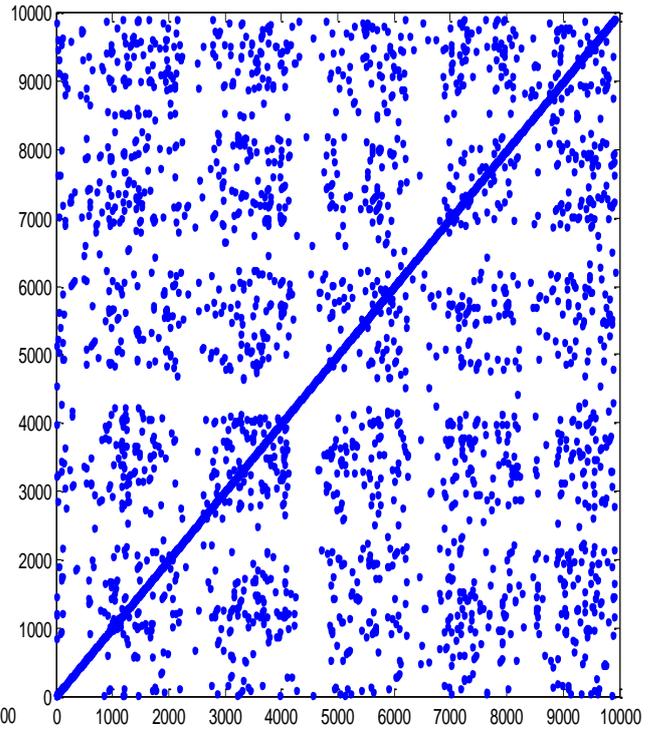
II.6.2. Influence de la conductivité de la solution polluante

Pour étudier l'influence de la conductivité de la solution, on applique donc la technique des RP sur un signal de courant de fuite sous une tension appliquée constante de 20 kV_{eff} , tout en variant la conductivité de la couche polluante de 1,2 mS/cm à 20 mS/cm. La base de données utilisée est G1Mod1.

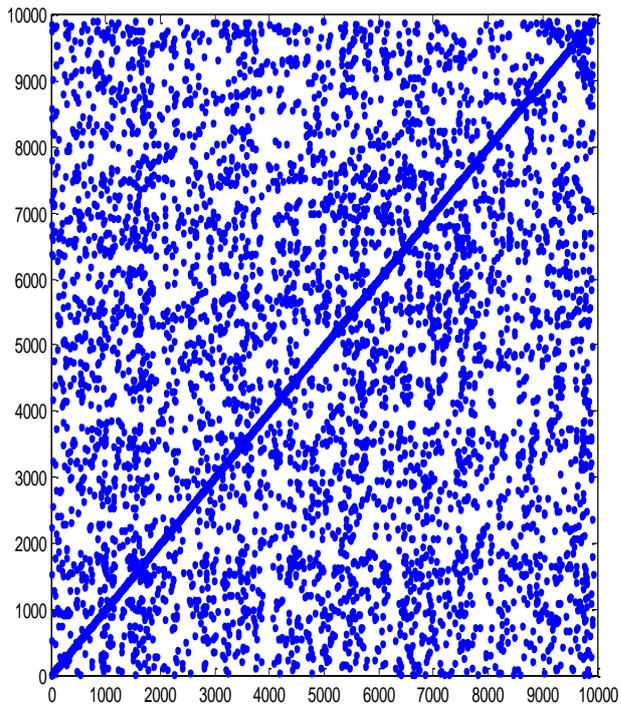
La figure II.15 montre les différents RP des composantes hautes fréquences du détail D₁ (25 à 50 kHz) en fonction de la conductivité de la solution polluante, pour une tension appliquée de 20 kV_{eff} .



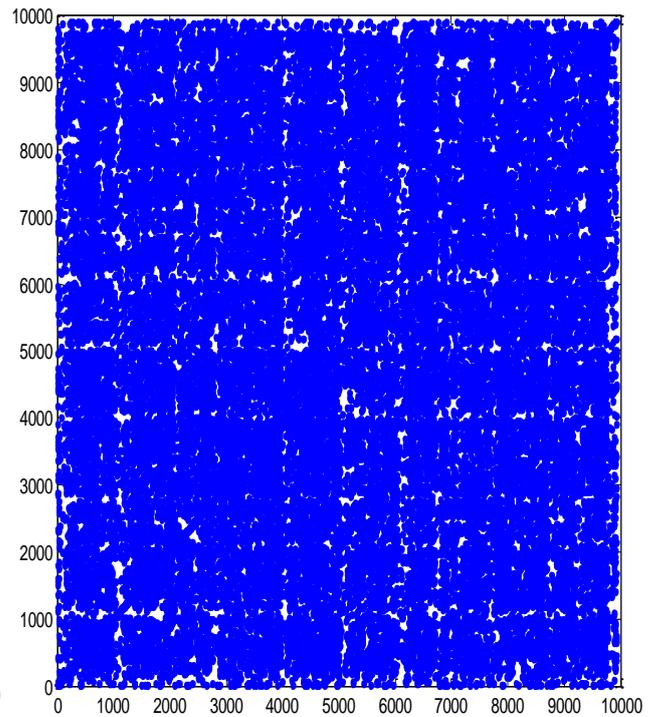
(a)



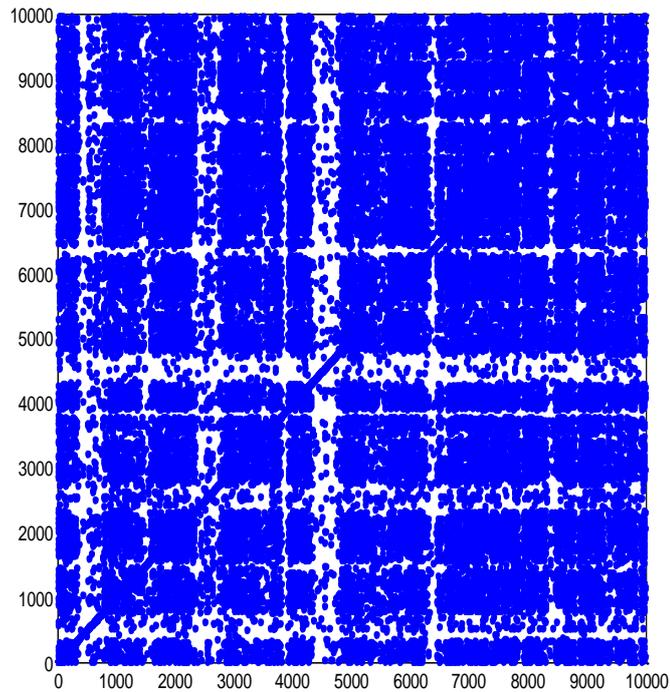
(b)



(c)



(d)



(e)

Figure II.15. RP des composantes hautes fréquences (D_1) en fonction de la conductivité de la solution polluante pour une tension appliquée de $20 \text{ kV}_{\text{eff}}$: (a) $1,2 \text{ mS/cm}$, (b) $3,5 \text{ mS/cm}$, (c) 6 mS/cm , (d) 10 mS/cm , (e) 20 mS/cm .

D'après la figure II.15.a, pour une faible conductivité de $1,2 \text{ mS/cm}$, on remarque la présence de quelques points épars. Il en est de même pour la figure II.15.b représentant le RP pour une conductivité de $3,5 \text{ mS/cm}$, mais dans ce dernier cas, on notera une légère formation des bandes blanches indiquant la présence d'état intermittent. Ainsi, une telle structure indique la présence de rares décharges à la surface de l'isolateur. Ces dernières sont d'une intensité faible.

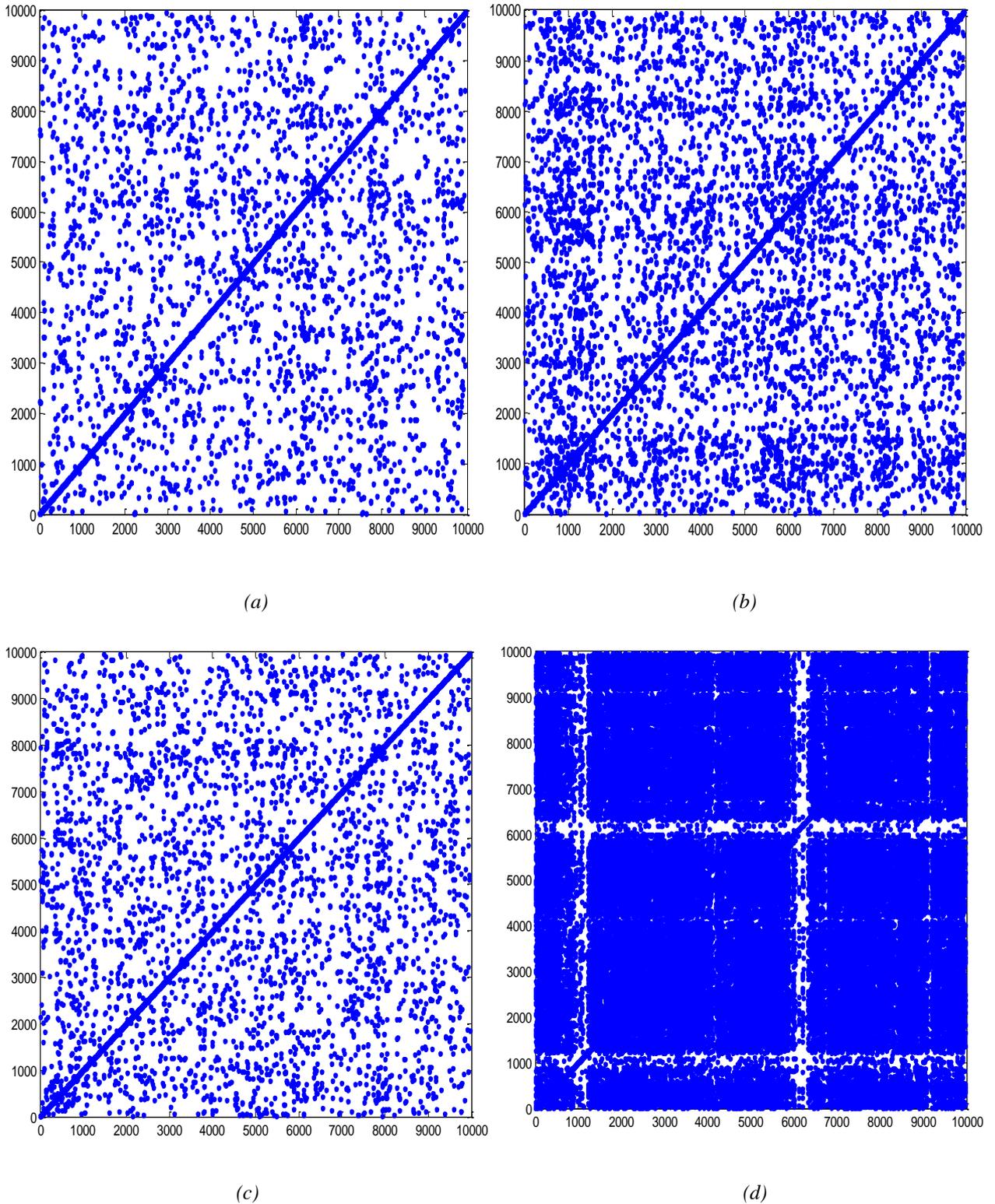
Pour une pollution moyenne de 6 mS/cm , la figure II.15.c se compose de points denses. Leur présence est plus consistante comparativement aux figures précédentes. Leur intensité est elle aussi plus importante. Une telle transition indique une augmentation de l'activité des décharges à la surface de l'isolateur. Ces dernières deviennent donc plus denses et plus importantes.

Par contre, pour une pollution assez forte de 10 mS/cm , la figure II.15.d est composée de points extrêmement denses, plus concentrés, sans aucune apparition de bandes blanches. L'augmentation de la densité des points indique une activité des décharges bien plus importante comparée à la figure précédente. Ainsi, pour ce niveau de pollution, on remarque une saturation complète des bandes propres. La présence des décharges partielles y est très importante.

Dès lors, pour une forte pollution de 20 mS/cm , la figure II.15.e garde relativement la même structure que la figure qui la précède, mais avec une apparition de bandes blanches. Une telle structure indique la présence d'un état fort intermittent qui approche, ce qui prédit l'apparition imminente d'un arc de contournement.

III.6.3. Influence de la largeur de la couche polluante

On s'intéresse ici à l'étude topologique du RP en fonction de la largeur de la couche de pollution. Cette dernière varie de 5 à 25 cm, sous une conductivité de 1,2 mS/cm de NaCl et une tension appliquée de 27 kV_{eff}. La base de données G1Mod2 est utilisée. Les résultats obtenus sont présentés sur la figure II.16.



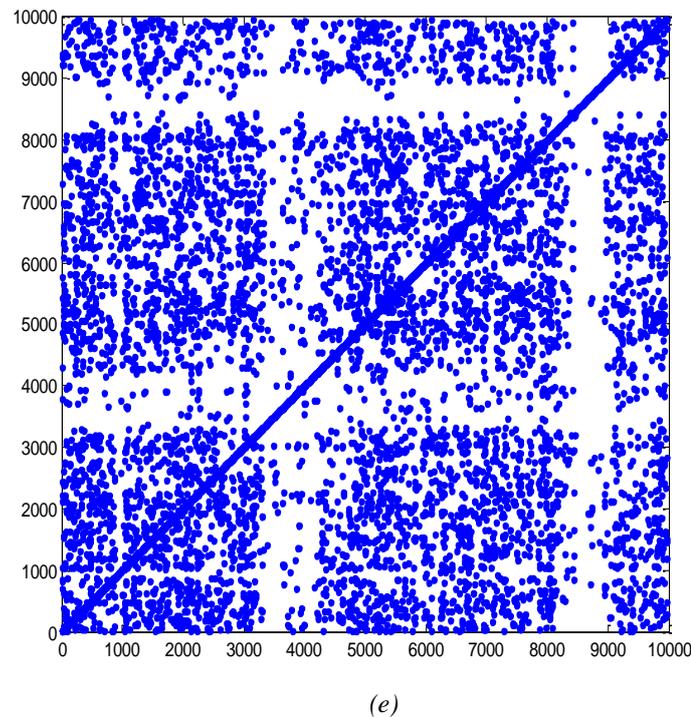


Figure II.16. RP des composantes hautes fréquences (D_1) en fonction de la largeur de la couche polluante pour une conductivité de 1,2 mS/cm et une tension appliquée de 27 kV_{eff} :
(a) 5 cm, (b) 10 cm, (c) 15 cm, (d) 20 cm, (e) 25 cm.

La figure II.16 montre les RP du détail D_1 (25 à 50 kHz) haute fréquence du signal du courant de fuite en fonction de la largeur de la couche polluante. Pour une faible couche de 5 cm, le RP correspondant exprimé sur la figure II.13.a, n'est composé que de points épars. Ces derniers sont présents en nombre relativement important. Une telle distribution indique la présence de décharges d'amplitudes quelque peu importantes sur la surface de l'isolateur.

En ce qui concerne la figure II.16.b représentant le RP pour une couche de pollution de 10 cm, nous remarquons que ce dernier est lui aussi de structure semblable à la figure II.16.a, mais il y a une augmentation évidente de la densité de points qui le composent. Le RP correspondant à ce niveau de tension indique que l'amplitude du courant de fuite augmente, reflétant ainsi une intensification des décharges qui étaient auparavant faibles.

Pour une couche de pollution de 15 cm, on remarque une diminution de la densité des points sur le RP. On explique cela par la formation d'un arc local de faible décharge. La formation d'un tel arc indique la transition vers un comportement résistif du modèle de l'isolateur.

Avec l'augmentation de la largeur de la couche polluante à 20 cm, on remarque un RP se démarquant de ceux qui le précèdent. Il est composé de points extrêmement denses, mais aussi de petites bandes blanches. Une telle augmentation de la densité de points indique une très forte intensification des décharges au niveau de l'isolateur. Elles viennent se rajouter aux canaux de faibles décharges précédemment formés, augmentant de ce fait le comportement résistif, alors que la formation de petites bandes blanches indique une transition vers un état instable et intermittent.

Durant la dernière étape, et pour une largeur de couche de 25 cm, la structure du RP devient inédite et composée de deux éléments : les bandes blanches et les points concentrés. Ces derniers, quant à eux, sont moins concentrés que sur la figure II.16.d; une telle diminution de l'intensité indique la formation d'un arc local reliant les décharges électriques. Les bandes blanches, très volumineuses comparativement à la couche de pollution de 20 cm, indiquent que les intenses décharges deviennent intermittentes. Une telle transition entre ces éléments prédit l'apparition d'un arc de contournement imminent.

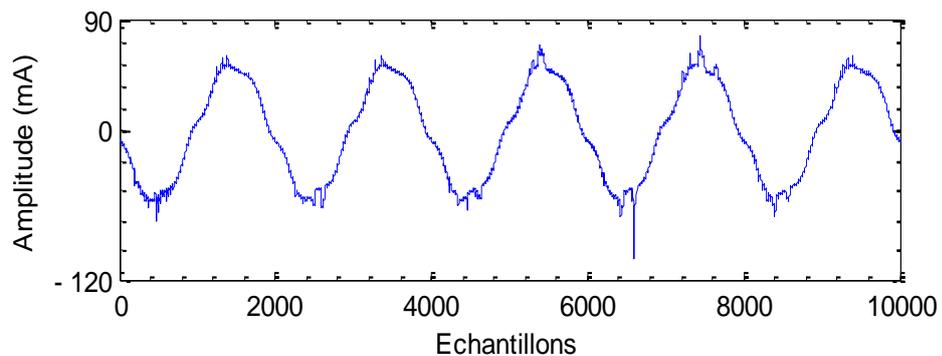
II.7. Application de l'analyse quantitative de récurrence (RQA) au signal de courant de fuite

II.7.1. Influence de la classe de pollution

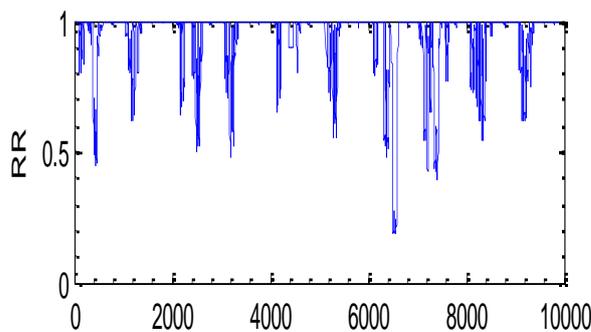
On s'intéressera à appliquer l'analyse quantitative de récurrence directement au signal du courant de fuite correspondant aux différentes classes de pollution, et cela, sous une tension appliquée qui demeurera constante et égale à 20 kV_{eff}. Dans ce paragraphe, on exploitera les signaux de la base de données G1Mod1.

II.7.1.1. Cas d'une pollution de classe 1

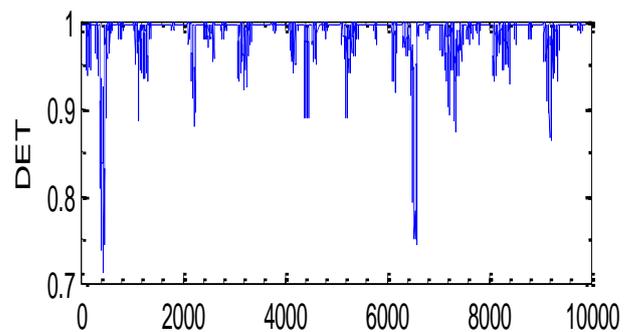
Dans ce cas, on s'intéressera à appliquer la RQA à un signal de courant de fuite de pollution de classe 1. La conductivité de la solution polluante est de 1,2 mS/cm.



(a)



(b)



(c)

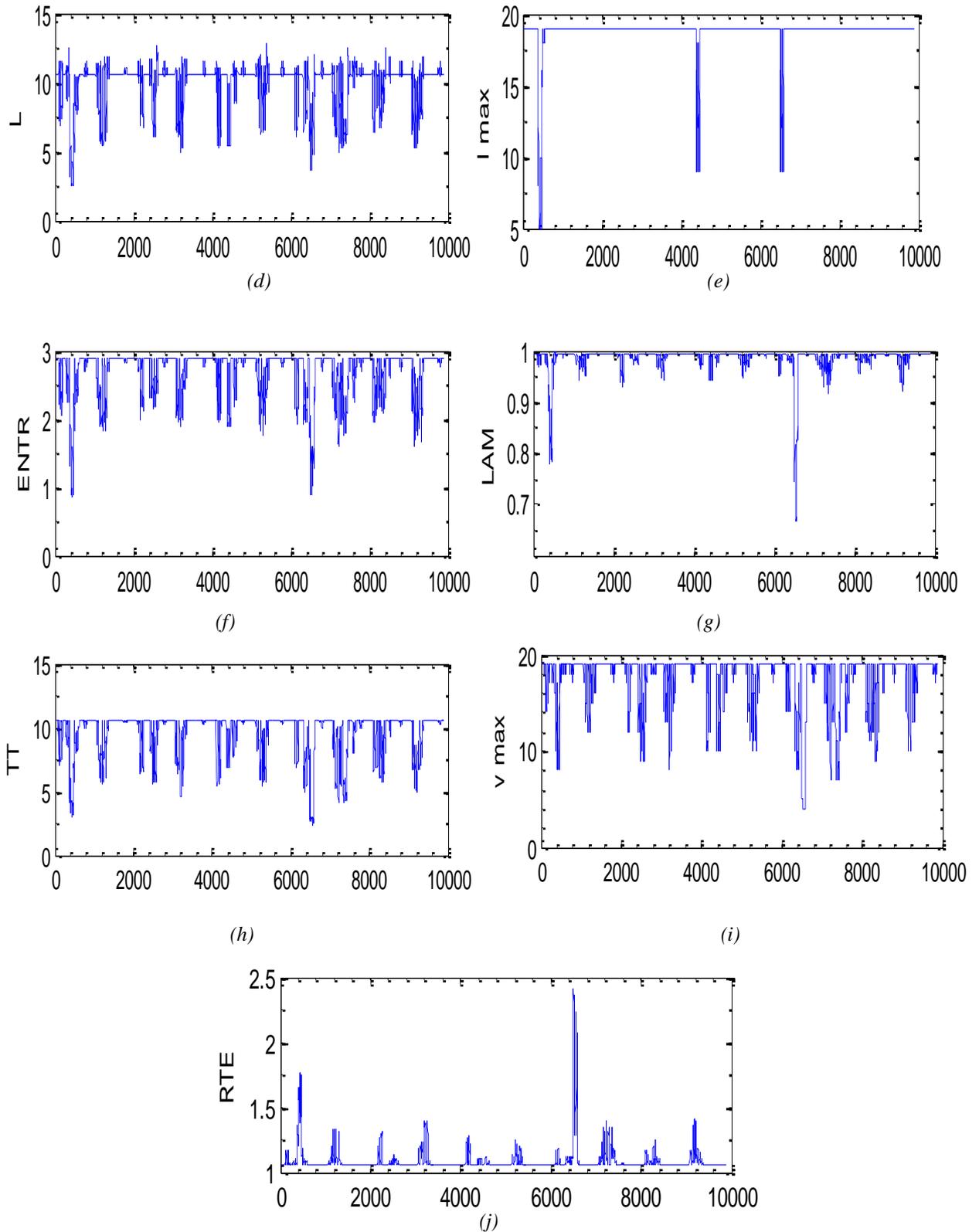


Figure II.17. Analyse RQA pour une pollution de classe 1 à 20 kV_{eff}
 (a) indique le signal d'origine, (b) indique RR, (c) indique DET, (d) indique L, (e) indique I_{max} , (f) indique ENTR, (g) indique LAM, (h) indique TT, (i) indique v_{max} , (j) indique RTE.

Les différentes mesures calculées par la RQA sont peu variables. Elles ne montrent pas de zones à présence de larges pics. Bien au contraire, les pics sont très étroits, indiquant l'absence de zones à comportement chaotique.

Le RR , comme décrit sur la figure II.17.b, révèle la nature du diagramme de récurrence. Il s'avère très peu variable. Il est composé de 11 pics, de largeur très étroite, ne dépassant pas une vingtaine d'échantillons. La valeur moyenne de RR est égale à 0,9374. Une telle structure indique l'absence de zones laminaires. Ainsi, nous pouvons déduire un comportement quasi-périodique du courant de fuite.

Les mêmes remarques peuvent être observées pour le DET. Il ne présente pas de zones creuses ou vides. Cela confirme l'absence du comportement chaotique du courant de fuite. Pour 99 % des données, le DET est au-dessus de 0,9, ce qui privilégie la très forte présence de structures déterministes.

L , représenté par la figure II.17.d, exprime la durée moyenne de la similarité dans la dynamique du système. Pour ce signal, la valeur moyenne du L est de 9,93, indiquant la présence de longues lignes diagonales. La valeur maximale de ces lignes est donnée par la figure II.14.e indiquant que l_{max} est égale à 18,78.

La valeur de ENTR est supérieure à zéro, et varie de 0,85 à 2,89. De grandes valeurs de ENTR indiquent une forte complexité du courant de fuite.

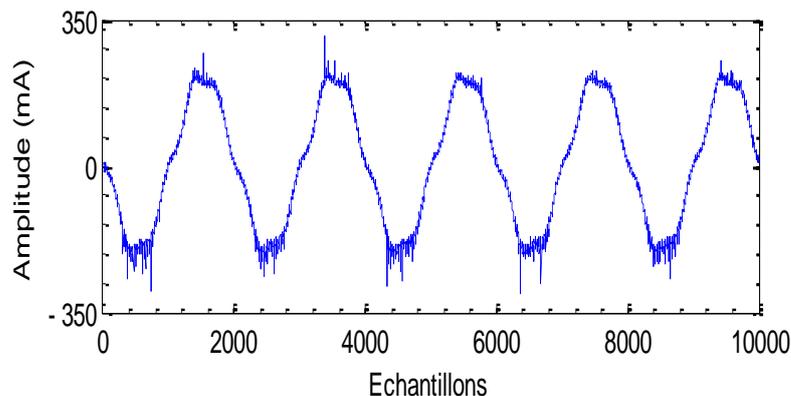
Le LAM ne présente pas lui non plus de pics distingués. 97 % des données ont un LAM supérieur à 0,9, ce qui traduit un état stationnaire du courant de fuite ainsi que la présence de nombreux états stables.

Les valeurs de TT sont peu oscillantes, ce qui indique un temps de récurrence très peu variable des points, spécifiant l'absence d'intermittences et donc de bandes blanches sur le RP. On est donc bien loin du contournement.

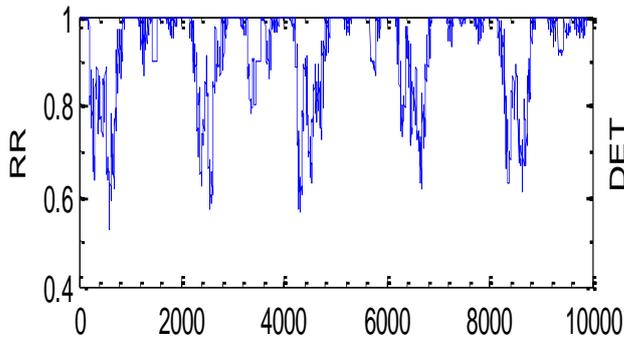
Le RTE, représenté par la figure II.17.j, sert à déterminer la période d'un signal. Il varie de peu, entre 1,05 à 2,4. Seulement 14 % des données présentent un RTE supérieur à 1,1. Le signal de courant de fuite est donc bien périodique durant les faibles pollutions.

II.7.1.2. Cas d'une pollution de classe 2

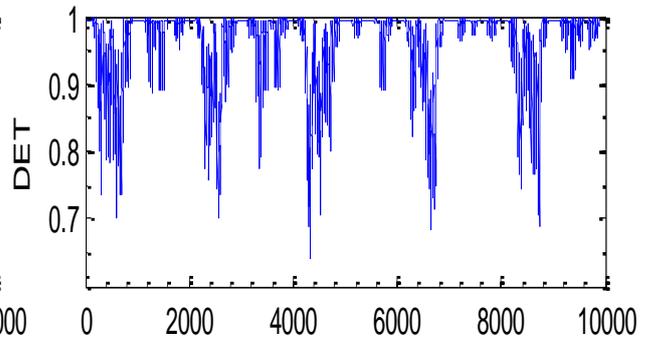
Pour ce cas de figure, on prendra un signal pour une conductivité de pollution de 6 mS/cm.



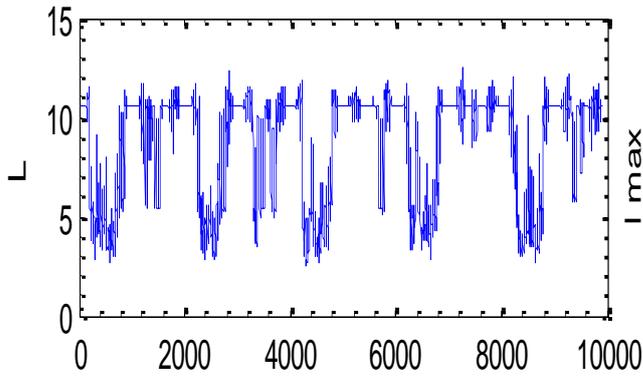
(a)



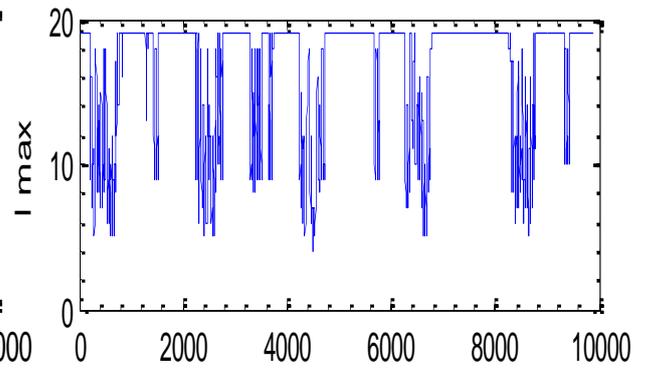
(b)



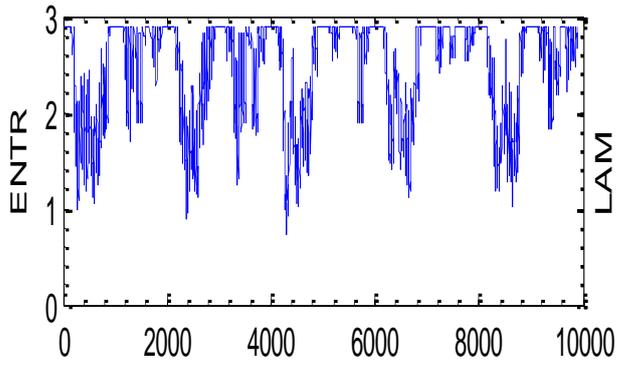
(c)



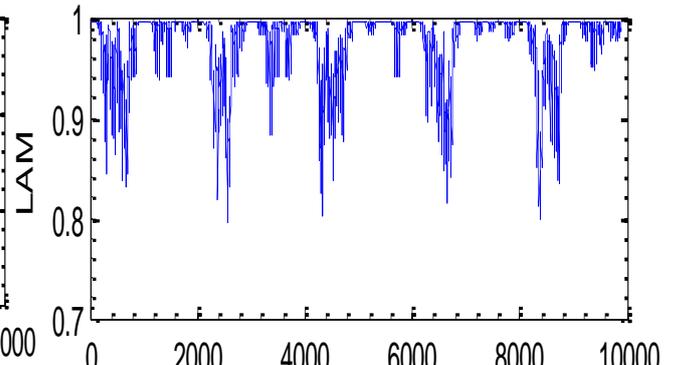
(d)



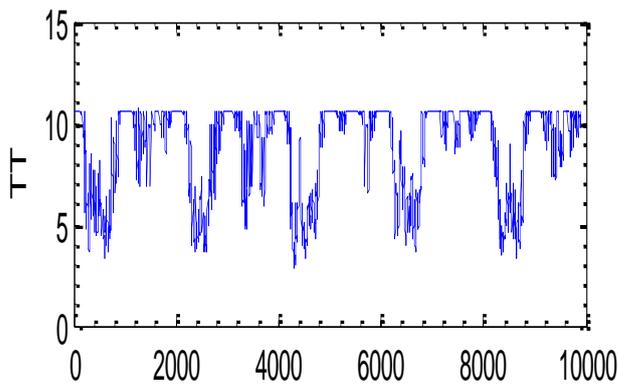
(e)



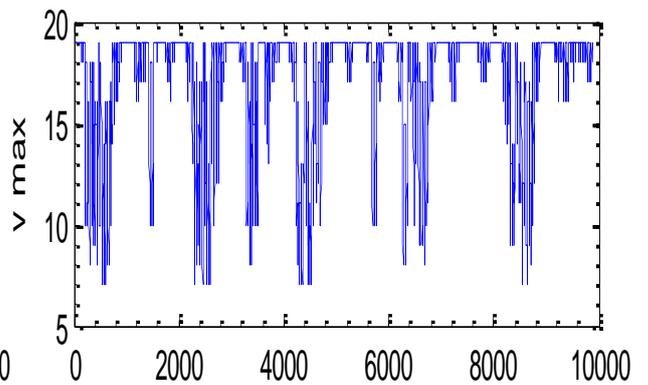
(f)



(g)



(h)



(i)

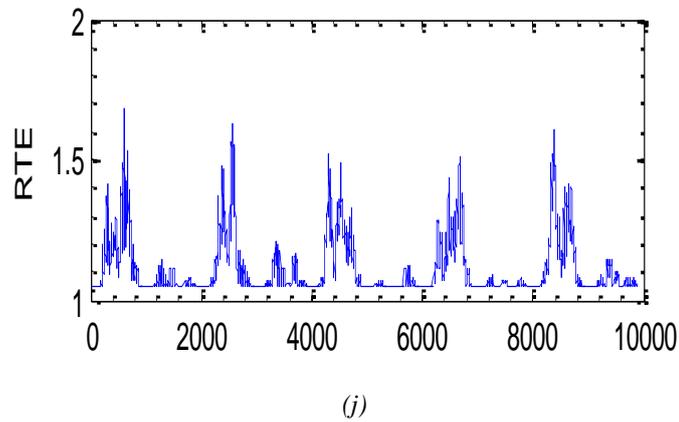


Figure II.18. Analyse RQA pour une pollution de classe 2 à 20 kV_{eff}
 (a) indique le signal d'origine, (b) indique RR, (c) indique DET, (d) indique L, (e) indique l_{max} ,
 (f) indique ENTR, (g) indique LAM, (h) indique TT, (i) indique v_{max} , (j) indique RTE.

Dans ce cas, les différentes mesures calculées par la RQA, présentées sur la figure II.15, sont plus variables comparativement à la figure II.18. Elles se caractérisent par des pics plus larges, ce qui indique la présence de quelques zones à comportement chaotique du courant de fuite.

Le RR, comme décrit sur la figure II.18.b, révèle la nature du diagramme de récurrence. Il s'avère être variable. Il est composé de 5 pics, larges de plus de 800 échantillons. La valeur moyenne de RR est égale à 0,92. Une telle structure indique la présence de zones laminaires. Ainsi, nous pouvons déduire un comportement non périodique du courant de fuite durant certains intervalles.

De même, le DET ne présente pas de pics larges, ni de grandes amplitudes. Cela confirme le comportement très irrégulier du courant de fuite. Plus que 85% des données ont un DET supérieur à 0,9, indiquant une baisse de ce dernier comparé à la classe de pollution précédente, ce qui privilégie un début d'absence de structures déterministes.

L représenté par la figure II.18.d, possède une valeur moyenne égale à 8,55. Cette valeur est en baisse comparée à la pollution de classe 1. Les lignes diagonales sont donc de moins en moins longues, ce qui signale une diminution des structures déterministes. La valeur maximale de ces lignes est donnée par la figure II.18.e indiquant que l_{max} n'est plus égal qu'à 16,7. Alors que la valeur maximale des lignes verticales, indiqué par la figure II.18.i, est de 17,3.

La valeur de ENTR est supérieure à zéro, et varie de 0,73 à 2,89. Elle présente plus de variation comparée à la classe de pollution inférieure. Une augmentation de la variation indique une structure de moins en moins complexe durant certains intervalles du signal de courant de fuite.

Le LAM ne présente pas lui non plus de pics distingués. 90 % des données ont un LAM supérieur à 0,9, ce qui traduit une dynamique peu stationnaire du signal de courant de fuite ainsi que la présence de nombreux états transitoires.

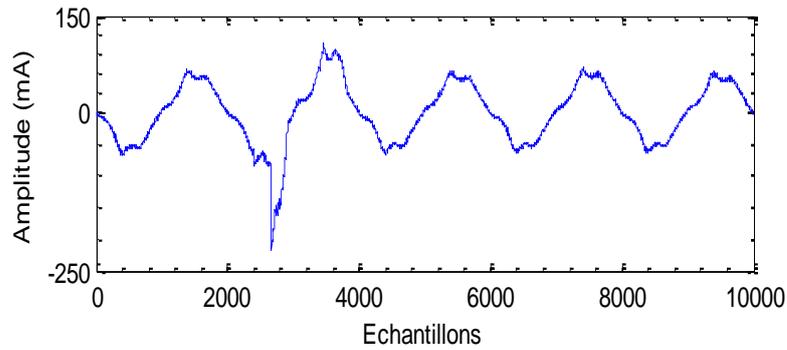
Les valeurs de TT sont oscillantes, ce qui indique un temps de récurrence variable des points. Sa valeur moyenne est de 8,7, il varie de 2,7 à 10,7. Une si forte variation spécifie la

présence d'intermittences et donc de bandes blanches sur le RP. On est donc assez éloigné du contournement.

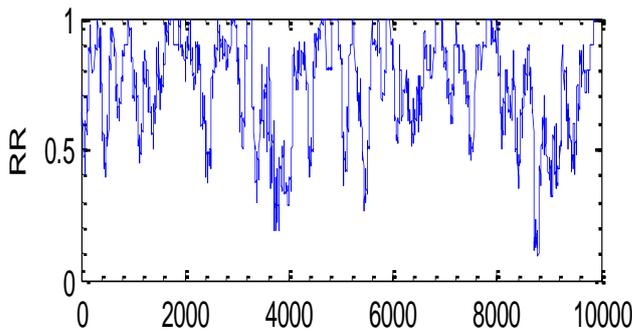
Le RTE, représenté par la figure II.18.j, sert à déterminer la période d'un signal. Il varie très peu, entre 1,05 à 1,6. Plus de 40% des données présentent un RTE supérieur à 1,1. Le signal de courant de fuite est donc loin d'être périodique durant les moyennes pollutions. Il présente un comportement assez chaotique.

II.7.1.3. Cas d'une pollution de classe 3

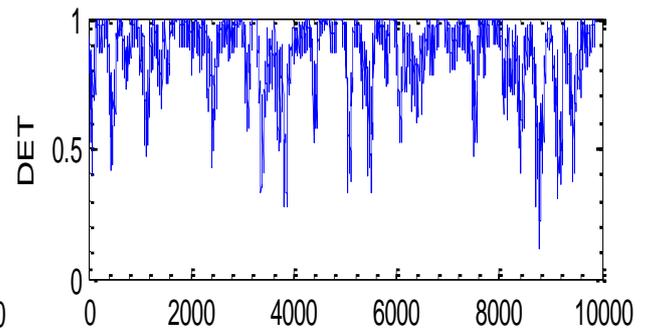
Pour ce cas final, on étudiera un signal du courant de fuite sous une conductivité de 20 mS/cm. Les résultats obtenus sont présentés sur la figure II.19.



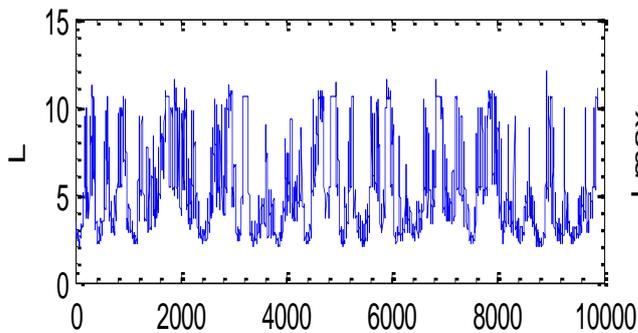
(a)



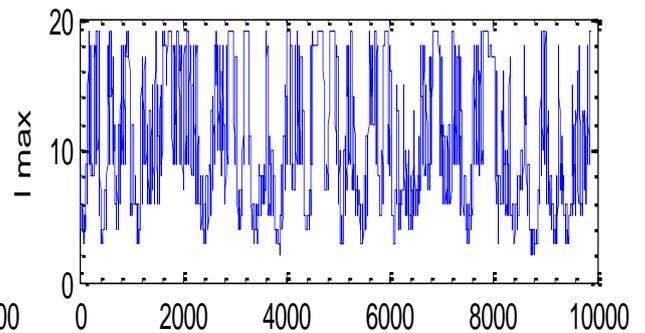
(b)



(c)



(d)



(e)

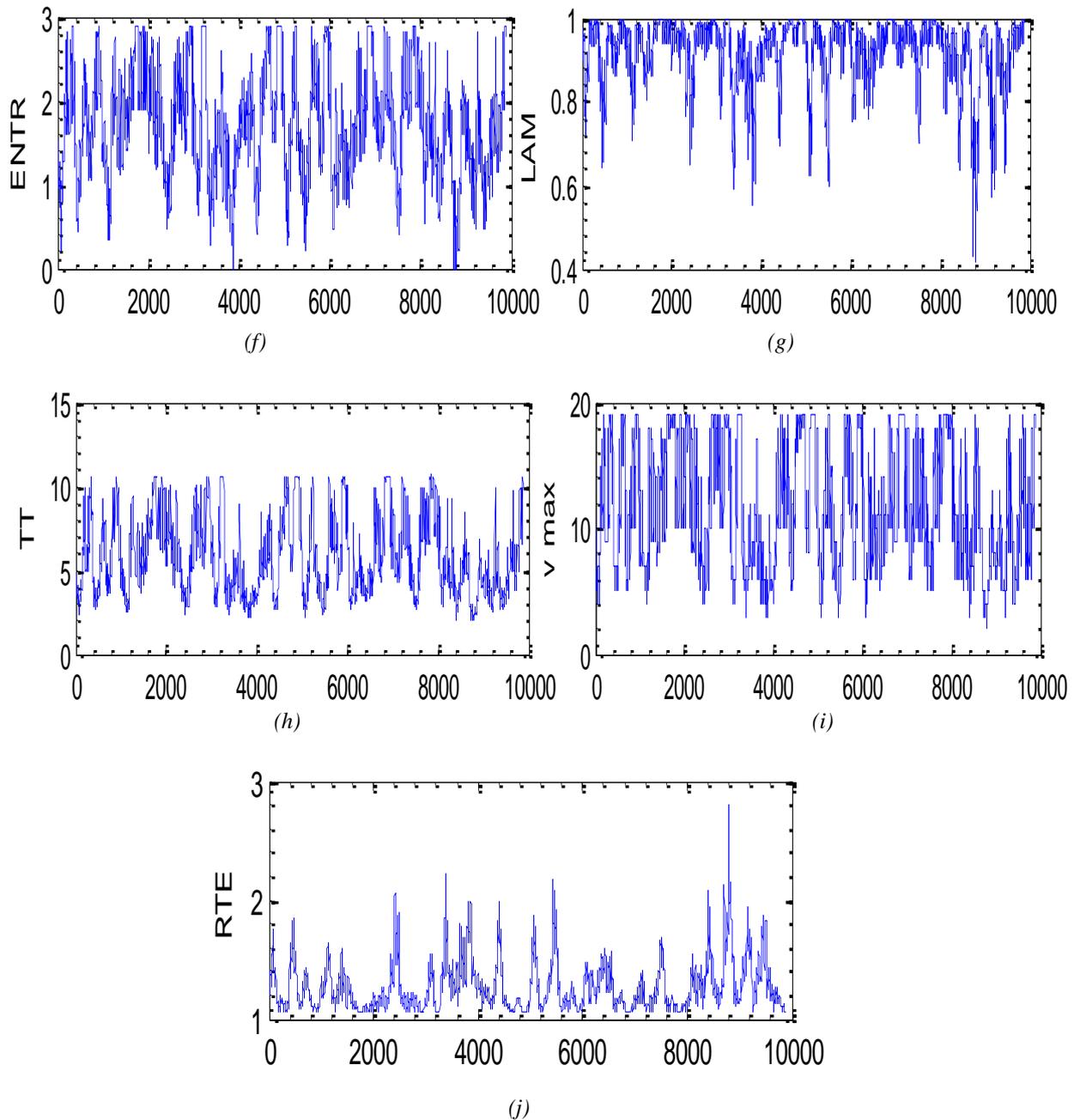


Figure II.19. Analyse RQA pour une pollution de classe 3 à 20 kV_{eff}
 (a) indique le signal d'origine, (b) indique RR, (c) indique DET, (d) indique L, (e) indique l_{max} , (f) indique ENTR, (g) indique LAM et (h) indique TT, (i) indique v_{max} , (j) indique RTE.

L'analyse visuelle rapide de la figure II.19 permet de remarquer une forte variation de tous les paramètres en fonction des échantillons étudiés, ce qui prédit un comportement fort chaotique du courant de fuite.

La figure II.19.b représentant le RR montre deux larges pics. Ils s'étendent durant les intervalles [2800-4400] et [8000-10000]. Ces intervalles correspondent au comportement chaotique du courant de fuite, car une forte variation ou une forte baisse du RR indique la présence de bandes blanches sur le RP correspondant. La valeur moyenne du RR chute jusqu'à 0,73.

De même pour le DET, des valeurs instables ou décroissantes du sont trouvées dans les zones correspondant aux zones chaotiques. Le DET est au-dessus de 0,9, pour seulement 50 % des données, ce qui ne privilégie la présence de rares structures déterministes.

Le L, représenté par la figure II.19.d oscille énormément. Sa valeur moyenne se voit chuter à 5,04, ce qui indique la présence de lignes diagonales très courtes. Cela s'interprète par l'approche d'un état instable et d'une grande probabilité de contournement.

L'ENTR s'annule sur quelques échantillons durant les zones chaotiques, ce qui n'a pas été observé durant les classes de pollutions précédentes. Une faible valeur de ENTR indique une faible complexité de la structure du signal de courant de fuite.

Le LAM se caractérise par de nombreux pics et de grandes amplitudes. Lui aussi s'annule durant certains échantillons, mais est en moyenne égal à 0,92. Plus que 70% des données ont un LAM supérieur à 0,9, ce qui indique l'existence d'un changement dans la dynamique du courant de fuite, préconisant donc un contournement proche, ainsi que l'existence de rares états stationnaires.

Les valeurs de TT sont quant à elles très oscillantes, elles varient de 2 à 10,6, avec une valeur moyenne égale à 5,7, qui demeure en baisse comparée aux classes de pollution précédentes, ce qui nous renseigne sur la période de récurrences des points. De telles valeurs signalent de forts points intermittents, ce qui indique la présence de fortes décharges sur le RP.

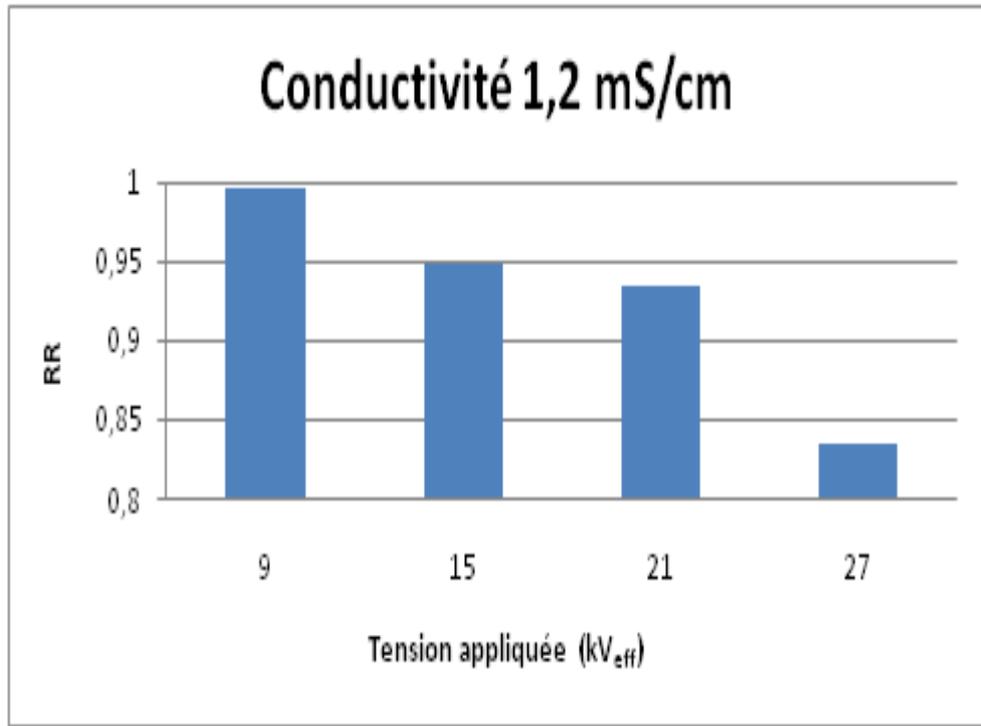
En ce qui concerne le RTE, ses valeurs sont très faibles. Sa valeur moyenne est de 1,2, sa valeur maximale ne dépasse pas 2,8. Une telle variation indique l'intense présence des points récurrents et donc des décharges durant cette classe de pollution.

II.7.2. Influence de la tension appliquée et de la largeur de la couche polluante

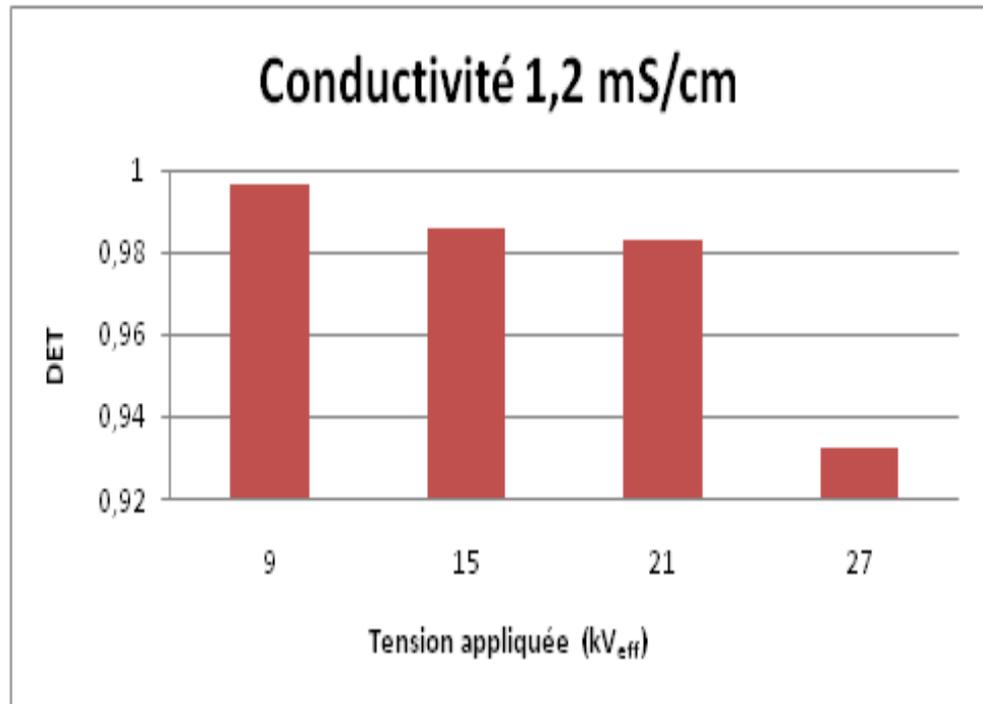
Dans l'étude précédente, on s'est intéressé à appliquer la RQA pour un signal donné, sous une tension appliquée constante et pour une conductivité bien définie. Désormais, on s'intéresse à l'étude de la RQA en fonction de différents paramètres (niveau de tension, largeur de la couche polluante et classe de pollution). De ce fait, on s'intéresse à l'évolution des valeurs moyennes de la RQA en fonction de ces paramètres.

II.7.2.1. La RQA en fonction de la tension appliquée

Pour une conductivité de 1,2 mS/cm, nous faisons varier la tension appliquée de 9 à 27 kV_{eff}. On obtient les résultats ci-dessous en utilisant la base de données G1Mod1.



(a)

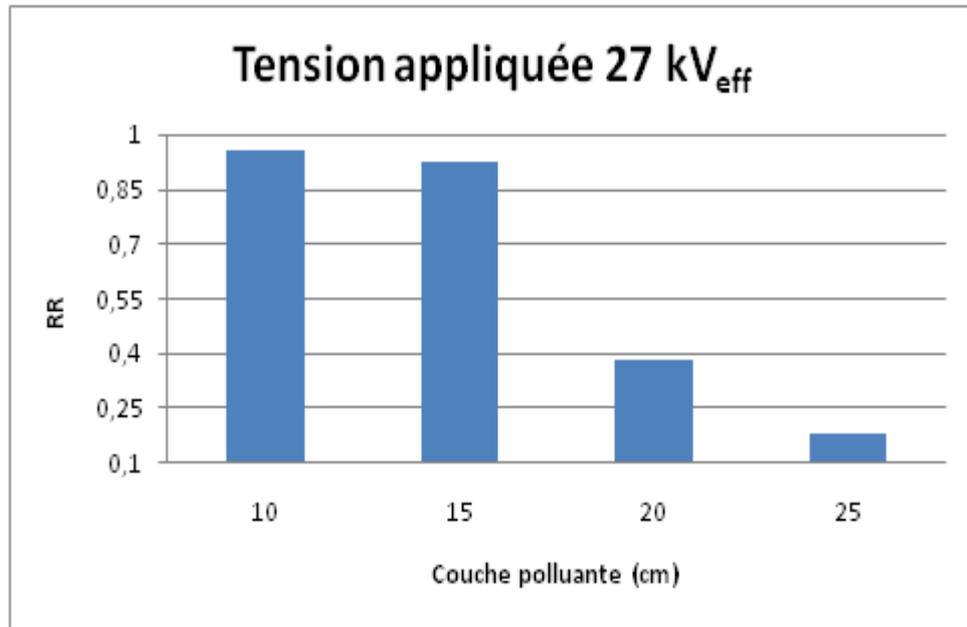


(b)

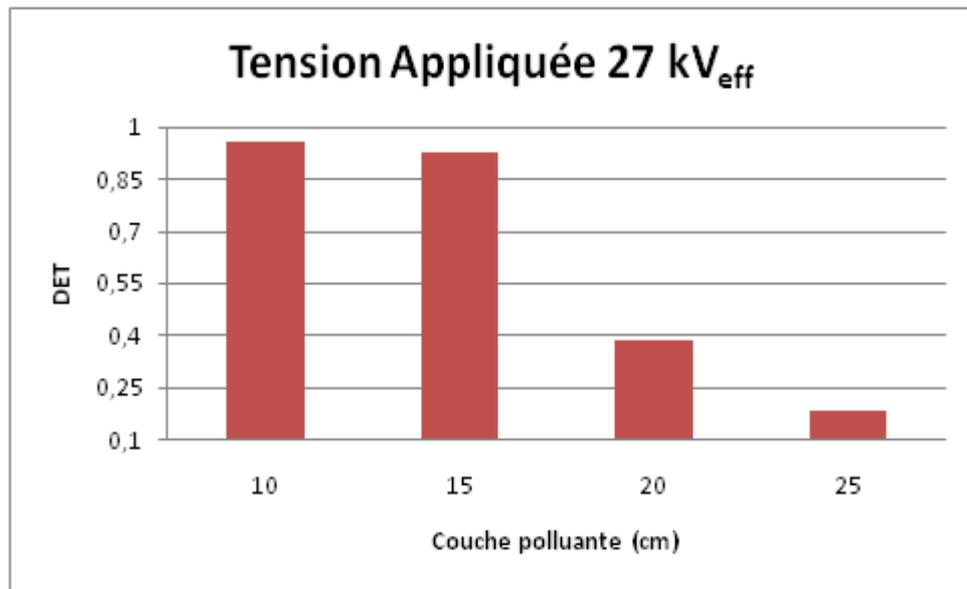
Figure II.20. Variation de RR et DET en fonction de la tension appliquée.

II.7.2.2. La RQA en fonction de la largeur de la couche polluante

Dans ce cas, on fixe le niveau de tension à 27 kV_{eff}, on établit la RQA pour différentes largeurs de la couche de pollution, tout en exploitant la base de données G1Mod2.



(a)



(b)

Figure II.21. Variation de RR et DET en fonction de la largeur de la couche polluante.

II.7.2.3. Discussion des résultats

De la figure II.20 et II.21, on remarque une diminution du RR et du DET en fonction de la tension appliquée et de la couche polluante respectivement. Cette diminution est similaire pour les deux mesures. Elle est lente et progressive pour les valeurs de tension appliquée inférieures à 21 kV_{eff} ainsi que pour une épaisseur de la couche polluante inférieure à 20 cm, mais tend à s'accélérer brusquement pour un niveau de tension appliquée de 27 kV_{eff} ou une couche polluante de 25 cm.

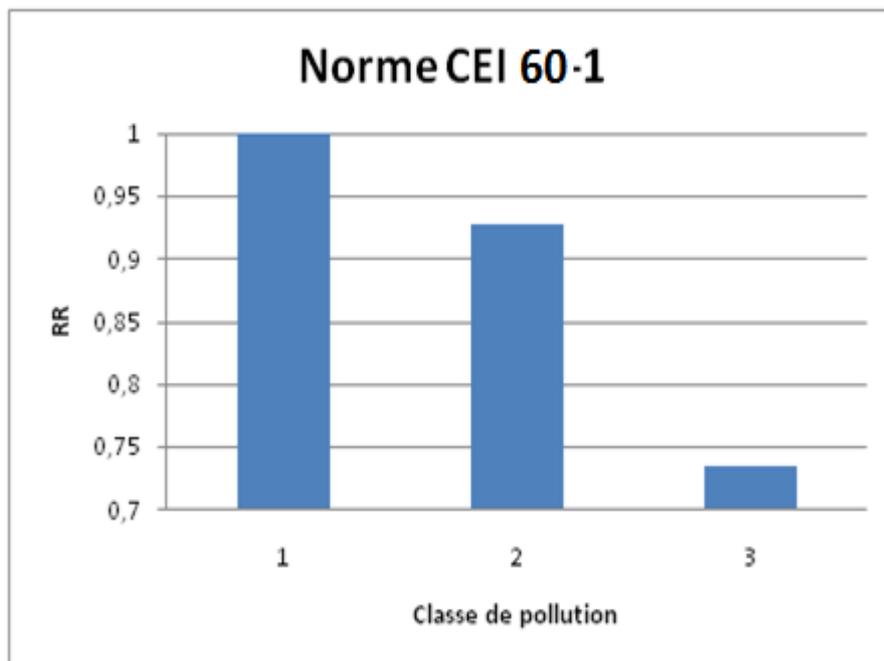
Le RR, correspondant à la probabilité qu'un état se répète. Il varie en s'affaiblissant, ce qui annonce la baisse du nombre des points récurrents, signe d'une transition de la dynamique du processus de contournement vers un comportement chaotique. Sur le RP, cela indique la présence de bandes blanches, préconisant l'approche d'un état fort intermittent.

Le DET, lui aussi, de part ces faibles valeurs nous avise que le système possède de faibles éléments déterministes. La diminution du DET révèle donc la réduction des caractéristiques déterministes des composantes hautes fréquences, ce qui préconise l'apparition d'un état de transition menant vers le contournement.

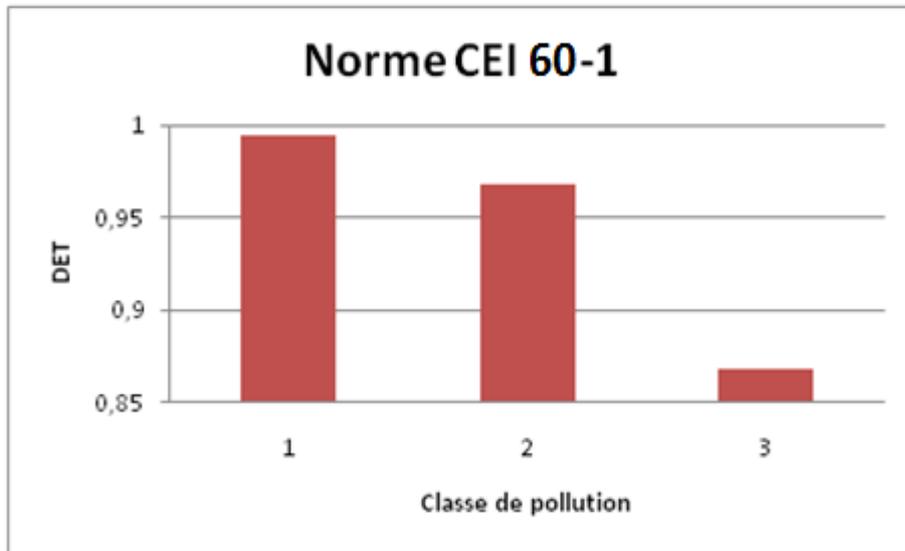
Durant les deux précédents paragraphes (II.7.2.1 et II.7.2.2), vu le grand nombre de mesures offertes par la RQA, on s'est limité à l'étude du RR et du DET en fonction de la tension appliquée, puis en fonction de la couche polluante, et cela dans le but de donner un aperçu globale concernant l'étude des valeurs moyennes de la RQA. Dans le paragraphe suivant, nous nous intéresserons à l'étude de ces valeurs en fonction de la classe de pollution, nous étendrons donc notre étude pour embrasser l'ensemble des mesures disponibles.

II.7.3. Etude des valeurs moyennes de la RQA en fonction de la classe de pollution

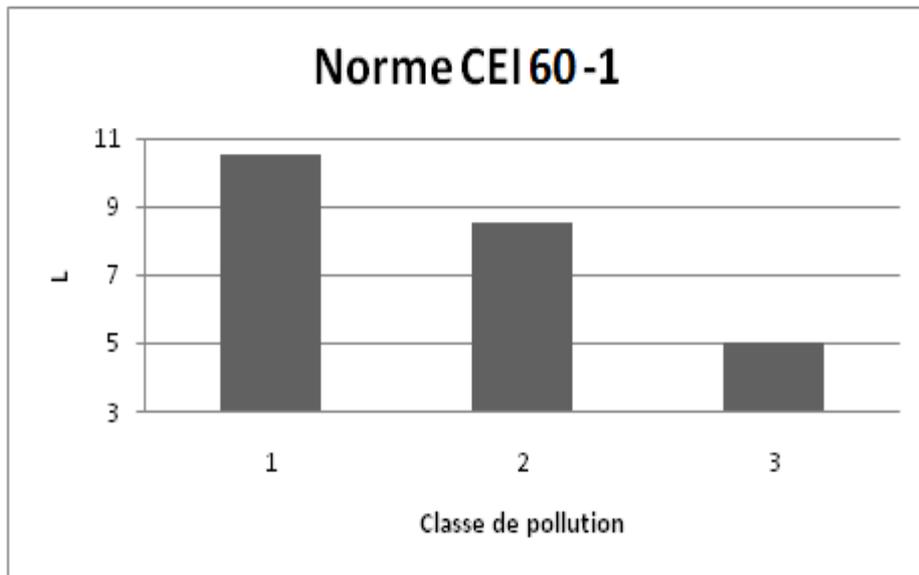
Dans ce cas, on calcule les valeurs moyennes de la RQA en fonction de la classe de pollution. On prendra les mêmes signaux de courant de fuite étudié précédemment (paragraphe II.7.1). Les résultats sont représentés ci-dessous.



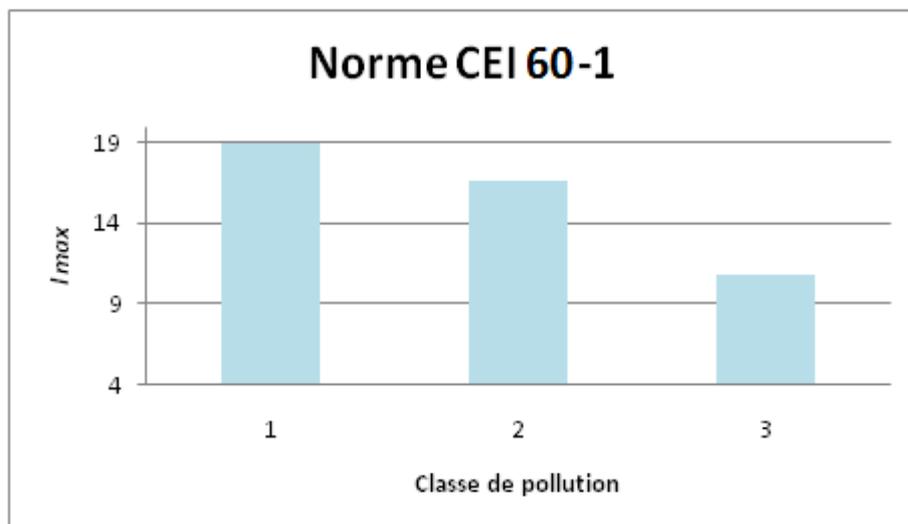
(a)



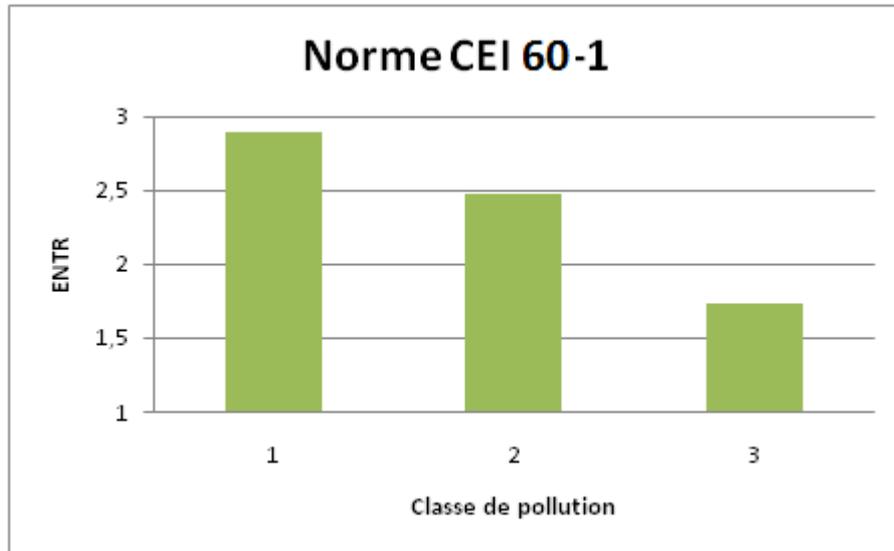
(b)



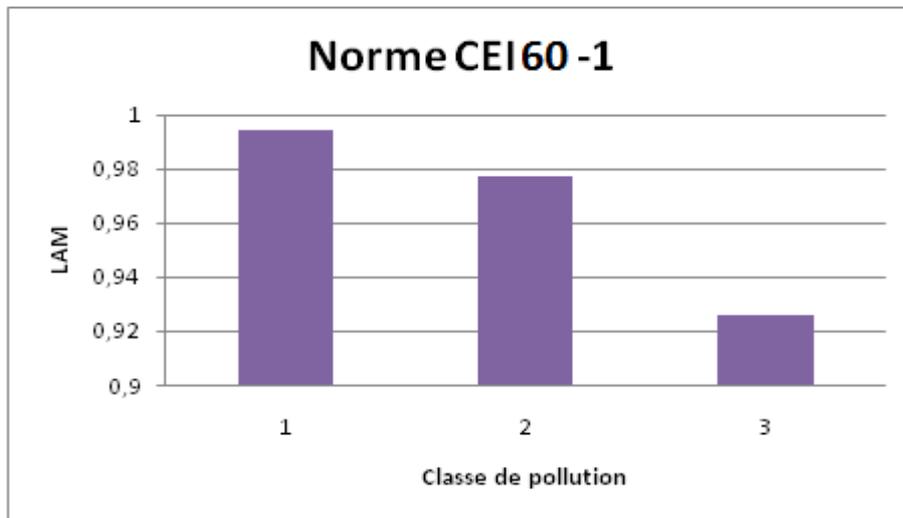
(c)



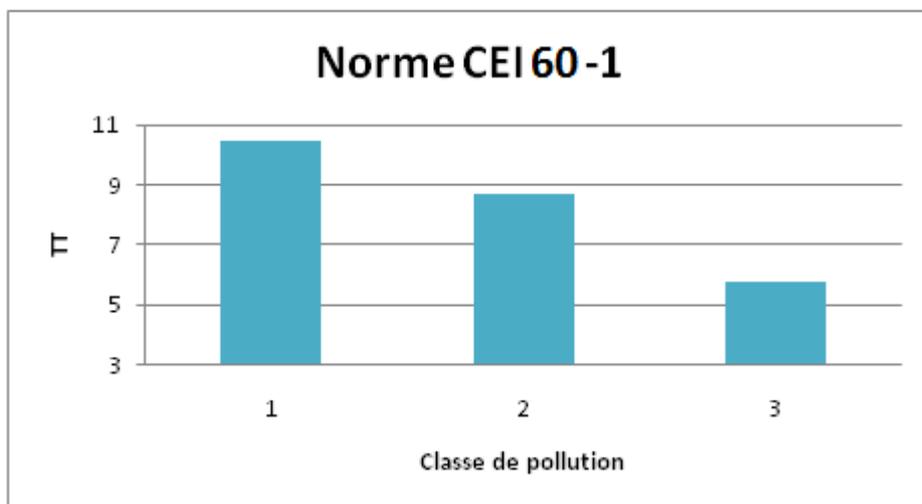
(d)



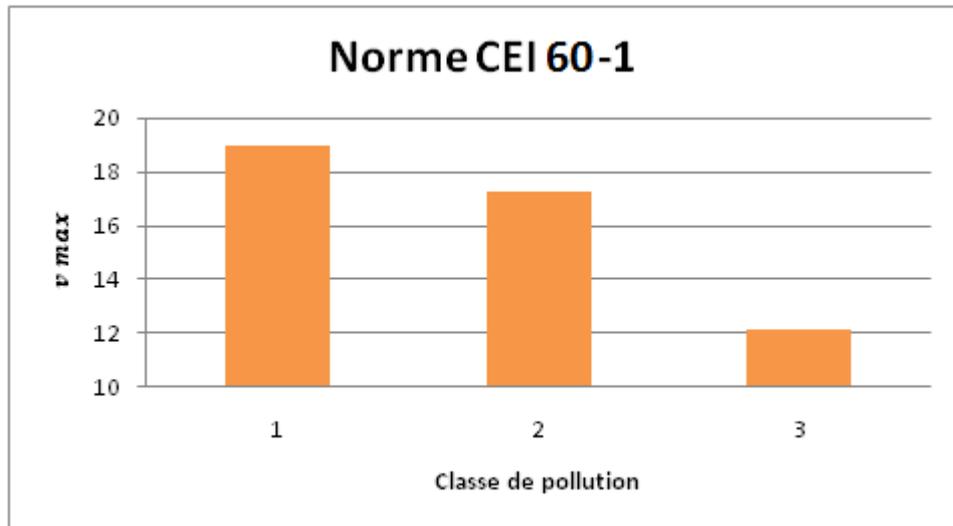
(e)



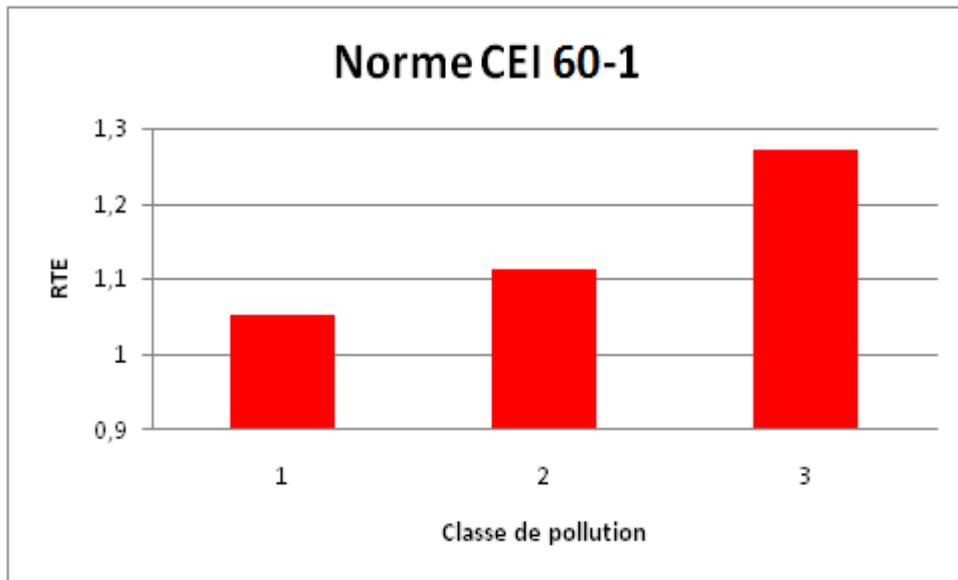
(f)



(g)



(h)



(i)

Figure II.22. Variation des valeurs moyennes des différents paramètres de la RQA en fonction de la classe de pollution.

- **Discussion des résultats**

La figure II.22 montre la variation des valeurs moyennes des indicateurs quantitatifs pour des signaux de courant de fuite pour différentes classes de pollution. Toutes les mesures de la RQA diminuent, mis à part le RTE qui augmente en fonction de la sévérité de pollution.

Le fait que le RR compte des points noirs dans le RP correspond à la probabilité qu'un état se répète et indique la dynamique du système. Dans notre cas, la diminution du RR indique la baisse du nombre des points récurrents, signe d'une transition de la dynamique du processus de contournement vers un comportement chaotique. Sur le RP, une valeur faible ou

nulle de RR se traduit par des bandes blanches. Cela indique l'approche d'un état fort intermittent.

Le DET, quant à lui, différencie les points récurrents connectés entre eux dans la direction diagonale sur le diagramme. Une faible valeur du DET avise que le système possède de faibles éléments déterministes. Durant notre étude, la diminution du DET a révélé la réduction des caractéristiques déterministes des composants hautes fréquences, ce qui préconise l'apparition d'un état de transition menant vers le contournement.

En ce qui concerne L, la longueur moyenne des lignes diagonales à la LOI, sa diminution en fonction de la sévérité de pollution indique la diminution du comportement déterministe du courant de fuite. Une valeur faible de L indique la présence d'un état chaotique.

De même, la diminution de L est accompagnée de la diminution de LAM , l_{max} et v_{max} , représentant respectivement la quantité de points récurrents obtenus à partir des lignes verticales, la longueur maximale des lignes diagonales, et la longueur maximales des lignes verticales.

Concernant l'ENTR, une diminution de cette mesure indique une structure du courant de fuite de moins en moins complexe. Cela se traduit sur le RP par deux éléments qui le composent : les points denses, et les bandes blanches.

Le TT, ou Trapping Time, représente la valeur moyenne temporelle qu'un système se répète à un seul et même état et va en diminuant en fonction de la classe de pollution, indiquant la présence d'états intermittents durant le contournement.

Le RTE sert à déterminer la périodicité ou la répétitivité d'un signal, sa diminution indique que la période de récurrence des points diminue. Ainsi leur fréquence d'apparition augmente durant le processus de contournement.

Les résultats montrent que le RR, ainsi que le DET sont en parfait accord avec les structures topologiques du diagramme de récurrence des figures II.6 et II.7, et démontrent le comportement non-linéaire, parfois chaotique, du courant de fuite durant le processus de contournement.

Conclusion

Le courant de fuite, ainsi que sa caractéristique non linéaire ont été étudiés pour examiner la performance des isolateurs pollués dans des environnements hostiles. Les composantes fréquentielles durant le processus de contournement sont extraites, et leur RP correspondant s'avère être une excellente méthode visuelle pour la détection des décharges.

En ce qui concerne les composantes basses fréquences, leur RP ne comporte que très peu de points. Dès lors, ces mêmes composantes sont insuffisantes et inefficaces quand il s'agit de décrire l'activité des décharges et leur propagation lors du processus de contournement. Le RP des composantes moyennes fréquences sont elles aussi inefficaces pour décrire l'activité de décharges. Par contre, les composantes hautes fréquences s'avèrent être les meilleures pour décrire l'activité des décharges sur la surface de l'isolateur. Leur

diagramme de récurrence constitue un bon outil visuel pour diagnostiquer la performance des isolateurs pollués.

L'analyse RQA permet de quantifier la structure des RP. Elle offre les outils nécessaires pour déceler les différentes dynamiques du courant de fuite lors du contournement.

La théorie du chaos, grâce à son outil qualitatif, qui est le diagramme de récurrence (RP), combiné à son analyse quantitative (RQA), permet d'étudier la caractéristique non linéaire du courant de fuite et d'identifier les dynamiques durant le processus de contournement.



Chapitre III
Reconnaissance des décharges
partielles, discrimination
et classification

Introduction

L'occurrence des décharges partielles dans les équipements électriques a été identifiée dès le début du siècle. Les décharges partielles pourraient substantiellement réduire la vie de l'isolation, c'est pourquoi beaucoup d'efforts ont été consacrés pour étudier ce phénomène. De nouvelles méthodes de mesure ont été présentées, la physique et la chimie des décharges partielles ont été étudiées. La détection et l'identification des décharges partielles pour leur classification sont devenues des outils importants pour l'évaluation de l'état de surface des isolateurs.

Nous donnerons d'abord les notions essentielles sur le phénomène de contournement par décharges partielles, suivies des différentes méthodes de reconnaissance des formes et de classification utilisées. Puis, nous proposerons notre approche pour l'étude de l'état de surface de l'isolateur, nous exploiterons le signal de la charge électrique pour tirer le vecteur d'état, et ferons la comparaison des performances des différentes méthodes de reconnaissance et de classification.

III.1. Contournement par décharges partielles (DP)

III.1.1. Notions sur les décharges partielles

Les décharges partielles (DP) sont des micro-claquages se produisant dans des inclusions gazeuses piégées dans l'isolant solide. Elles sont la cause principale du vieillissement et de la destruction des isolations solides à moyen et long terme. Ces inclusions existant dans les diélectriques solides, liquides ou mixtes (solide imprégné) sont l'une des plus probables sources de décharges partielles (DP) dans un système d'isolation [80]. La mesure de ces décharges partielles est considérée comme un outil très important pour perfectionner la fiabilité des systèmes d'isolation à haute tension. L'interprétation et l'analyse des grandeurs mesurées constituent la clé pour estimer le risque de défaillance de cette isolation. Nous donnons ici quelques notions sur la physique des décharges et les différentes caractéristiques de ces décharges.

III.1.1.1. Régime des DP [81]

Les matériaux isolants de qualité technique comportent toujours des inclusions de particules étrangères et de vacuoles gazeuses. Lorsque ces isolants sont soumis à une certaine

tension alternative à fréquence industrielle, on constate que le champ électrique est plus élevé dans les vacuoles gazeuses E_g que dans l'isolant E_i (Figure III.1.a).

Deux facteurs contribuent à faire apparaître des décharges partielles dans les isolants :

- d'une part la permittivité relative des isolants solides étant toujours plus élevée (2 à 6 fois) que celle des gaz ($\epsilon_{rg} = 1$), le champ électrique dans les vacuoles est proportionnellement plus élevé ;
- d'autre part, la rigidité diélectrique des gaz est nettement plus basse (environ 10 fois) que celle des solides.

Ces deux constatations, allant dans le même sens, font que des décharges dites partielles apparaissent dans les vacuoles des isolants solides pour des tensions 20 à 60 fois plus faibles que celles qui entraîneraient la perforation du diélectrique solide.

La mesure électrique directe des décharges partielles n'étant pas possible simplement, étant donné qu'elles sont internes à l'isolant, on s'intéresse à calculer les effets électriques de l'extérieur de l'isolant et dus à celles-ci. Pour faire ce calcul, on recourt à un schéma équivalent simplifié (figure III.1.b).

On peut modéliser une cavité à l'aide d'une capacité et la DP qui en résulte par la décharge de cette capacité. Elle se trouve en série et en parallèle avec d'autres capacités modélisant l'isolation saine (figure III.1). Au niveau des ordres de grandeur C_b a une valeur beaucoup plus élevée que C_y qui est lui-même beaucoup plus grand que C_x . Quand la tension aux bornes de la capacité C_y devient suffisamment grande, une décharge a lieu et la tension chute à zéro sur cette portion.

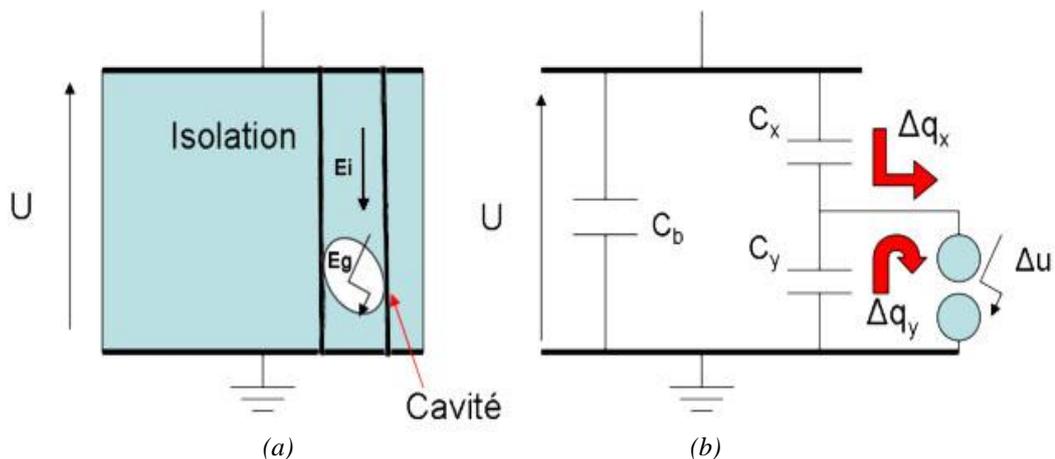


Figure III.1. Schéma équivalent d'un isolant solide source de décharges.

Une des difficultés de la mesure des DP provient du fait qu'on ne mesure pas la charge réelle qui se produit dans la cavité, on ne peut mesurer que la charge apparente qui vaut :

$$q_{apparente} = \frac{C_y}{C_y + C_x} q_{réelle}. \quad (III.1)$$

La valeur réelle ne peut être retrouvée car on ne connaît pas le lieu de la DP. Au-delà de ce problème de mesurabilité, la charge apparente a les avantages d'être proportionnelle à :

l'énergie de la DP, à la taille de la cavité et au potentiel d'endommagement de l'appareil électrique.

Lors de la décharge partielle, la cavité voit à ses bornes, avec q_y la charge réelle :

$$\Delta q_y = C_y \cdot \Delta u_y = C_y \cdot U_{décharge} \quad (\text{III.2})$$

La capacité C_b étant particulièrement grande en comparaison des autres, la tension totale U aux bornes de l'isolant reste constante. La capacité C_x voit donc à ses bornes un changement de tension $-\Delta u_y$. Si on applique l'équation de base des capacités on obtient :

$$\Delta q_x = C_x \cdot \Delta u_y \quad (\text{III.3})$$

La charge totale, celle mesurée, celle « apparente », aux bornes de l'isolation est donc :

$$\Delta q_{apparente} = \Delta q_y + \Delta q_x = (C_x + C_y) \cdot \Delta u_y \quad (\text{III.4})$$

Par simple remplacement de Δu_y de l'équation III.2, on trouve ce qu'il fallait démontrer à III.1.

Les décharges qui ont lieu dans cette cavité sont caractérisées par leur tension d'allumage et d'extinction. La tension d'allumage des DP est voisine de la tension de Paschen entre électrodes métalliques, surtout après usure des parois de la cavité. Lorsqu'une décharge se produit, les charges (ions, électrons) entraînées par le champ électrique se déposent sur les parois isolantes et y restent fixées. Ces charges créent un champ antagoniste au champ appliqué qui entraîne l'extinction de la décharge. La succession des décharges dans le temps est différente suivant que la tension appliquée est continue ou alternative.

III.1.1.2. Décharges partielles sous tension continue

Sous tension continue, les décharges sur les parois de la cavité ne peuvent disparaître que par neutralisation due à la conduction dans l'isolant solide. Cette conduction étant très faible, entraîne donc un rythme de succession de décharges (fréquence d'apparition) qui est très lent, d'où la faible dégradation par les DP sous tension continue. C'est la raison de l'excellente tenue des isolants sous tension continue [82].

III.1.1.3. Décharges partielles sous tension alternative

La succession des DP sous tension alternative est schématisée sur la figure III.2. Si la tension appliquée continue à croître après allumage de la première décharge à la tension V_a , la tension dans la cavité, après être chutée à la valeur d'extinction V_e , croît parallèlement à la tension appliquée V . Une deuxième, troisième DP peuvent avoir lieu et cela continue tant que la tension appliquée n'a pas atteint sa valeur maximale. Dans la partie descendante de l'alternance, les DP cessent mais les charges fixées sur les parois persistent conduisant au renversement du champ dans la cavité. Dès que la tension dans cette cavité atteint V_a , une

nouvelle rafale de décharges a lieu dans l'alternance suivante. Ensuite le phénomène se répète cycliquement [83].

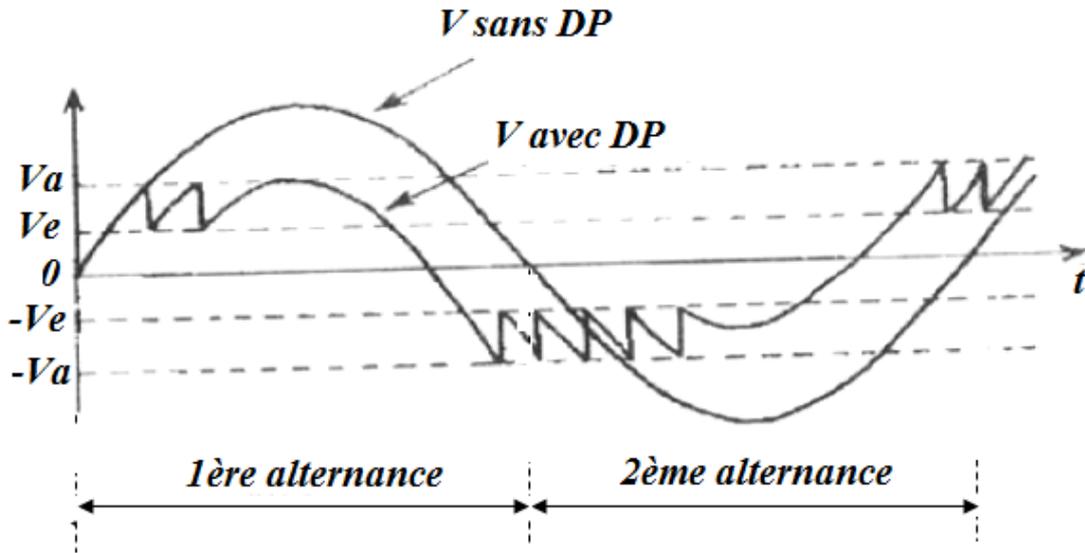


Figure III.2. Schéma de succession des DP sous tension alternative.

III.1.2. Caractéristiques des décharges

Les concepts physiques des décharges ont connu une progression substantielle durant ces dernières décades. Ces concepts sont exploités dans la modélisation et l'interprétation des résultats de mesure des décharges partielles où d'énormes progrès ont été faits sur la sensibilité et la résolution temporelles des dispositifs de détection et de mesure des DP. Ces dispositifs permettent aussi l'accès et le traitement en temps réel d'une grande masse d'informations sur les DP. Les inclusions gazeuses dans une isolation solide constituent le cas le plus fréquent des défauts pouvant être une source de DP dans les appareils de haute tension. Plusieurs modèles en vue de prédire les caractéristiques essentielles des décharges (amplitude et fréquence) dans ce type de défaut ont été élaborés. La validation de ces modèles reste limitée à des cas très particuliers. Ces modèles ont pour objectifs de répondre aux questions suivantes.

- Comment lier la grandeur mesurée caractéristique des DP aux dimensions, formes et positions de la cavité dans un diélectrique solide ?
- Quelle est l'expression qui fait le lien entre la dimension de la cavité de la grandeur caractéristique de la DP ; et quelle est la dimension minimale d'une cavité qui peut être détectée ?
- Quelle est la relation qui existe entre la charge apparente (mesurée) et la charge réelle véhiculée par la décharge et comment relier cette relation avec la géométrie de l'appareil source de DP ?

A la suite de différents travaux, il a été retenu qu'une des grandeurs permettant de caractériser le phénomène de décharges partielles est la charge apparente. D'autres grandeurs, toutes aussi intéressantes, sont le débit quadratique, le courant, l'énergie, etc... Alors, il est devenu utile de définir ces caractéristiques. Ces définitions sont conformes avec les

recommandations de la CEI 60270 [84]. Elles se rapportent au schéma équivalent d'un isolant solide source de décharges [85].

- ***La charge apparente q***

Lorsqu'une décharge se produit dans une cavité occluse dans un matériau isolant soumis à une différence de potentiel, la quantité de charge libérée par la décharge se déplace dans l'espace inter électrodes. Ce mouvement de charge sur une épaisseur de l'isolant induit une baisse de tension aux bornes de la cellule sous test.

La charge apparente est la charge qui, si elle est injectée instantanément aux bornes de l'objet en essai, changerait momentanément la tension entre les bornes de celui-ci de la même quantité que la décharge partielle elle-même.

Notons que la charge apparente n'est pas égale à la charge totale réellement libérée localement par la décharge, qui elle, ne peut pas être mesurée directement. La charge apparente est affectée par la géométrie des électrodes, par les propriétés intrinsèques du matériau ainsi que par toutes les capacités parasites qui entourent le montage de mesure. La relation entre la charge apparente et la charge réelle est donnée par l'expression (III.1).

- ***Le courant de décharge moyen I***

C'est la somme des valeurs absolues des différentes grandeurs des décharges apparentes q_i durant une période de référence T_{ref} divisée par cette dernière :

$$I = \frac{1}{T_{ref}} (|q_1| + |q_2| + \dots + |q_i|), \quad (III.5)$$

où i est le nombre de décharges survenant pendant le temps T_{ref} .

Ce courant est généralement exprimé en coulomb/seconde ou en ampères. Par cette définition, une quantité est disponible qui inclut toutes les impulsions des DP ainsi que leur fréquence de répétition n . Cette quantité n'a pas été étudiée intensivement jusqu'ici, bien que les premières investigations aient montré des informations intéressantes au sujet de l'impact sur la vie d'une isolation [86].

- ***La puissance de décharge P***

Une décharge isolée ne dépose qu'une quantité infime d'énergie dans l'isolant, mais les décharges peuvent être nombreuses et dans ce cas leur effet cumulatif peut conduire à la détérioration du matériau, d'où l'intérêt de considérer les décharges comme des "ennemies" silencieuses.

L'expression de la puissance calculée est :

$$P = \frac{1}{T_{ref}} (q_1 u_1 + q_2 u_2 + \dots + q_i u_i), \quad (III.6)$$

où u_1, u_2, \dots, u_i sont les valeurs instantanées de la tension aux bornes du dispositif source de décharges lorsque survient la décharge de rang i .

Cette puissance est exprimée en watts. C'est l'énergie apparente fournie par le circuit externe lors de l'apparition des décharges dans le matériau. C'est une grandeur cumulative liée à la dégradation de l'isolant.

- **Le débit quadratique D**

C'est la somme des carrés des différentes grandeurs des charges apparentes q_i pendant un intervalle de référence T_{ref} choisi, divisée par cet intervalle :

$$D = \frac{1}{T_{ref}} (q_1^2 + q_2^2 + \dots + q_i^2). \quad (\text{III.7})$$

Elle est généralement exprimée en (coulombs)²/seconde. Bien que la mesure de cette quantité semble n'avoir aucun avantage comparée à la mesure des valeurs maximum de q , quelques instruments enregistrent cette quantité. Cette grandeur donne un poids plus important aux décharges les plus intenses sans tenir compte de la tension appliquée.

III.2. Reconnaissance des formes

La reconnaissance des formes (RDF), en anglais « pattern recognition », consiste en un ensemble de techniques et méthodes visant à identifier des motifs informatiques à partir de données brutes afin de prendre une décision dépendant de la catégorie attribuée à ce motif. On considère que c'est une branche de l'intelligence artificielle qui fait largement appel aux techniques d'apprentissage automatique et aux statistiques [87].

Les *formes* ou *motifs* à reconnaître peuvent être de nature très variées. Il peut s'agir d'un contenu visuel (code barre, visage, empreinte digitale...) ou sonore (reconnaissance de parole), d'images médicales (rayon X, EEG, IRM...) ou multi-spectrales (images satellitaires) et bien d'autres.

L'objectif de la RDF est de reproduire les capacités de l'être humain à reconnaître des caractères, des objets, des sons, ou des signaux. De ce fait, elle s'intéresse à la conception et à la réalisation de systèmes (matériels et logiciels) capables de *percevoir*, et dans une certaine mesure, d'*interpréter* des signaux captés dans le monde physique [88].

III.2.1. Approches de la RDF

Il existe deux types d'approches de la RDF.

La RDF *statistique* s'appuie sur une représentation numérique des formes. Elle s'intéresse à des objets simples représentés par des vecteurs caractéristiques réels sans prise en compte d'une information de structure. Elle utilise principalement des méthodes d'apprentissage supervisé telles que la méthode des k plus proches voisins (k -PPV), l'analyse discriminante linéaire (ADL) ou les machines à vecteurs de support (SVM) (figure III.3.a).

La RDF *structurelle* s'intéresse à des objets complexes et à des structures (généralement des images). Elle est basée sur une représentation des formes à l'aide de grammaires. Elle est très utilisée dans la reconnaissance d'images, ou plus précisément la reconnaissance manuscrite (figure III.3.b). Elle utilise principalement les méthodes d'apprentissage automatique (non-supervisés).

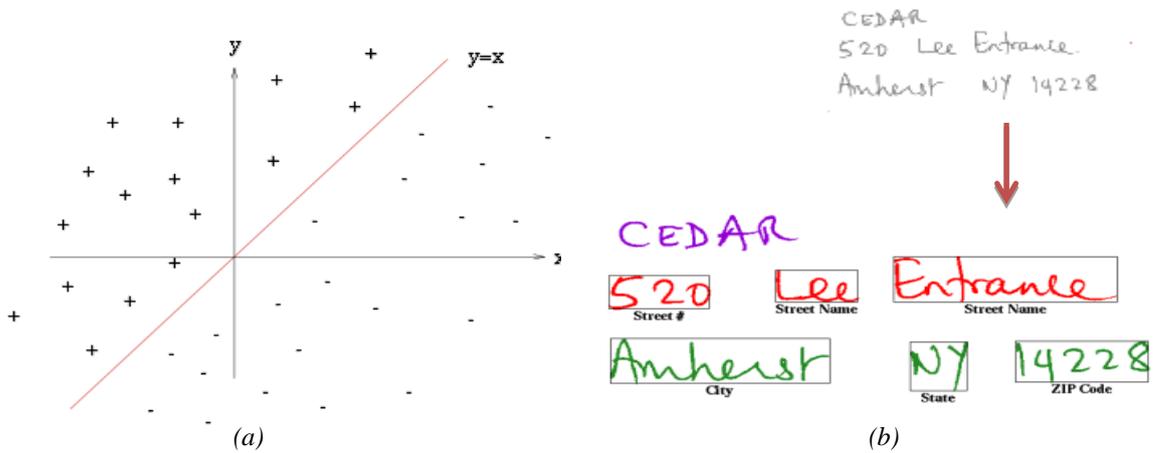


Figure III.3. Exemple de la RDF (a) approche statistique et (b) approche structurelle.

Par ailleurs, plusieurs approches hybrides combinant ces deux méthodes sont apparues ces dernières années. On citera, par exemple, des approches structurelles exploitant des noyaux sur les graphes, empruntant aux méthodes à noyaux popularisées en apprentissage statistique [89].

Méthodes statistiques	Méthodes structurelles
Approche quantitative	Approche qualitative
Problème d'optimisation	Validation de propriétés
Appliquées aux formes élémentaires	Appliquées aux formes complexes
Moyennement sensibles au bruit	Pas du tout ou très sensibles au bruit

Tableau III.1. Comparaisons des méthodes statistique et structurelle.

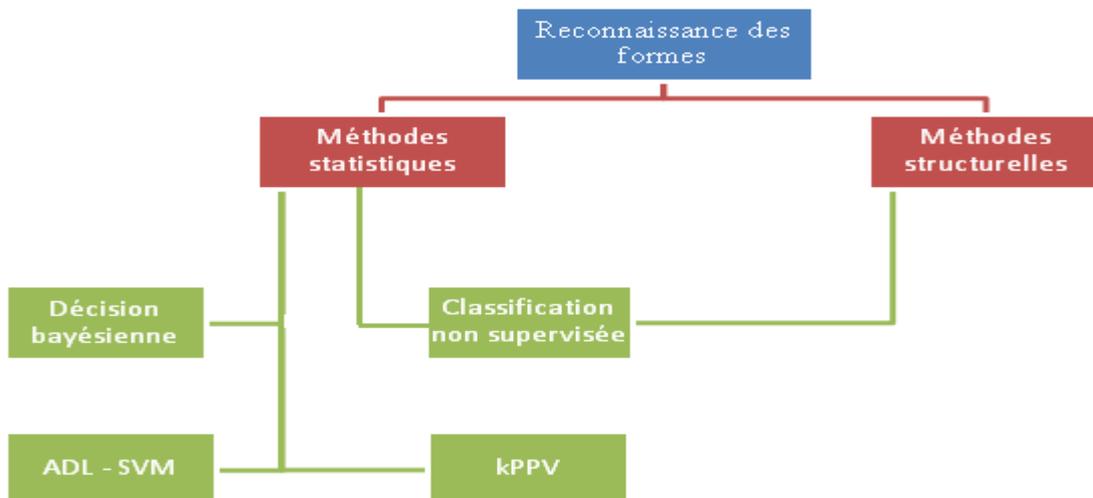


Figure III.4. Approches de la RDF.

Dans notre étude, en raison de la vaste base de données qui nous est disponible, nous nous limiterons à l'approche statistique. Cette démarche sera amplement détaillée dans les paragraphes suivants.

III.2.2. Architecture et conception d'un système de RDF

III.2.2.1. Architecture d'un système de RDF [90]

Un système RDF est composé de plusieurs modules tels qu'illustré par la figure III.5.



Figure III.5. Architecture générale d'un système de reconnaissance des formes.

Le premier est un module d'acquisition des données (caméra, microphone, sonde, etc...). Le second consiste en un module de prétraitement et d'extraction des caractéristiques. Il a pour but, d'une part, de calibrer les données collectées de façon à en extraire une information la plus normalisée et la moins bruitée possible et, d'autre part, d'en extraire les caractéristiques les plus pertinentes, les moins volumineuses mais suffisamment riches pour permettre de réaliser la tâche désirée efficacement. Le troisième et dernier module est un module de reconnaissance proprement dit.

La performance d'un système de RDF dépend de la qualité de chacun de ces trois modules, ainsi que de leur adéquation. La qualité des données collectées et la pertinence des caractéristiques extraites sont donc fondamentales. Ainsi, nous devons veiller à respecter le cycle d'essais et de corrections durant l'élaboration de notre système RDF, comme illustré sur la figure III.6.

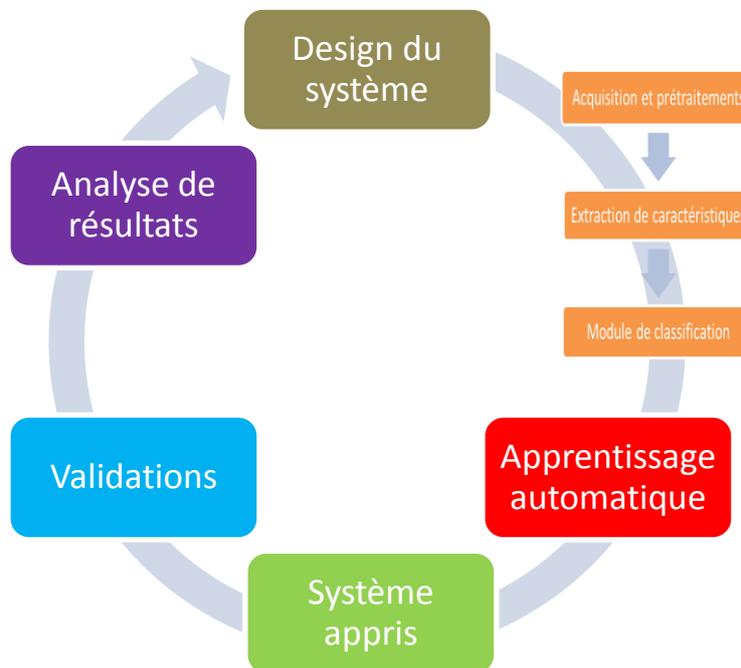


Figure III.6. Mise au point d'un système de RDF réalisé par un cycle d'essais et de corrections.

III.2.2.2. Acquisition, prétraitements et extraction de caractéristiques

L'acquisition des données et les prétraitements associés sont d'une importance capitale. Les données doivent être collectées et acquises avec le plus grand soin et tout bruit ou biais dans les mesures effectuées à ce niveau, non désirés pour l'application visée, sont dommageables pour le système final.

Les prétraitements constituent la seconde étape de la préparation des données. Ils visent le plus souvent à calibrer les signaux bruts collectés. Par exemple, si l'on souhaite mettre au point un module de reconnaissance de visages, on peut envisager d'utiliser plusieurs appareils photos aux résolutions variables. Afin de faciliter le travail du module de classification il est alors préférable de mettre toutes les images dans un format unique. Cela fait partie des prétraitements nécessaires pour calibrer les données de façon à être exploitables plus facilement par les modules suivants.

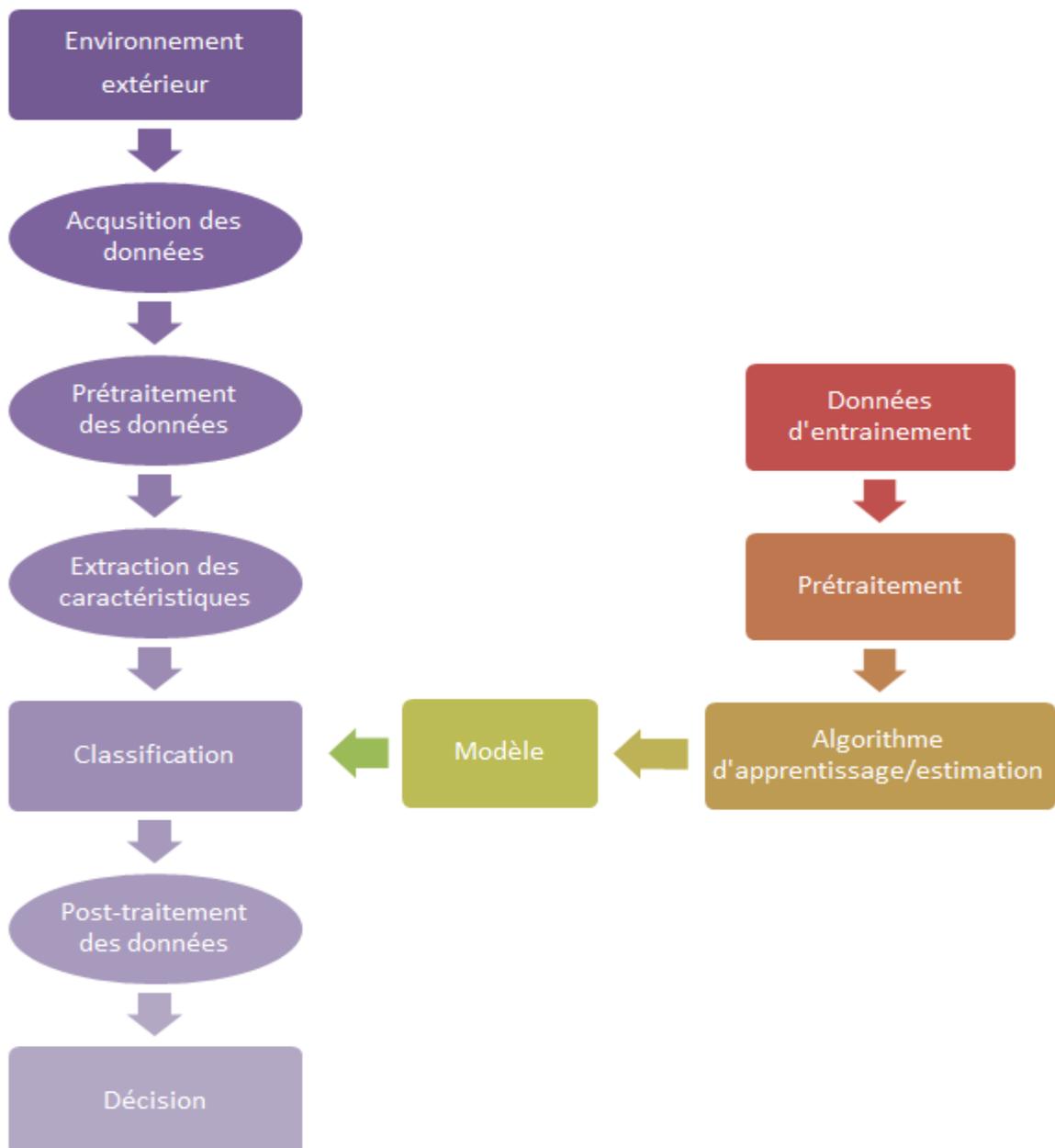


Figure III.7. Architecture détaillée d'un système de reconnaissance des formes.

L'extraction des caractéristiques a pour but d'extraire des données prétraitées de l'information à la fois la plus pertinente possible pour la tâche de classification visée et la moins volumineuse possible afin de limiter les ressources machines nécessaires à l'étape de reconnaissance. Il s'agit d'une transformation irréversible qui peut aller de procédures très simples (sous-échantillonnage dans le cas d'images) à des traitements complexes issus de connaissances a priori sur les données (extraction de coefficients centraux dans le cas d'un signal parlé). Dans certains cas, lorsque les données sont collectées via des capteurs tels que microphone ou caméra, il n'y a pas d'extraction de caractéristiques à proprement parler et on utilise directement les données brutes ou prétraitées.

Après l'extraction de caractéristiques, on utilise souvent une dernière procédure de normalisation très classique qui consiste à s'affranchir des dimensions des caractéristiques extraites en les centrant et en les réduisant.

III.3. Analyse en Composantes Principales (ACP)

III.3.1. Définition

Inventé par Karl Pearson en 1901 [91], elle fait partie du groupe des méthodes descriptives multidimensionnelles appelées « méthodes factorielles ». Sa fonction première de l'analyse en composantes principales en est une *réduction des données*. Elle consiste à transformer des variables liées entre elles (dites "corrélées" en statistique) en nouvelles variables décorrélées les unes des autres. Ces nouvelles variables sont nommées "composantes principales", ou axes.

L'ACP est donc une méthode qui permet d'extraire l'essentiel de l'information contenue dans des données. Elle comporte une double approche. Une approche géométrique (représentation des variables dans un nouvel espace), et une approche statistique (recherche de composantes expliquant au mieux la variance des données).

III.3.2. Principe [92]

Le but de l'ACP est de rechercher la meilleure représentation de ces données dans un nouvel espace (ou repère), tout en minimisant la dimension de ce dernier. Ainsi, prenons le cas de données sur 2-dimensions. Leur projection sur un plan à une dimension est mauvaise sur la figure III.8.a, car les erreurs de projections sont grandes. Mais sur la figure III.8.b, les erreurs de projection sont beaucoup plus faibles.

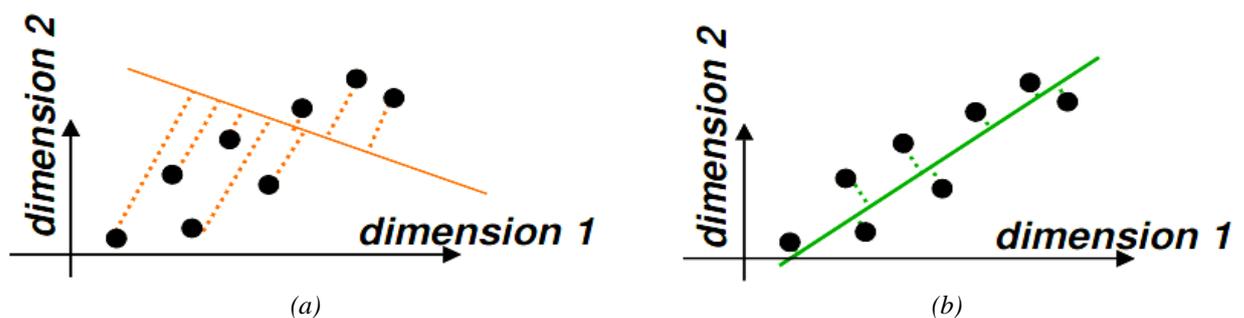


Figure III.8. Exemple illustrant le principe de l'ACP : (a) représente un mauvais choix de projection et (b) le choix optimal de projection.

L'ACP permet donc, de trouver la projection optimale des données suivant un espace de dimension moindre, tout en minimisant la perte de données.

III.3.3. Description

Soit X le tableau des données brutes à partir duquel on va faire l'analyse ACP. Il est composé de n vecteurs de mesures de dimension p , tels que :

$$X = \begin{matrix} & v_1 & v_2 & \dots & v_j & \dots & v_p \\ \begin{matrix} u_1 \\ u_2 \\ \cdot \\ u_i \\ \cdot \\ u_n \end{matrix} & \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2j} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{ip} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nj} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \end{matrix} \cdot \quad (\text{III.8})$$

On peut représenter chaque unité par *les vecteurs des individus* U_i les p variables :

$$U_i = \begin{bmatrix} x_{i1} \\ x_{i2} \\ \vdots \\ x_{ij} \\ \vdots \\ x_{ip} \end{bmatrix} \cdot \quad (\text{III.9})$$

De façon analogue, on peut représenter chaque variable par un vecteur de \mathbb{R}^n dont les composantes sont *les vecteurs des variables* V_j pour les n unités :

$$V_j = \begin{bmatrix} x_{1j} \\ x_{2j} \\ \vdots \\ x_{ij} \\ \vdots \\ x_{nj} \end{bmatrix} \cdot \quad (\text{III.10})$$

Pour avoir une image de l'ensemble des unités, on se place dans un espace affine en choisissant comme origine un vecteur particulier de \mathbb{R}^p , par exemple le vecteur dont toutes les coordonnées sont nulles. Alors, chaque unité sera représentée par un point dans cet espace. L'ensemble des points qui représentent les unités est appelé traditionnellement « nuage des individus ».

En faisant de même dans \mathbb{R}^n , chaque variable pourra être représentée par un point de l'espace affine correspondant. L'ensemble des points qui représentent les variables est appelé « nuage des variables ».

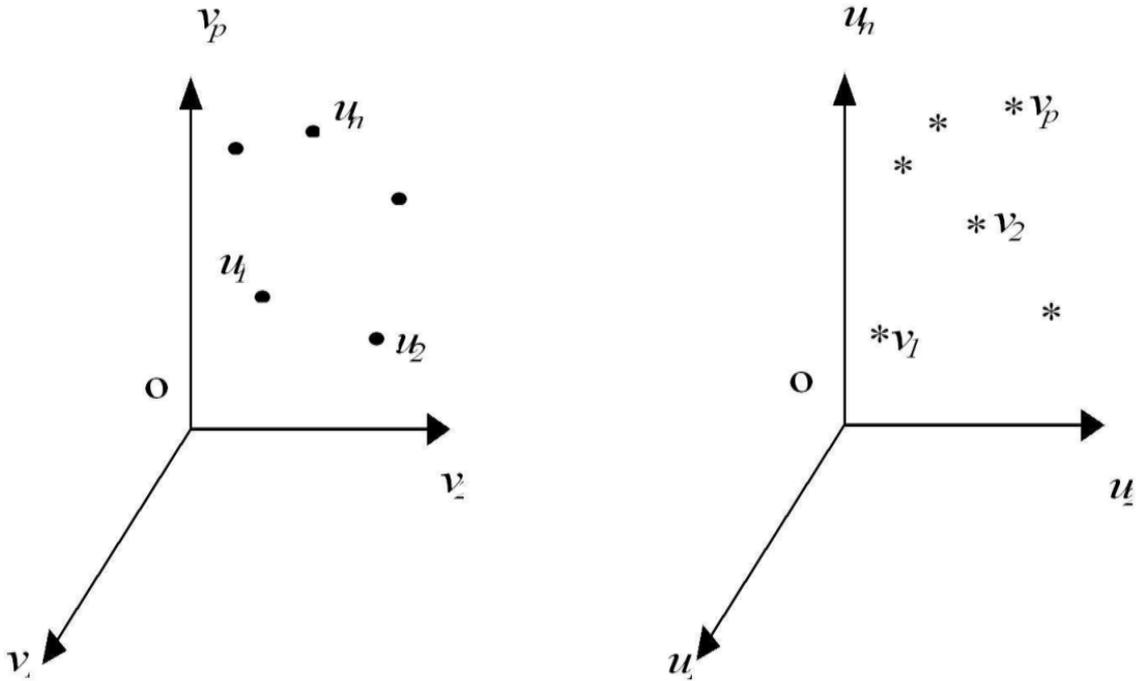


Figure III.9. Représentation dans un espace affine des vecteurs U_i et V_j .

III.3.4. Choix d'une distance

Pour faire une représentation géométrique, il faut choisir une distance entre deux points de l'espace. La distance utilisée par l'ACP, dans l'espace où sont représentées les unités, est la distance euclidienne classique. La distance entre l'unité u_i et sa projection $u_{i'}$ est égale à :

$$d^2(u_i, u_{i'}) = \sum_{j=1}^p (x_{ij} - x_{i'j})^2. \quad (\text{III.11})$$

A cette distance on associe un produit scalaire entre deux vecteurs :

$$\langle \overline{ou_i}, \overline{ou_{i'}} \rangle = \sum_{j=1}^p x_{ij} x_{i'j} = U_i^t U_{i'}, \quad (\text{III.12})$$

ainsi que la norme d'un vecteur :

$$\|\overline{ou_i}\|^2 = \sum_{j=1}^p x_{ij}^2 = U_i^t U_i. \quad (\text{III.13})$$

On peut alors définir l'angle α entre deux vecteurs par son cosinus :

$$\cos(\alpha) = \frac{\langle \overline{ou_i}, \overline{ou_{i'}} \rangle}{\|\overline{ou_i}\| \|\overline{ou_{i'}}\|} = \frac{\sum_{j=1}^p x_{ij} x_{i'j}}{\sqrt{\sum_{j=1}^p x_{ij}^2} \sqrt{\sum_{j=1}^p x_{i'j}^2}} = \frac{U_i^t U_{i'}}{\sqrt{(U_i^t U_i) (U_{i'}^t U_{i'})}}. \quad (\text{III.14})$$

III.3.5. Choix de l'origine

Le point O correspondant au vecteur de coordonnées toutes nulles n'est pas forcément une origine satisfaisante, car si les coordonnées des points du nuage des individus sont grandes, le nuage est éloigné de cette origine. Il apparaît plus judicieux de choisir une origine liée au nuage lui-même : le centre de gravité du nuage. Pour définir ce centre de gravité, il faut choisir un système de pondération des unités :

$\forall i = 1, \dots, n$, on a : $p_i =$ poids de l'unité u_i tel que $\sum_{i=1}^n p_i = 1$.

Par définition, le centre de gravité est défini comme le point tel que :

$$\sum_{i=1}^n p_i \overrightarrow{Gu_i} = \vec{0}. \quad (\text{III.15})$$

Pour l'ACP, on choisit de donner le même poids $\frac{1}{n}$ à tous les individus.

Le centre de gravité G du nuage des individus est alors le point dont les coordonnées sont les valeurs moyennes des variables :

$$G = \begin{bmatrix} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{i1} \\ \vdots \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \\ \vdots \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ip} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{G1} \\ \vdots \\ x_{Gj} \\ \vdots \\ x_{Gp} \end{bmatrix}. \quad (\text{III.16})$$

Prendre G comme origine, conformément à la figure suivante, revient alors à travailler sur le tableau des données centrées :

$$X_c = \begin{bmatrix} x_{11} - x_{G1} & \cdots & x_{1j} - x_{Gj} & \cdots & x_{1p} - x_{Gp} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i1} - x_{G1} & \cdots & x_{ij} - x_{Gj} & \cdots & x_{ip} - x_{Gp} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} - x_{G1} & \cdots & x_{nj} - x_{Gj} & \cdots & x_{np} - x_{Gp} \end{bmatrix}. \quad (\text{III.17})$$

Et le vecteur des coordonnées centrées de l'unité u_i est :

$$U_{ci} = \begin{bmatrix} x_{i1} - x_{G1} \\ \vdots \\ x_{ij} - x_{Gj} \\ \vdots \\ x_{ip} - x_{Gp} \end{bmatrix}. \quad (\text{III.18})$$

Celui des coordonnées centrées de la variable v_j est :

$$V_{ci} = \begin{bmatrix} x_{1j} - x_{Gj} \\ \vdots \\ x_{ij} - x_{Gj} \\ \vdots \\ x_{nj} - x_{Gj} \end{bmatrix}. \quad (\text{III.19})$$

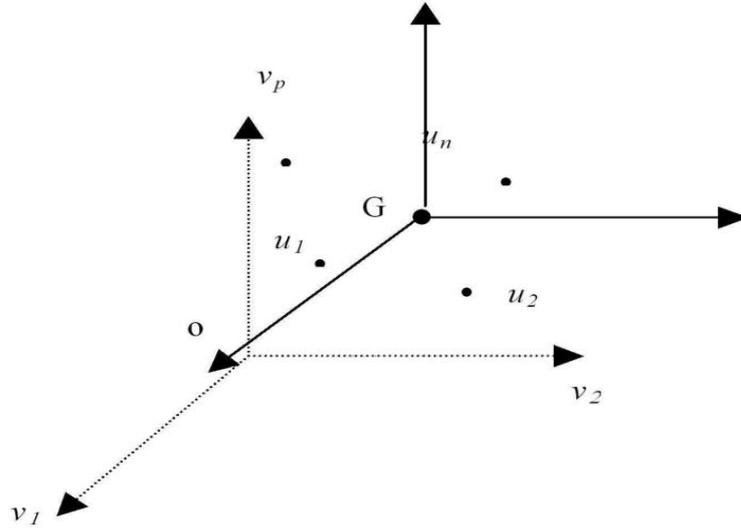


Figure III.10. Représentation des vecteurs U_{ci} et V_{ci} dans un repère d'origine G .

III.3.6. Inertie totale du nuage des individus

On note I_G le moment d'inertie du nuage des individus par rapport au centre de gravité G :

$$I_G = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d^2(G, u_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p (x_{ij} - x_{Gj})^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n U_{ci}^t U_{ci}. \quad (\text{III.20})$$

Ce moment d'inertie totale est intéressant car c'est une mesure de la dispersion du nuage des individus par rapport à son centre de gravité. Si ce moment d'inertie est grand, cela signifie que le nuage est très dispersé, tandis que s'il est petit, alors le nuage est très concentré sur son centre de gravité. I_G peut aussi s'écrire sous la forme suivante :

$$I_G = \sum_{j=1}^p \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - x_{Gj})^2 \right] = \sum_{j=1}^p \text{Var}(v_j), \quad (\text{III.21})$$

où $\text{Var}(v_j)$ est la variance empirique de la variable v_j . Sous cette forme, on constate que l'inertie totale est égale à la trace de la matrice de covariance Σ :

$$I_G = \text{trace}(\Sigma), \quad (\text{III.22})$$

avec Σ la matrice de covariance des p variables v_j .

III.3.7. Représentation des individus dans les nouveaux axes

Pour faire la représentation des individus dans les plans définis par les nouveaux axes, il suffit de calculer leurs coordonnées dans les nouveaux axes. Pour obtenir y_{ik} , coordonnée de l'unité u_i sur l'axe Δ_k (avec Δ_k : axe du repère passant par le point G), on projette orthogonalement le vecteur $\overrightarrow{Gu_i}$ sur cet axe et on obtient :

$$y_{ik} = \langle \overrightarrow{Gu_i}, \overrightarrow{a_k} \rangle = a_k^t U_{ci}, \quad (\text{III.23})$$

et

$$Y_i = A^t U_{ci}, \quad (\text{III.24})$$

où a_k est le vecteur unitaire de l'axe Δ_k , Y_i est le vecteur des coordonnées de l'unité u_i et A est la matrice du changement de base (A matrice des vecteurs propres orthogonaux et de norme 1 est une matrice orthogonale, son inverse est égale à sa transposée).

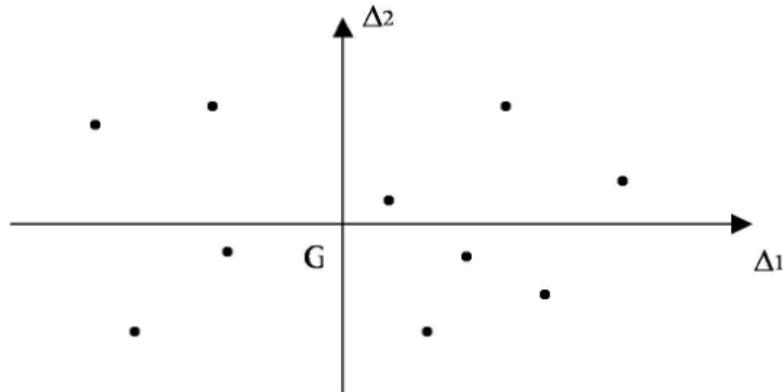


Figure III.11. Représentation des individus U_i dans les nouveaux axes Δ_1 et Δ_2 .

III.3.8. Représentation des variables

Pour représenter les composantes principales dans un repère donné, on effectue le raisonnement suivant. On a représenté les individus dans l'espace des anciennes variables, et on a fait un changement de base dans cet espace. Les nouveaux axes sont des combinaisons linéaires des anciens axes et peuvent donc être considérés comme de nouvelles variables combinaisons linéaires des anciennes. On appelle communément ces nouvelles variables « composantes principales ».

On note $Z_1, Z_2, \dots, Z_k, \dots, Z_p$ les composantes principales, Z_k étant la nouvelle variable correspondant à l'axe Δ_k :

$$Z_k = \sum_{j=1}^p a_{kj} V_{cj} = X_c a_k. \quad (\text{III.25})$$

Et de façon générale :

$$Z = [Z_1 Z_2 \dots Z_k \dots Z_p] = X_c A. \quad (\text{III.26})$$

En représentant les variables sur un plan, on obtient ce qu'on appelle communément le « cercle de corrélation », dénomination qui vient du fait que le coefficient de corrélation varie entre -1 et +1.

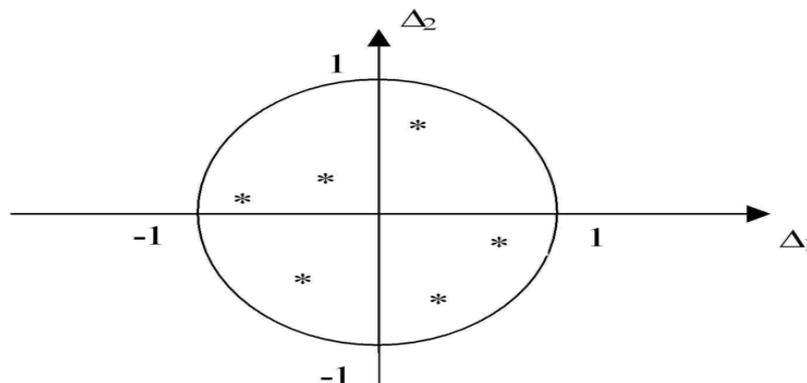


Figure III.12. Représentation des variables V_j dans les nouveaux axes Δ_1 et Δ_2 .

De façon générale, la matrice de covariance des composantes principales est égale à :

$$\text{cov}(Z) = \frac{1}{n} A^t X_c^t X_c A = A^t \Sigma A = \Lambda, \quad (\text{III.27})$$

où Λ est la matrice diagonale des valeurs propres de Σ :

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda_p \end{pmatrix}. \quad (\text{III.28})$$

Et la matrice de covariances entre les composantes principales et les anciennes variables vaut :

$$\text{cov}(Z, V) = \frac{1}{n} X_c^t X_c A = \Sigma A = A \Lambda. \quad (\text{III.29})$$

III.3.9. Analyse en composantes principales normée

Dans les paragraphes précédents, nous avons étudié l'ACP simple, pour laquelle, non seulement tous les individus ont le même poids, mais aussi, toutes les variables sont traitées de façon symétrique (on leur fait jouer le même rôle). Cela pose parfois des problèmes. Le premier reproche fait par des praticiens est que, si les anciennes variables sont hétérogènes, comme par exemple les poids, tailles et âges, la question se pose du sens à donner aux composantes principales qui sont alors des combinaisons linéaires de variables hétéroclites. Le deuxième reproche est que, si on change d'unités sur ces variables, on peut changer complètement les résultats de l'ACP. Le dernier reproche vient du fait qu'une variable contribuera d'autant plus à la confection des premiers axes que sa variance est forte.

Pour échapper à tous ces problèmes, on cherchera à normaliser les variables et à travailler sur des variables sans dimension. Cela se fait en divisant les valeurs des variables par leur écart-type, c'est-à-dire que l'on travaille sur des variables centrées et réduites. La distance choisie est alors :

$$d^2(u_i, u_{i'}) = \sum_{j=1}^p \frac{1}{\sigma_j^2} (x_{ij} - x_{i'j})^2. \quad (\text{III.30})$$

Cette nouvelle distance ne traite plus les variables de façon symétrique, mais elle permet de faire jouer un rôle plus équitable à chacune d'entre elles. Ainsi, nous pouvons résumer l'algorithme de l'analyse ACP normée comme suit.

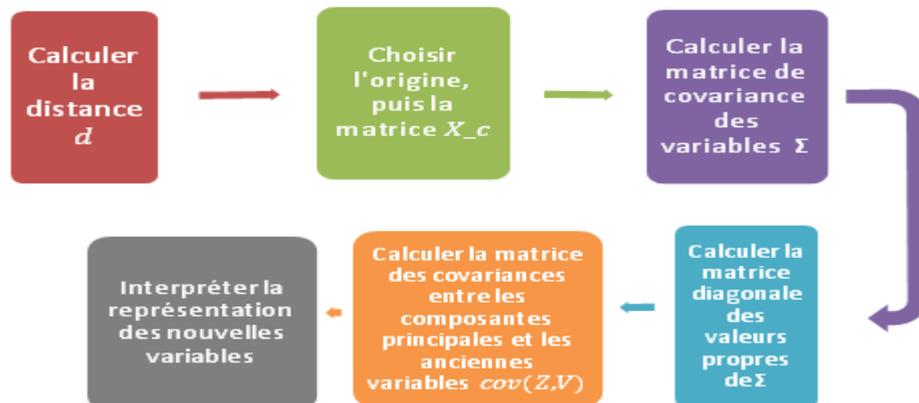


Figure III.13. Diagramme représentant l'algorithme de l'ACP normée.

III.4. L'analyse discriminante linéaire(ADL) [92]

III.4.1. Définition

L'analyse discriminante linéaire fait partie des techniques d'analyse discriminante prédictive. Il s'agit d'expliquer et de prédire l'appartenance d'un individu à une classe (groupe) prédéfinie à partir de ses caractéristiques mesurées à l'aide de variables prédictives.

Dans notre étude, nous nous limiterons à l'analyse discriminante linéaire au sens de Fisher, communément appelé « droite discriminante de Fisher ».

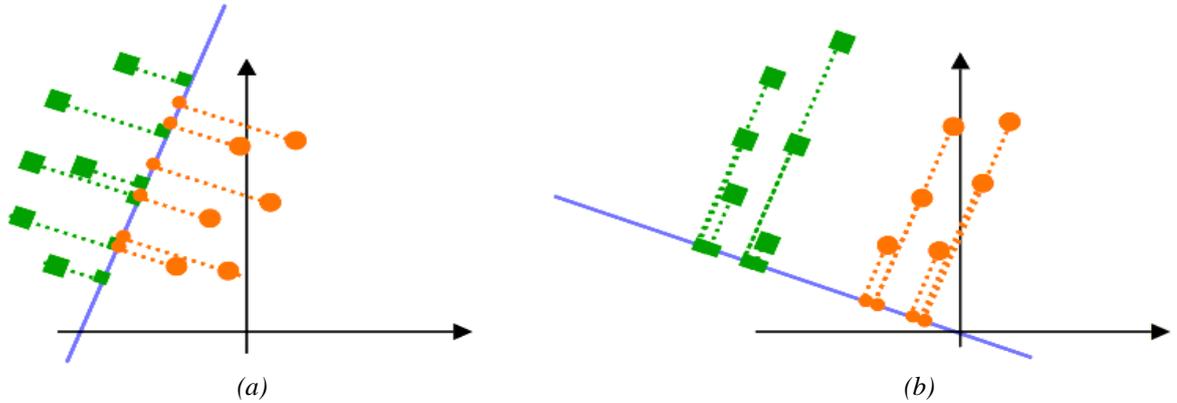


Figure III.14. Exemple d'une séparation de deux classes avec la droite discriminante de Fisher

(a) mauvaise séparation

(b) bonne séparation.

III.4.2. Principe

En connaissant :

- le nombre de vecteurs à classifier N , $\{x_1, \dots, x_N\}$;
- le nombre de classes M , $\{\Omega_1, \dots, \Omega_M\}$;
- le centre de gravité m des vecteurs $\{x_1, \dots, x_N\}$, tel que $m = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k$;
- le centre de gravité m_i des classes $\{\Omega_1, \dots, \Omega_M\}$, tel que $m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x_k \in \Omega_k} x_k$,

l'ADL nous permet de calculer les mesures suivantes :

- la variance de la i -ème classe :

$$S_i = \sum_{x_k \in \Omega_k} (x_k - m_i)(x_k - m_i)^t, \quad (\text{III.31})$$

- la matrice de variance intra-classes :

$$S_W = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} (x_k - m_i)(x_k - m_i)^t, \quad (\text{III.32})$$

- la matrice de variance inter-classes :

$$S_B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M (m_i - m)(m_i - m)^t, \quad (\text{III.33})$$

- la matrice totale de variance :

$$S_T = S_W + S_B. \quad (\text{III.34})$$

Fisher définit la séparation entre un certain nombre de classes en maximisant le rapport S , tel que :

$$S = \frac{S_B^2}{S_W^2}. \quad (\text{III.35})$$

Le numérateur de l'expression III.35 traduit la séparation des classes, alors que le dénominateur reflète la compacité des classes. Plus le rapport S est grand, plus les classes sont séparées. Ainsi, d'une manière générale, pour M classes, et pour un paramètre α donné, l'expression III.36 devient :

$$S(\alpha) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{M-1} \frac{m_i(\alpha) - m_j(\alpha)}{N_i \sigma_i^2(\alpha) - N_j \sigma_j^2(\alpha)}, \quad (\text{III.36})$$

avec :

$m_i(\alpha)$, le centre de gravité de la classe Ω_i en considérant le paramètre α , tel que :

$$m_i(\alpha) = \frac{1}{N} \sum_{k_i} x_{k_i}(\alpha), \quad (\text{III.37})$$

$\sigma_i^2(\alpha)$, la i -ème variance des vecteurs de la classe Ω_i , tel que :

$$\sigma_i^2(\alpha) = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} [x_{ij}(\alpha) - m_i(\alpha)]^2. \quad (\text{III.38})$$

De ce fait, le critère de Fisher a pour but de *maximiser la variance inter-classe*, et de *minimiser la variance intra-classe*. Ainsi, dans le cas de deux classes et pour un paramètre α , le critère de Fisher s'exprime de la manière suivante :

$$S(\alpha) = \frac{m_1(\alpha) - m_2(\alpha)}{N_1 \sigma_1^2(\alpha) - N_2 \sigma_2^2(\alpha)}. \quad (\text{III.39})$$

La séparation de ces deux classes se fait suivant la figure suivante.

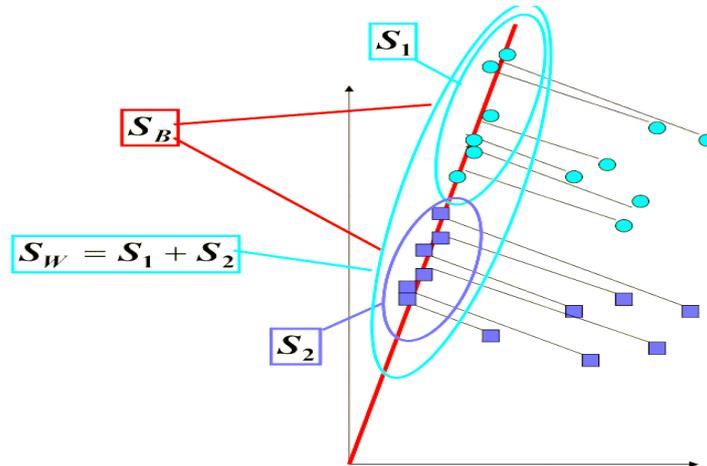


Figure III.15. Séparation de deux classes suivant la droite discriminante de Fisher.

III.5. Méthodes de classification

Après une brève présentation de quelques notions utilisées en classification, quelques méthodes vont être exposées. Ce ne sera pas une liste exhaustive de toutes les méthodes de classification existantes : seules celles qui nous ont semblé les plus adaptées à notre problème seront présentées.

III.5.1. Généralités [93]

La classification consiste à attribuer à un objet une classe le caractérisant : dans le monde industriel, les classes peuvent être "pièce avec défaut" versus "pièce sans défaut" par exemple. Dans le cas des isolateurs, les classes sont généralement "échantillon pollué" versus "échantillon propre" mais on peut aussi avoir des cas de multi-classes (supérieur à 2 classes). L'objet à classer est représenté par des attributs qui ont chacun une valeur : l'ensemble de ces valeurs forme un vecteur dans l'espace de description. Ainsi nous pouvons parler soit de l'objet (monde réel), soit de sa représentation mathématique x ($x \in \mathbb{R}^n$, n est le nombre d'attributs de description de l'objet, c'est la dimension de l'espace de description).

Dans un monde idéal, tous les objets de la même classe présenteraient des valeurs d'attributs identiques ; les seules variations seraient entre attributs d'objet de classe différente, permettant ainsi de distinguer rapidement la classe de chaque objet (variation inter-classe). Malheureusement, les attributs définissant les objets subissent des variations à l'intérieur même de la classe. Ces variations intra-classe peuvent être dues d'une part à la variation naturelle des objets : aucun être humain n'a les mêmes caractéristiques, le même métabolisme... Il existe toujours une différence même entre deux jumeaux alors qu'ils appartiennent tous à la classe "classe humain". D'autre part, ces variations peuvent également être dues aux imprécisions de mesure. Pour ces deux raisons, deux représentations ponctuelles dans l'espace de description de deux objets de la même classe peuvent être totalement différentes. Ainsi l'objectif des méthodes de classification est de réaliser une distribution entre chaque nuage pour leur affecter une classe.

Il existe ainsi deux grandes familles de méthodes de classification.

- *Classification supervisée.* Dans ce cas, un expert est capable pour chaque objet qui lui est présenté de définir sa classe. Le classifieur doit alors être capable de prédire la classe d'appartenance ω_j d'un objet de vecteur de description x_i avec un minimum d'erreur. Pour cela, il estimera la probabilité d'appartenance à la classe ω_i du prototype x_i notée $P(\omega_i/x_i)$. On considère une machine devant classer L objets d'un ensemble D . Chaque échantillon est donc représenté par un doublet $\{x_i, y_i\}$ où x_i est le vecteur représentant le $i^{\text{ème}}$ objet dans l'espace de description (typiquement \mathbb{R}^n) et y_i est l'étiquette attribuée à la classe d'appartenance de l'objet (c'est-à-dire si $x_i \in \omega_j$ alors $j=y_i$). On cherche donc à définir la loi de probabilité $P(x,y)$ qui pour x donné retourne la probabilité qu'il appartienne à la classe d'étiquette y .
- *Classification non supervisée.* Dans ce cas il n'existe pas d'expert capable de définir de chaque objet. Les méthodes de classification ne peuvent pas se baser sur

l'estimation de probabilités puisqu'elles ne sont ni définissables ni estimables dans la mesure où on ne peut connaître l'appartenance d'un objet à une classe. Ces méthodes essaient donc de découper la représentation ponctuelle dans l'espace de description en parties homogènes dites clusters par le biais d'agrégations. La principale difficulté de ces méthodes réside dans la détermination du critère d'homogénéité permettant de former les clusters.

Que la classification soit supervisée ou non, les méthodes nécessitent un grand ensemble de données pour être statistiquement valables. Cet ensemble de données doit être divisé en deux parties.

- *Base d'apprentissage.* Cet ensemble d'objets x_i noté \mathcal{B} permettra de déterminer soit le modèle dans le cas d'une classification supervisée, soit les clusters pour une classification non supervisée. \mathcal{B} doit être le plus représentatif possible de l'ensemble de la population finale qui sera observée, aussi bien d'un point de vue quantitatif en respectant au mieux les probabilités de chaque classe que d'un point de vue qualitatif (ne pas restreindre aux meilleures mesures par exemple).
- *Base de test.* C'est un ensemble noté T d'éléments à partir duquel sera menée la phase de validation. Sa construction doit être aussi rigoureuse que celle de l'ensemble \mathcal{B} , car c'est à partir de T que les performances de l'algorithme seront mesurées. Ainsi, tout biais introduit dans T pourra orienter l'analyse vers un algorithme de classification non performant.

Pour évaluer la performance de chaque méthode, on se base sur la mesure de taux d'erreur. Ceux-ci peuvent être définis différemment selon que l'on prend en compte deux ou plusieurs classes.

III.5.2. Les machines à vecteurs de support (SVM)

Les SVM (Support Vector Machines) sont de nouvelles techniques d'apprentissage statistique initiées par V. Vapnik en 1995 [94]. Le succès de cette méthode est justifié par les solides bases théoriques qui la soutiennent. Elles permettent d'aborder des problèmes très divers, dont la classification. SVM est une méthode particulièrement bien adaptée pour traiter des données de très haute dimension telles que les textes et les images. Depuis leur introduction dans le domaine de la reconnaissance de formes, plusieurs travaux ont pu montrer l'efficacité de ces techniques, principalement en traitement d'image.

Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer linéairement les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples. Chaque exemple doit être représenté par un vecteur de dimension n . La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et celui des négatifs soit maximale. Intuitivement, cela garantit un bon niveau de généralisation car de nouveaux exemples pourront ne pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver l'hyperplan mais être tout de même situés franchement d'un côté ou l'autre de la frontière. L'efficacité des SVM est très bonne pour la

reconnaissance de formes. Un autre intérêt est la sélection de vecteurs supports qui représentent les vecteurs discriminant grâce auxquels est déterminé l'hyperplan. Les exemples utilisés lors de la recherche de l'hyperplan ne sont alors plus utiles et seuls ces vecteurs supports sont utilisés pour classer un nouveau cas. Cela en fait une méthode très rapide.

III.5.2.1. Principe de la technique SVM [95]

Le principe des SVM consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à deux classes différentes) non linéairement séparables dans un espace de plus grande dimension appelé espace de caractéristiques de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables. Dans cet espace, on construit un hyperplan optimal séparant les classes tel que :

- les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de différents côtés de l'hyperplan ;
- la plus petite distance entre les vecteurs et l'hyperplan (la marge) soit maximale.

Le principe de la technique SVM est représenté dans la figure ci-dessous.

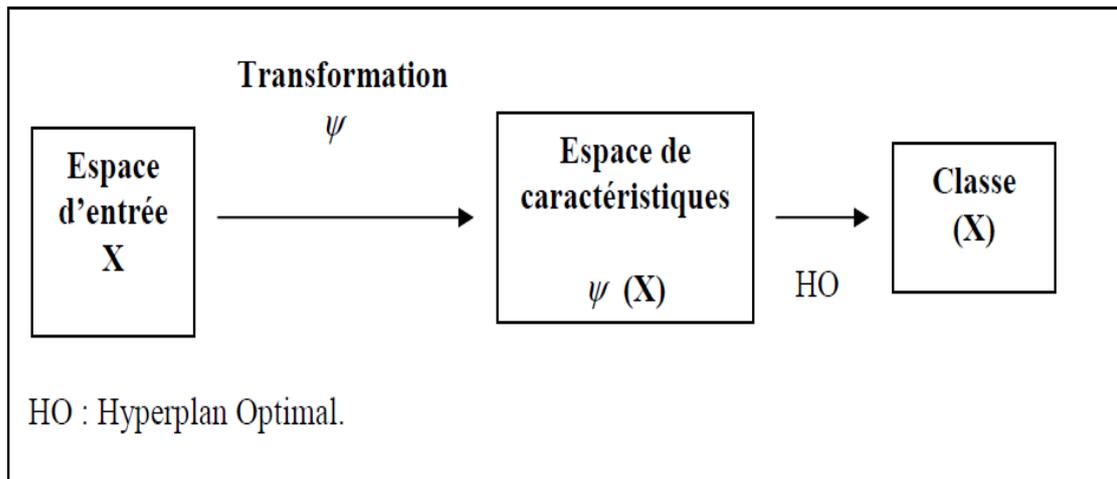


Figure III.16. Principe de la technique SVM.

III.5.2.2. Les SVM linéaires

Cas des données linéairement séparables

On considère une base d'apprentissage B de n objets à deux classes linéairement séparables. Chaque objet est alors décrit par le couple $\{x_i, y_i\}$, $x_i \in \mathbb{R}^d, y_i \in \{-1, 1\}$ où x_i est le vecteur décrivant chaque objet dans l'espace de description de dimension d et y_i l'étiquette de la classe de cet objet (figure III.17).

Un classifieur est dit linéaire lorsqu'il est possible d'exprimer sa fonction de décision par une fonction linéaire en x [96]. On peut exprimer une telle fonction par $w \in \mathbb{R}^n$ et $b \in \mathbb{R}$ tel que :

$$h(x) = \langle w, x \rangle + b = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b, \quad (\text{III.40})$$

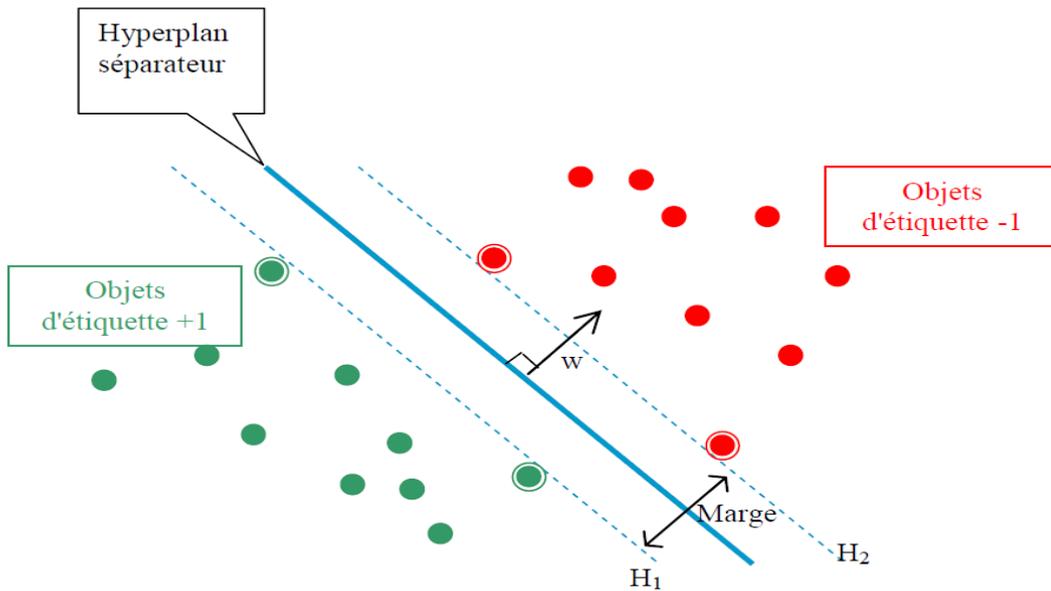


Figure III.17. Principe des SVM : trouver l'hyperplan séparant les groupes d'éléments en maximisant la marge.

On suppose qu'il existe un hyperplan séparant les points de chaque classe, l'équation d'un tel hyperplan s'écrit alors :

$$\langle w, x \rangle + b = 0, \quad (\text{III.41})$$

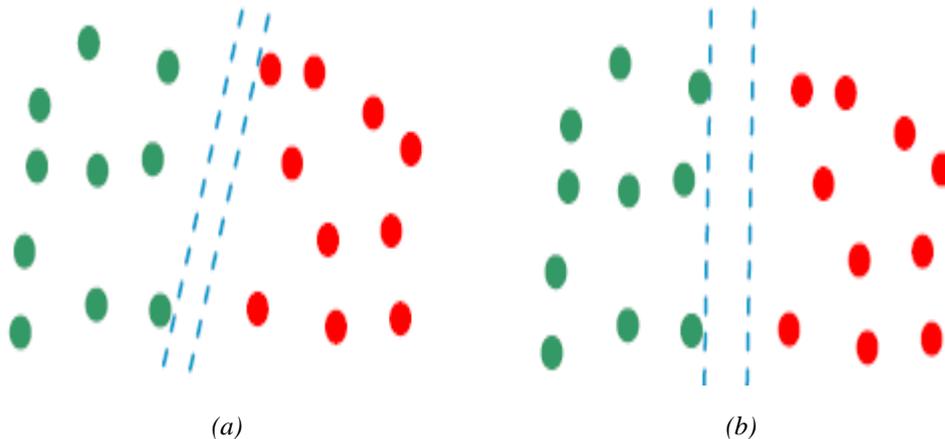
où w est une normale à l'hyperplan.

Il existe une infinité d'hyperplans respectant cette équation, il faut trouver le meilleur. La notion de meilleur hyperplan est introduite en considérant deux hyperplans parallèles (H_1 et H_2) passant chacun par les points les plus proches de la frontière des classes qu'ils limitent et n'ont aucun point de la base d'apprentissage B entre eux (figure III.18). Leurs équations respectives sont :

$$H_1: \langle w, x \rangle + b = 1 \text{ et } H_2: \langle w, x \rangle + b = -1. \quad (\text{III.42})$$

Pour garantir qu'il n'y ait aucun point de B entre eux, tout point de B doit satisfaire l'inégalité suivante :

$$\forall i \in [1..n], y_i. (\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1. \quad (\text{III.43})$$



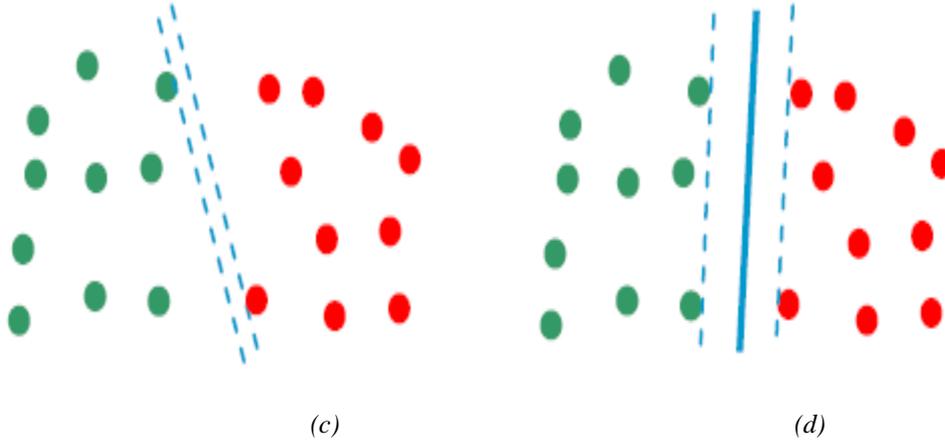


Figure III.18. Exemple d'hyperplans séparateurs
 (a), (b), (c) sont des hyperplans quelconques, (d) est un hyperplan à marge maximale.

La distance entre deux hyperplans (la marge) est $\frac{2}{\|w\|}$, donc pour maximiser sa valeur, il faut minimiser $\|w\|$. Ceci est un problème d'optimisation quadratique. Le meilleur hyperplan séparateur est alors celui qui est à égale distance de H_1 et H_2 . Pour résoudre ce problème, on utilise la théorie de Lagrange [97] pour reformuler le problème de minimisation sans la contrainte d'inégalité. On obtient alors la fonction de Lagrange définie par :

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (\langle w, x_i \rangle + b) + \sum_{i=1}^n \alpha_i, \quad \alpha_i \geq 0, \quad (\text{III.44})$$

où les α_i sont les coefficients de Lagrange. Cette fonction est alors minimisée par rapport à w et b .

En prenant la dérivée partielle de $L(w, b, \alpha)$ par rapport à w et b , on obtient :

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i, \quad (\text{III.45})$$

et

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} = - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i. \quad (\text{III.46})$$

En annulant les deux dérivées partielles, on obtient le système suivant :

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = w, \quad (\text{III.47})$$

et

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0. \quad (\text{III.48})$$

On peut obtenir un problème dual en prenant en considération les éléments de la base d'apprentissage B par couple x_i et y_i . Ce problème s'écrit alors :

$$L(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j \langle x_i, x_j \rangle. \quad (\text{III.49})$$

$L(w, b, \alpha)$ est alors maximisé selon les α_i en respectant les contraintes $\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$ et $\alpha_i \geq 0$.

La décision de classification est alors obtenue pour tout x n'appartenant pas à l'ensemble d'apprentissage par :

$$y = \text{sign}(\langle w, x \rangle + b). \quad (\text{III.50})$$

En remplaçant par w sa valeur de l'équation III.47, on obtient la fonction de décision suivante :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \langle x_i, x \rangle + b. \quad (\text{III.51})$$

Chaque coefficient multiplicateur de Lagrange α_i correspond à un élément x_i de la base d'apprentissage B . Les x_i qui ont contribué à la maximisation de la marge sont associés à des α_i non nuls et sont donc appelés *vecteurs supports*. Les autres vecteurs de la base d'apprentissage ne participent donc pas à la décision finale et l'équation III.51 devient :

$$f(x) = \sum_{i \in SV} \alpha_i y_i \langle x_i, x \rangle + b, \quad (\text{III.52})$$

où SV est l'ensemble des indices des vecteurs de support (vecteurs pour les quels les coefficients de Lagrange sont non nuls).

Cas des données non linéairement séparables

Le cas non linéairement séparable se présente lorsqu'il n'existe pas d'hyperplan d'équation linéaire séparant les données sans erreur (figure III.19)

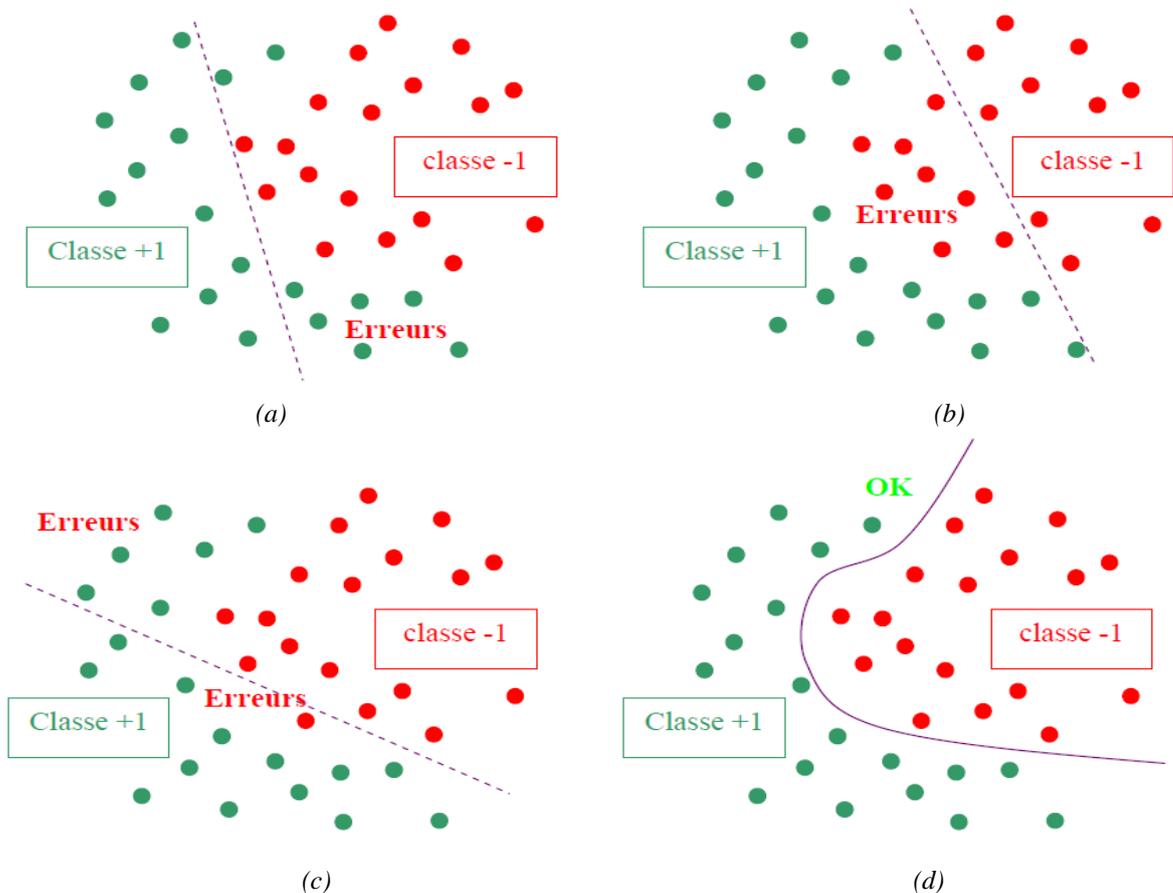


Figure III.19. Deux classes non linéairement séparables.

Il n'existe pas d'hyperplan séparant les deux classes sans erreur (a, b, c), seul un hyperplan d'équation non linéaire le permet (d).

Pour apporter une solution à ce problème, on introduit la notion de marge souple (soft margin), qui autorise un certain nombre d'éléments d'une classe à se trouver du mauvais côté de la frontière lors de l'apprentissage (figure III.20). Ces éléments sont appelés des « outiliers ».

On applique donc une marge d'erreur ξ_i à l'équation III.43 pour obtenir :

$$\forall i \in [1..n], y_i. ((w, x_i) + b) \geq 1 - \xi_i. \quad (\text{III.53})$$

Pour maximiser la marge, il ne suffit plus de minimiser $\|w\|$ mais la fonction $\|w\| + C \sum_{i=1}^n \xi_i$, où C est le coût attribué à un échantillon mal classé.

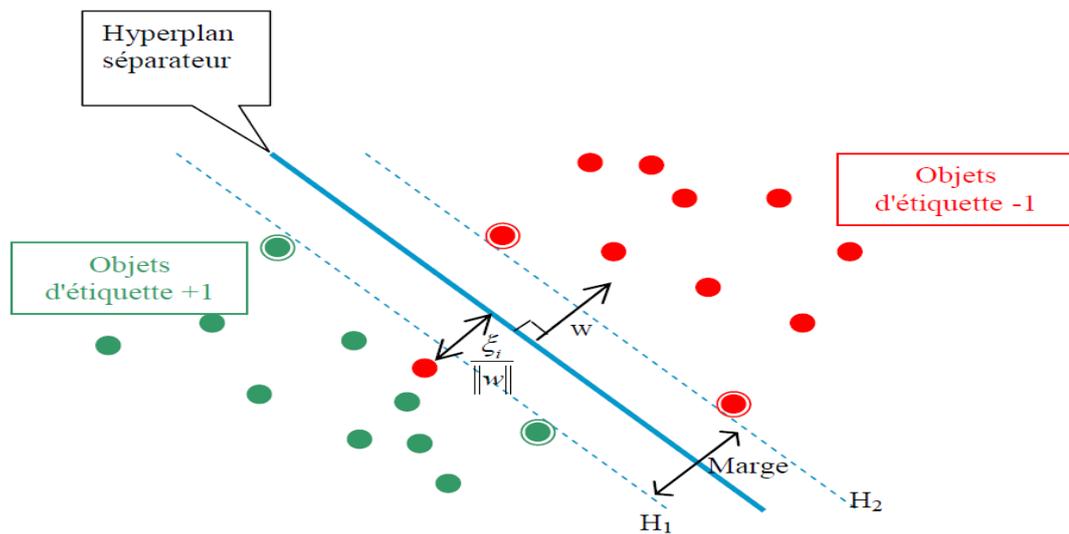


Figure III.20. Principe de "l'outlier".

Certains éléments sont "autorisés" à se retrouver du mauvais côté de la frontière lors de la phase d'apprentissage.

La frontière définie est là aussi linéaire mais décalée en fonction du coût fixé. L'erreur due à ce type de séparation est souvent plus importante que l'erreur générée par une frontière non linéaire, c'est pourquoi une modélisation non linéaire a été intégrée, toujours en vue de minimiser le risque empirique. Cette méthode dite « astuce du noyau » (kernel trick) a été introduite par Aizerman en 1964 [98].

Les équations de base font intervenir les données d'apprentissage (les échantillons et leur classe) sous la forme d'un produit scalaire. Il a été démontré qu'il est possible que les données initiales (de l'espace \mathbb{R}^d) soient linéairement séparables dans un espace euclidien $H = \mathbb{R}^e$ (avec $e > d$ fini ou non), dans lequel on projette l'espace de description \mathbb{R}^d à l'aide d'une fonction ϕ telle que :

$$\phi: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^e, \phi(x) = \tilde{x}, \quad (\text{III.54})$$

où \tilde{x} est un exemple estimé.

En effet, plus la dimension de l'espace de description est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les classes est élevée. En transformant l'espace

d'entrée en un espace de redescription H de très grande dimension, éventuellement infinie, il devient donc possible d'envisager d'utiliser la méthode de résolution quadratique précédente dans le cas de classes non linéairement séparables.

Si ces espaces sont munis d'un produit scalaire, on peut définir sur \mathbb{R}^d une fonction noyau telle que :

$$K: \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^e \rightarrow \mathbb{R}^e \times \mathbb{R}^e, K(x, y) = \langle \phi(x), \phi(y) \rangle = \langle \tilde{x}, \tilde{y} \rangle. \quad (\text{III.55})$$

L'algorithme des SVM est alors le même que dans le cas linéaire : il suffit de remplacer tous les produits scalaires par une fonction noyau non linéaire. Avec cette astuce, les SVM peuvent définir le meilleur hyperplan séparateur linéaire dans le nouvel espace \mathbb{R}^e en utilisant la fonction noyau appropriée.

En appliquant la technique à noyau à la fonction de Lagrange, on obtient la fonction suivante :

$$L(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j). \quad (\text{III.56})$$

Et la fonction de décision devient donc :

$$y = \text{sign}(\sum_{i \in \text{SV}} \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b), \quad (\text{III.57})$$

où SV est l'ensemble des indices des vecteurs support issus de la phase d'apprentissage.

Toute fonction satisfaisant au critère de Mercer peut être utilisée comme noyau. Ce critère est le suivant : soit k une fonction symétrique, on définit alors la matrice $\left(k(x_i, x_j) \right)_{i,j}$. Si cette matrice est définie positive, c'est-à-dire que pour chaque vecteur colonne χ de cette matrice $\chi^T M \chi > 0$, alors il existe un espace F et une fonction ϕ tels que $k(x, y) = \langle \phi(x), \phi(y) \rangle$.

On peut ainsi définir notre propre noyau, cependant il existe plusieurs noyaux prédéfinis dont les plus employés sont :

- le noyau polynomial (d'ordre p) : $K(x, y) = (a(x, y))^p$;
- le noyau RBF : $K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$, avec $\gamma > 0$;
- le noyau RBF gaussien $K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|}{2\sigma^2}\right)$;
- le noyau tangente hyperbolique : $K(x, y) = \tanh(k(x, y) - \theta)$ [99].

Malgré l'apparente complexité de la méthode, sa mise en œuvre est relativement simple. La prédiction d'appartenance à une classe d'un élément d'effectue à partir d'un calcul d'une somme de produits dans laquelle intervient la fonction noyau. La complexité de la fonction de décision est donc essentiellement liée au nombre de vecteurs supports et la complexité de K .

III.5.2.3. SVM pour le cas multi-classes

La plupart des problèmes ne se contentent pas de deux classes de données. Nous avons choisi de considérer les problèmes multi-classes comme un cumul de problèmes à deux classes. Il existe plusieurs stratégies pour faire la classification multi-classes.

- *La stratégie « un contre tous »*

La solution la plus simple pour résoudre un problème multi-classes à l'aide de SVM consiste à le décomposer en un ensemble de sous-problèmes binaires et à construire indépendamment un SVM pour chacun d'entre eux. Ainsi, Cortes et Vapnik [100] proposent d'utiliser une stratégie de décomposition très intuitive et facile à mettre en place. Cette stratégie, communément nommée « un contre tous » ou en anglais « One Against All, (OAA) », consiste à construire autant de SVM qu'il y a de classes. Chaque SVM est alors entraîné à séparer les données d'une classe qui seront étiquetées +1, de celles de toutes les autres classes qui seront étiquetées -1. La règle de décision finale est l'application du principe « winner take all ». Pour chaque classifieur un score va être établi et l'étiquette attribuée à l'entrée x_i est celle associée au classifieur qui obtient le meilleur score. Cependant, étant donné que les sorties des SVM ne sont pas calibrées (pour un classifieur ω_i nous pouvons avoir un très petit nombre d'exemples de la classe i et un grand nombre de contre-exemples), la décision peut parfois être faussée. À partir de cette constatation, Mayoraz et Alpaydin [101] proposent soit de calibrer indépendamment les sorties de chaque SVM, soit d'utiliser un perceptron qui recevra les sorties brutes des différents SVM et retournera des valeurs calibrées. Dans le même esprit, il peut être intéressant d'utiliser les sorties des différents SVM pour estimer les probabilités *a posteriori* d'appartenance aux différentes classes et d'utiliser ensuite ces valeurs pour prendre la décision.

- *La stratégie « un contre un »*

Une autre stratégie classique consiste à construire un SVM pour chaque paire de classes, soit $c(c-1)/2$ SVM pour un problème à c classes. Chaque classifieur est donc entraîné à séparer les données d'une classe de celles d'une autre classe. Nous parlerons alors de stratégie « un contre un » ou en anglais « One Against One, (OAO) ». Notons par ailleurs, que cette stratégie peut aussi être rencontrée dans la littérature sous les noms de « pairwise coupling » [102-103], « all pairs » [104] ou encore « round robin » [105]. La règle de décision généralement utilisée est le vote majoritaire. Chaque SVM vote alors pour une classe et la donnée inconnue est finalement associée à la classe ayant reçu le plus grand nombre de votes. Cependant, il est possible que plusieurs classes reçoivent le même nombre de votes. Alors, partant du principe que les cas d'égalité sont très peu fréquents, Hsu et Lin [106] proposent de prendre la décision de manière aléatoire. Par ailleurs, une approche originale est proposée par Platt et al [107] qui proposent d'utiliser un arbre de décision dont chaque nœud est un SVM et chaque feuille une des classes du problème.

III.5.2.4. Avantages et désavantages des SVM

L'avantage de la création d'une fonction de décision avec l'algorithme des SVM est que la solution produite correspond à l'optimum d'une fonction convexe. Elle ne possède donc pas plusieurs optima locaux comme pour les réseaux de neurones (dans leur formulation

classique), mais un optimum global. Cet optimum correspond à la minimisation du risque structurel et donc à la recherche d'une hypothèse possédant de bonnes capacités de généralisation à partir d'un espace d'hypothèses donné. L'espace d'hypothèses dépend du choix de la fonction noyau, ce qui est à la fois un avantage et un inconvénient. Un avantage car l'algorithme d'apprentissage reste identique. L'inconvénient est que la fonction noyau a souvent des paramètres libres, comme la largeur de bande avec un noyau gaussien, et que la recherche de la valeur optimale de ces paramètres libres ne correspond plus à la recherche du minimum d'une fonction convexe.

La recherche des valeurs idéales de ces paramètres, appelée communément *sélection de modèles*, est critique. Illustrons cet état critique avec l'utilisation d'un noyau gaussien et une largeur de bande σ très faible. La fonction de décision produite, pour ces conditions, sera cohérente avec les données et elle aura autant de vecteurs de support que d'exemples. L'hyperplan sélectionné, bien que de marge géométrique maximum, a une marge faible.

Les bornes supérieures vues précédemment sont très élevées et elles ne garantissent plus rien sur le pouvoir de généralisation. Donc la sélection d'une mauvaise fonction noyau (ou de ses paramètres) peut conduire à produire un effet de sur-apprentissage et c'est le principal désavantage des SVM.

Un autre désavantage des SVM est la durée importante de la phase d'entraînement, en particulier si une sélection de modèles doit être réalisée, bien que dans les dix dernières années plusieurs optimisations de l'algorithme initial aient été proposées.

Un dernier désavantage est la complexité de la fonction de décision produite lorsque la base d'apprentissage est de taille importante.

III.5.3. Méthodologie de l'apprentissage bayésien [108]

La méthode bayésienne est un ensemble de techniques statistiques utilisées pour modéliser des problèmes, extraire de l'information de données brutes et prendre des décisions de façon cohérente et rationnelle. Son cadre d'application est général, mais ses avantages sont déterminants lorsque l'information disponible est incertaine ou incomplète.

Bien que les premiers travaux d'inspiration bayésienne datent du XVII^{ème} siècle, cette méthode connaît un regain de popularité depuis quelques décennies. Ce renouveau est sensible dans des domaines très variés, en partie grâce à la disponibilité de calculateurs puissants, mais aussi à cause d'une évolution de la pensée statistique et des problèmes abordés.

La méthode bayésienne se distingue des autres méthodes statistiques par la sémantique qu'elle donne à la notion de probabilité. Une méthode statistique est d'inspiration bayésienne si les probabilités qu'elle manipule sont *subjectives*. A l'opposé, les outils des statistiques classiques (dites orthodoxes ou fréquentistes), comme les estimateurs sans biais et les tests d'hypothèses, considèrent une interprétation *objective* des probabilités.

III.5.3.1. Description du modèle bayésien

De manière abstraite, le modèle probabiliste pour un classificateur bayésien est un modèle conditionnel. Il se base sur la règle de Bayes qui s'énonce de la manière suivante :

$$P(A|B_1, B_2, \dots, B_n) = \frac{P(B_1, B_2, \dots, B_n|A) \times P(A)}{P(B_1, B_2, \dots, B_n)}. \quad (\text{III.58})$$

La probabilité d'avoir l'évènement A étant donné B_1, \dots, B_n est donnée par le rapport entre la probabilité d'avoir les évènements B_1, \dots, B_n étant donné A et la probabilité que B_1, \dots, B_n se soient produits. Tant que le dénominateur ne dépend pas de l'évènement A , on peut considérer la probabilité $P(B_1, \dots, B_n)$ comme étant constante. Le numérateur peut être écrit encore de la manière suivante :

$$\begin{aligned} P(B_1, B_2, \dots, B_n|A) \times P(A) &= P(A, B_1, B_2, \dots, B_n) \\ &= P(A) \times P(B_1|A) \times P(B_2, \dots, B_n|A, B_1) \\ &= P(A) \times P(B_1|A) \times P(B_2|A, B_1) \times P(B_3, \dots, B_n|A, B_1, B_2). \end{aligned}$$

La décomposition de $P(A, B_1, B_2, \dots, B_n)$ se termine lorsqu'on a parcouru l'ensemble des classes B_1, \dots, B_n . Le caractère « naïf » de ce théorème vient du fait qu'on suppose l'indépendance des différentes classes B_i, \dots, B_j , ce qui en d'autres termes se traduit par :

$$P(B_i|A, B_j) = P(B_i|A). \quad (\text{III.59})$$

Cette hypothèse permet également d'écrire :

$$P(A|B_1, \dots, B_n) = P(A) \times P(B_1|A) \times \dots \times P(B_n|A) = P(A) \times \prod_{i=1}^n P(B_i|A). \quad (\text{III.60})$$

III.5.3.2. Estimation des paramètres

A l'aide d'un ensemble d'apprentissage, nous allons estimer les paramètres du modèle présenté en (III.58). On utilise classiquement la méthode de maximisation de la log-vraisemblance sur un corpus d'entraînement afin de calculer ces paramètres.

Soit (x_1, \dots, x_n) un ensemble de n exemples de composantes $x^j = (x_1^j, \dots, x_{/x^j/}^j)$ où $/x^j/$ représente la longueur de la séquence. La vraisemblance de θ s'écrit :

$$l_\theta = \prod_{j=1}^n P(x^j/\theta). \quad (\text{III.61})$$

Nous allons donc calculer l'ensemble des paramètres qui maximisent cette vraisemblance :

$$\theta_{finaux} = \operatorname{argmax} l_\theta. \quad (\text{III.62})$$

Pour cela, nous allons plutôt maximiser la log-vraisemblance $L_\theta = \log(l_\theta)$ qui est une fonction convexe. Cette maximisation s'obtient donc en annulant la dérivée :

$$\forall v \in V, \frac{\partial L_\theta}{\partial \theta_v} = 0 \text{ sous la contrainte } \sum_{v \in V} \theta_v = 1. \quad (\text{III.63})$$

V est un ensemble discret quelconque $V = (v_1, \dots, v_{|V|})$ appelé *vocabulaire*.

En utilisant la méthode des multiplicateurs de Lagrange, on obtient le système suivant.

$$\begin{aligned} \forall v \in V, \frac{\partial (L_\theta + \lambda(1 - \sum_{v' \in V} \theta_{v'}))}{\partial \theta_v} = 0 &\Leftrightarrow \forall v \in V, \frac{\partial (\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{x_i^j} \log P(x_i^j / \theta) + \lambda(1 - \sum_{v' \in V} \theta_{v'}))}{\partial \theta_v} = 0 \\ &\Leftrightarrow \forall v \in V, \frac{\partial (\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{x_i^j} \log P(\theta_{x_i^j}) + \lambda(1 - \sum_{v' \in V} \theta_{v'}))}{\partial \theta_v} = 0, \end{aligned} \quad (\text{III.64})$$

où $\theta_{x_i^j}$ est le paramètre qui correspond à l'estimation de $P(x_i^j / \theta)$.

Ce système admet une solution analytique unique. Soit N_v^x le nombre de fois que l'élément v apparaît dans l'exemple x , on obtient :

$$\forall v \in V, \theta_v = \frac{\sum_{j=1}^n N_v^{x_j}}{\sum_{v' \in V} \sum_{j=1}^n N_{v'}^{x_j}}. \quad (\text{III.60})$$

III.5.3.4. Avantages et inconvénients

Le premier point fort de la méthode bayésienne est son élégance philosophique : une probabilité est une mesure d'incertitude subjective et ceci ne préjuge pas de l'existence éventuelle d'un hasard fondamental du monde physique. Il n'est pas nécessaire de supposer l'existence d'expériences aléatoires répétables pour réaliser des inférences inductives. De plus, les règles de manipulation des probabilités fournissent une méthode automatique, cohérente, exempte de paradoxes et qui ne nécessite pas d'introduction d'autres principes *ad-hoc*. Les mêmes règles s'appliquent que nous possédions beaucoup ou peu de données et la loi de Bayes fournit une méthode élégante pour combiner nos connaissances *a priori* avec les informations provenant de ces données.

La règle de Bayes permet aussi des approches incrémentales (l'*a posteriori* à l'issue d'une expérience peut servir d'*a priori* pour la prochaine expérience) et hiérarchiques. Les modèles hiérarchiques, considérant les paramètres comme des variables aléatoires, permettent de partager de l'information entre différents sous-modèles. Cette hiérarchisation, qui peut s'étendre sur plusieurs niveaux, est très utilisée en sciences sociales pour modéliser des populations à différentes échelles. Par exemple, pour inférer la taille moyenne des hommes de différentes villes, il est intéressant d'introduire un paramètre de taille pour chaque ville et de les lier par un hyper-paramètre au niveau du pays. Ainsi l'information récoltée en différents lieux peut servir à estimer la taille des hommes d'une ville pour laquelle nous n'avons que peu de données.

Une des critiques les plus courantes à l'encontre de la méthode bayésienne est justement sa subjectivité ; le but de la science étant d'obtenir des résultats indépendants du scientifique.

Nous pensons que cette subjectivité a néanmoins l'avantage d'être explicite, obligeant l'utilisateur à établir clairement quels sont ses *a priori*. Une fois ces connaissances exprimées, l'application des règles d'inférence est automatique. En revanche, l'approche bayésienne est difficile à suivre d'une façon parfaitement rigoureuse pour deux raisons.

D'abord les connaissances *a priori* d'un agent sont souvent floues, mal formulées et leur traduction en un modèle probabiliste numérique est très difficile. Les hypothèses posées sont souvent fausses, il est nécessaire d'affiner les modèles après avoir vu leurs conséquences. Ce problème est spécialement critique lorsqu'il faut formuler des *a priori* en grande dimension, car l'intuition y est souvent mise en défaut. C'est pourquoi il est recommandé de mettre en place un cycle modélisation-inférence-évaluation permettant d'améliorer progressivement les modèles.

Il y a aussi le problème dit du "monde fermé" (*close world assumption*). Si le bon modèle n'a pas été considéré dès le départ, les inférences ne l'inventeront pas. Pour être parfaitement rigoureux, il faudrait considérer tous les modèles possibles *avant* de voir les données, afin d'être certain de ne pas en avoir oublié. Car oublier de considérer un modèle est équivalent à lui assigner une probabilité *a priori* nulle et donc une probabilité *a posteriori* tout aussi nulle, quelle que soit sa vraisemblance.

Le troisième grand problème de l'approche bayésienne est la difficulté calculatoire des inférences. Il est très tentant de définir un beau modèle génératif pour un problème, mais s'il n'existe pas d'algorithme efficace suffisamment précis, ce modèle n'a pas beaucoup de valeur. Tout l'art est de trouver un compromis entre biais du modèle et faisabilité des inférences. Pour des problèmes difficiles, il faudrait en fait penser à la méthode d'inférence dès la phase de modélisation.

III.5.4. Les k plus proches voisins [109]

III.5.4.1. Principe général

C'est une des méthodes de classification les plus simples, qui donne généralement de bons résultats. Après plus de 35 ans, les classificateurs utilisant la règle des « Plus Proches Voisins (PPV) » ou en anglais « Nearest Neighbors (NN) » sont encore largement étudiés et utilisés pour résoudre des problèmes de reconnaissance des formes. L'idée de base est d'inférer la classe d'un nouvel exemple en choisissant celle de l'exemple qui lui est le plus proche dans la base d'apprentissage. Cela consiste à choisir pour un exemple x la classe $y = \omega_j$ de son plus proche voisin j :

$$D_{PPV}(x) = \omega_j \mid j = \operatorname{argmin}_{1 \leq i \leq m} d(x, x_i), \quad (\text{III.65})$$

avec $d(x, x_i)$ une métrique permettant de mesurer la distance entre deux exemples.

Pour éviter d'être trop sensible à des données bruitées, on réalise souvent la recherche des k plus proches voisins. Notons $N_{voisin}(x, k, \omega_i, Z_m)$ la fonction retournant le nombre d'exemples de la classe ω_i parmi les k plus proches voisins de x . La classe sélectionnée est

celle qui est majoritaire parmi ces k voisins, ce qui correspond à la fonction de décision suivante :

$$D_{k-ppv}(x) = \operatorname{argmax}_{\omega_i \in \mathcal{Y}} N_{\text{voisin}}(x, k, \omega_i, Z_m). \quad (\text{III.66})$$

Par exemple, dans un problème de classification, on retiendra la classe la plus représentée parmi les k sorties associées aux k entrées les plus proches de la nouvelle entrée x .

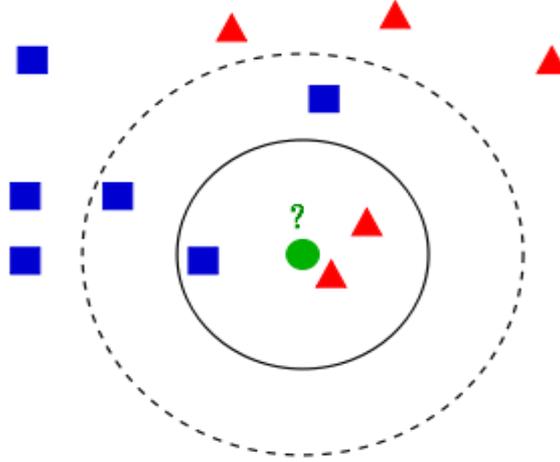


Figure III.21. Exemple de la k -ppv.

L'exemple ci-dessus montre bien le principe ainsi que la problématique majeure de la k -ppv. Ainsi, en bleu et rouge sont tracées les classes 1 et 2. L'objet circulaire en couleur verte, symbolise un échantillon de test à classifier. Il peut être classé soit dans la classe 1, soit la classe 2. Si $k = 3$, il sera assigné à la classe 2, car il existe 2 triangles rouges, et seulement un carré bleu à l'intérieur du cercle. Par contre, si $k = 5$, l'objet de test sera assigné à la classe 1 (3 carrés bleus et 2 triangles rouges à l'intérieur du cercle). Le bon choix de k s'avère donc être capital lors de la classification.

III.5.4.2. Fondements théoriques

Bien qu'élégante et simple, cette méthode a des fondements théoriques importants liés à une approche probabiliste. Supposons k fixé. Soit un ensemble d'exemples Z_m issu d'une distribution D_Z correspondant à un ensemble de points dans un espace \mathbb{R}^n qui ont chacun une classe associée. Pour un exemple x , la densité de probabilité $P(x)$ dont il est issu (c'est-à-dire D_x) peut être approximée localement comme étant égale à :

$$P(x) \approx \frac{k}{m \cdot V_R}, \quad (\text{III.67})$$

avec V_R le volume de la sphère centrée sur x contenant les k plus proches exemples de x . Notons k_i le nombre d'exemples de classe ω_i parmi les k plus proches voisins et m_i le nombre d'exemples de classe ω_i dans Z_m . La densité de probabilité $P(x|\omega_i)$ conditionnellement à la classe ω_i peut être approximée suivant le même principe :

$$P(x|\omega_i) \approx \frac{k_i}{m_i \cdot V_R}. \quad (\text{III.68})$$

III.5.4.3. Algorithme de la k-ppv

Soit A un ensemble d'apprentissage défini comme suit :

$$A = \{(x, c) \text{ tel que } x \in \mathbb{R}^n, c \in C\}, \quad (\text{III.69})$$

avec x l'ensemble des échantillons d'apprentissage, c la classe qui lui est assignée, et C l'ensemble contenant toutes les classes de A .

Soit, x' l'exemple dont on souhaite déterminer la classe. L'algorithme de la k-ppv peut s'établir comme suit :

```

début
|
|   pour chaque ( $exemple(x, c) \in A$ ) faire
|   |   calculer la distance  $d(x', x)$ 
|   |   fin
|   fin
|
|   pour chaque  $\{x \in kppv(x')\}$  faire
|   |   compter le nombre d'occurrences de chaque classe
|   |   fin
|   fin
|   Attribuer à  $x'$  la classe la plus fréquente
|
fin
    
```

Habituellement, la distance euclidienne est choisie lors de la k-ppv, mais cela reste applicable seulement dans le cas de variables continues. Autrement, la distance dite de « Hamming » sera à privilégier et est égale à $d(x', x) = \sqrt{(x' - x)^2}$.

III.5.4.4. Amélioration des capacités de généralisation

Pour mieux appréhender les problèmes de la règle du plus proche voisin, abordons-le comme un problème de recherche d'une hypothèse à partir d'un principe d'inférence de minimisation de l'erreur empirique. La sélection d'une hypothèse est implicite pour la construction du classificateur PPV. Il n'y a pas de phase d'apprentissage à proprement parler lorsque k est fixé. On peut considérer que l'espace des hypothèses est un ensemble de m points dans un espace \mathbb{R}^n . Lorsque l'ensemble Z_m est présenté, l'hypothèse sélectionnée est tout simplement Z_m . Si on suppose en plus que k est fixé à 1, l'erreur empirique correspondant à la règle du plus proche voisin est forcément nulle pour cette hypothèse (sauf si des exemples peuvent avoir la même description mais avec des classes différentes). Cela correspond donc à utiliser un principe inductif de minimisation de l'erreur empirique pour la sélection de l'hypothèse optimale. La possibilité de sélectionner systématiquement une hypothèse d'erreur empirique nulle correspond à utiliser un espace implicite d'hypothèse vaste. La variance est donc grande et la fonction de décision produite est fortement sensible aux variations de Z_m . Il n'y a aucune généralisation à proprement parler avec l'algorithme du plus proche voisin. La fonction de décision produite est donc coûteuse en place mémoire et en temps de décision.

Plusieurs méthodes ont alors été proposées pour réduire la variance de la règle du PPV, ainsi que le coût de la fonction de décision.

La méthode la plus simple consiste à utiliser une valeur de k supérieure à un avec la règle k -ppv pour atténuer une variance élevée. K agit comme un mécanisme de régularisation en augmentant le biais. Le choix d'une valeur appropriée de k est essentiel et cette valeur est généralement déterminée par validation croisée.

III.5.4.5. Avantages et inconvénients

Voici les principaux avantages de la méthode k -ppv :

- sa qualité s'améliore en introduisant de nouvelles données sans nécessiter la reconstruction d'un modèle ;
- la classe attribuée à un objet peut être expliquée en exhibant les plus proches voisins qui ont amenés à ce choix, ce qui apporte une bonne clarté des résultats ;
- la méthode peut s'appliquer à tout type de données, même les données complexes telles que des informations géographiques, des textes, des images, du son, elle est ainsi robuste au bruit ;
- elle est facile à mettre en œuvre.

Pour les inconvénients, notons les points suivants.

- La méthode ne nécessite pas d'apprentissage ce qui implique que tous les calculs sont effectués lors de la classification, contrairement aux autres méthodes qui nécessitent un apprentissage (éventuellement long) mais qui sont plus rapides en classification.
- Elle donnera de mauvais résultats si le nombre d'attributs pertinents est faible relativement au nombre total d'attributs, car la proximité sur les attributs pertinents sera noyée par les distances sur les attributs non pertinents.
- Les performances de la méthode dépendent du choix de la distance, du nombre de voisins et du mode de combinaison des réponses des voisins.

III.6. Application de la reconnaissance de forme statistique à la caractérisation de l'état de surface des isolateurs pollués

Nous allons mettre en œuvre un système basé sur la méthode de reconnaissance de forme statistique, en vue de classifier l'état de surface d'un isolateur pollué suivant la norme CEI 60-1, en nous basant sur les décharges partielles.

III.6.1. Acquisition des données

Sachant que les données qu'on doit recueillir doivent caractériser le comportement des décharges partielles, nous devons calculer ces dernières en utilisant le signal de charge électrique. La figure III.22 représente les signaux de charge sous une tension appliquée constante de 25 kV_{eff} et pour les différentes classes de pollution. Pour toute cette partie, les signaux de la charge électrique sont ceux de la base de données G2Mod1.

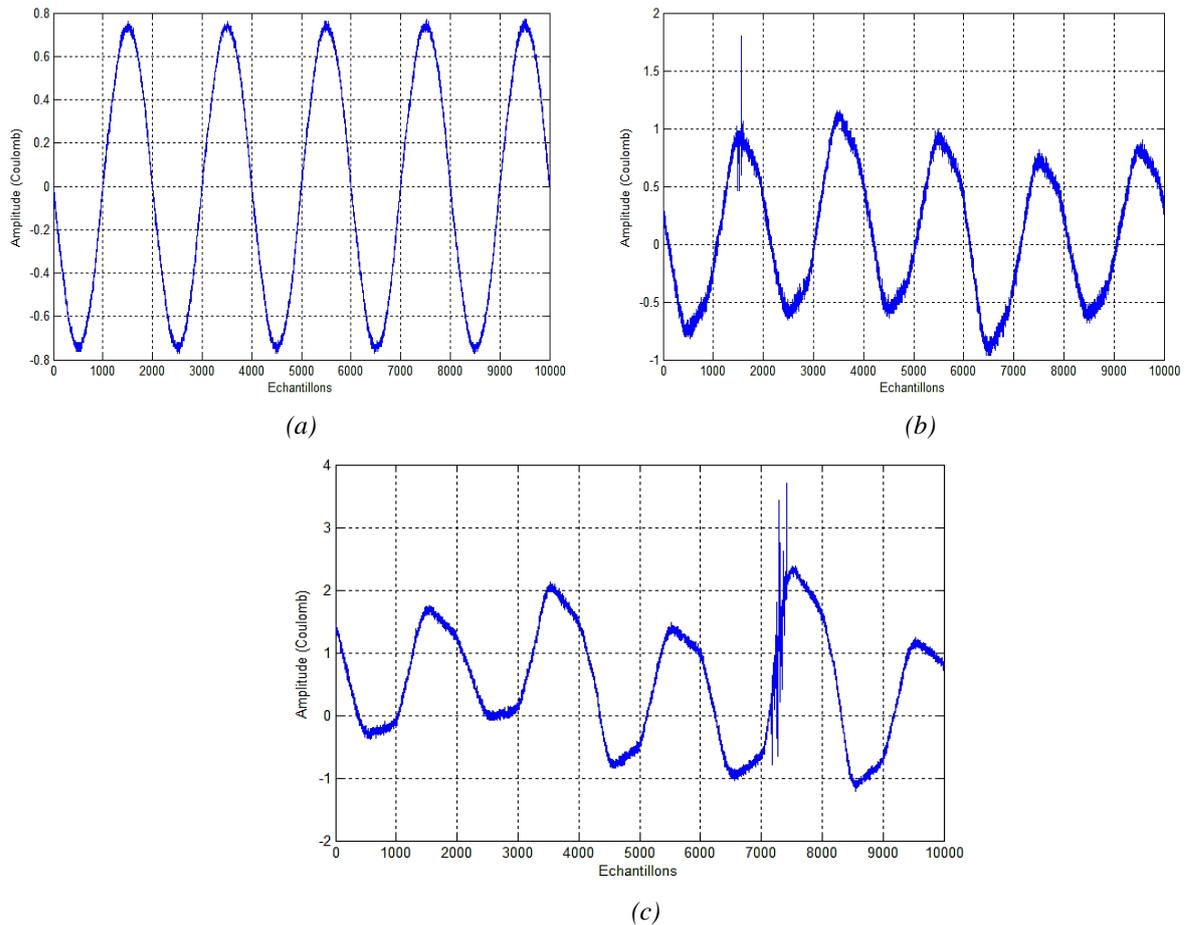


Figure III.22. Signaux de charge électrique pour une tension de $25 \text{ kV}_{\text{eff}}$

(a) pollution de classe 1 (b) pollution de classe 2 (c) pollution de classe 3.

La figure III.22.a présente le signal de la charge électrique sous une pollution de $3,5 \text{ mS/cm}$ (classe 1). On remarque la forme sinusoïdale du signal, variant de $-0,8$ à $0,8$ coulombs. Une telle forme indique que les décharges partielles sont quasiment absentes à la surface de l'isolateur.

Dès lors, sous une pollution de 6 mS/cm (classe 2), on remarque immédiatement un changement dans la forme du signal de la charge électrique. La forme sinusoïdale se retrouve bien déformée, variant de $-0,96$ à $1,8$ coulombs, et présentant un grand pic aux alentours de l'échantillon 1500. Cela indique la présence de décharges partielles sur la surface de l'isolateur. L'influence de la classe de pollution sur l'état des décharges partielles se trouve donc confirmée.

Par conséquent, sous une forte pollution de classe 3 de 20 mS/cm , la figure III.22.c illustre un signal de charge complètement déformé de la sinusoïde, variant entre $-1,22$ et $3,7$ coulombs et présentant deux grands pics aux alentours de l'échantillon 7200. Une telle forme nous renseigne sur la forte présence de décharges partielles sur la surface de l'isolateur.

L'influence de la classe de pollution sur l'apparition des décharges partielles est bien établie. Nous pouvons nous baser sur les décharges partielles pour caractériser l'état de surface d'un isolateur pollué suivant la norme CEI 60-1.

III.6.2. Prétraitement des données

Partant du fait que le signal de la charge électrique décrit assez bien le comportement des décharges partielles à la surface de l'isolateur, on choisit de calculer les quatre paramètres (q, I, P, D) décrits précédemment par les équations III.1, III.3, III.4, III.5. Nous utiliserons aussi pour l'analyse des DP des paramètres statistiques. Il s'agit du calcul des coefficients statistiques permettant de décrire la forme de la distribution des décharges. Nous introduisons les moments d'ordre 3 et 4 des distributions des décharges pour obtenir une corrélation entre la nature du défaut et l'évolution de ces coefficients [110-111].

- *Moment d'ordre 3 ou Skewness « Sk »*. Ce coefficient caractérise le degré d'asymétrie d'une distribution par rapport à sa moyenne. Il est positif lorsque la queue de la distribution s'étend vers la droite et négatif lorsqu'elle s'étend vers la gauche. Il est défini par :

$$Sk = \frac{\sum(x_i - \mu)^3 \cdot P_i}{\sigma^3}, \quad (\text{III.70})$$

où x_i est la valeur enregistrée, P_i est la probabilité d'apparition de x_i , μ est la moyenne et σ est la variance telle que :

$$\mu = \sum x_i \cdot P_i \quad \text{et} \quad \sigma^2 = \sum (x_i - \mu)^2 \cdot P_i. \quad (\text{III.71})$$

- *Moment d'ordre 4 ou Kurtosis « Ku »*. Ce paramètre caractérise l'aplatissement de la distribution par rapport à une distribution normale. Un Kurtosis négatif signifie que la distribution est plus "aplatie" qu'une gaussienne normale. Un Kurtosis positif signifie que la distribution est plus "pointue" qu'une gaussienne. Il représente donc l'acuité de la distribution et il est donné par l'expression :

$$Ku = \frac{\sum(x_i - \mu)^4 \cdot P_i}{\sigma^4} - 3, \quad (\text{III.72})$$

L'étape de prétraitement des données consiste donc à calculer les paramètres suivants :

- charge apparente « q (C) » ;
- courant de décharge moyen « I (C/s) » ;
- puissance de décharge « P (W) » ;
- débit quadratique « D (C²/s) » .
- Kurtosis « K_u ».
- Skewness « S_k »

Ces 6 paramètres seront les entrées de notre système RDF.

III.6.3. Extraction des caractéristiques

L'étape de l'extraction des caractéristiques, qui parfois n'est pas très importante, prendra ici un certain relief et nous allons pour cela comparer les deux importantes méthodes de réduction des données, qui sont : l'Analyse en Composantes Principales (ACP), et l'Analyse Discriminante Linéaire de Fisher (ADL).

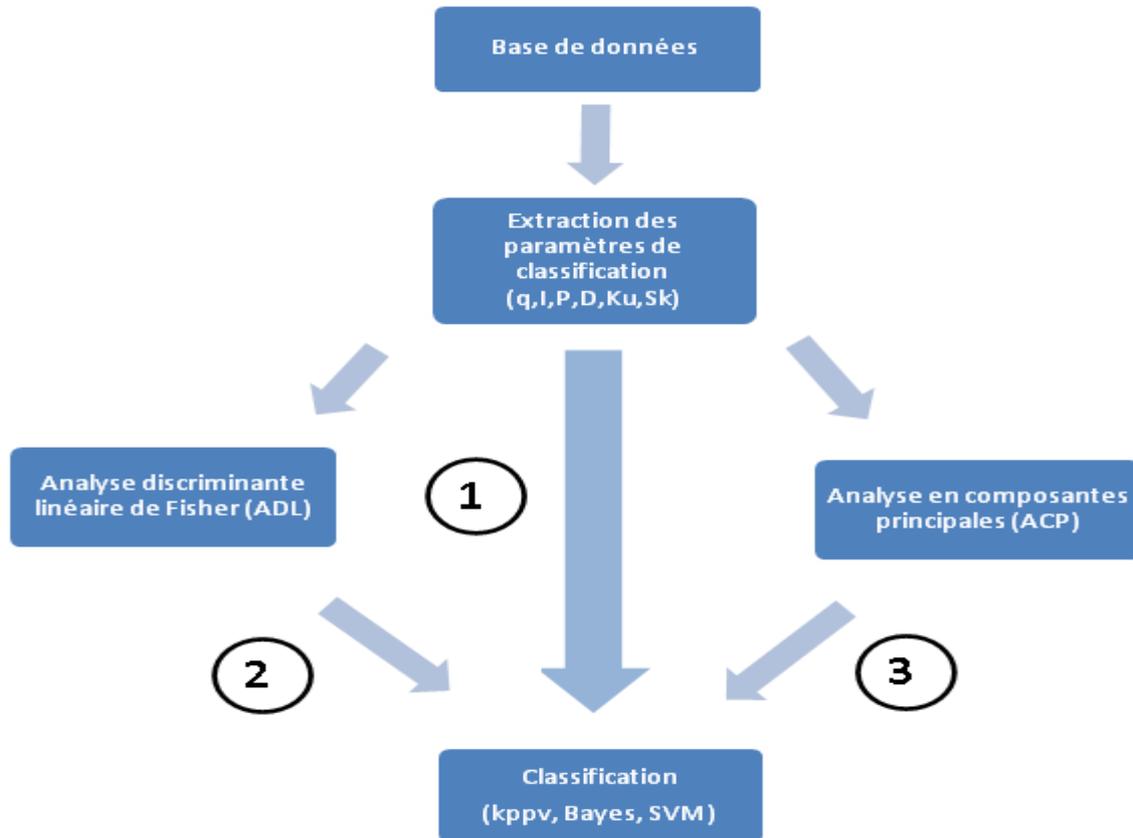


Figure IV.23. Démarche adoptée pour la construction du système RDF

(1) Classification directe (2) Classification après ADL (3) Classification après ACP.

Pour mettre en évidence les différences d’approches de l’ACP et de l’ADL, on choisit d’utiliser leurs sorties comme base de données d’apprentissage des modèles de classification. C’est pourquoi, on établira d’abord une classification sans méthode de prétraitement puis, on passera à la combinaison de ces prétraitements pour aller à la classification.

III.6.3.1. Application de l’ACP

L’ACP est une analyse non-supervisée et recherche les axes (facteurs principaux) qui permettent une dispersion maximale des données, puis projette les données dans le nouvel espace réduit obtenu. Elle trouve ses origines dans beaucoup de travaux [112]. Dans notre cas, nous disposons de 6 variables (les paramètres statistiques) et de 120 individus (échantillons d’apprentissages). L’application de l’ACP se déroule suivant 3 étapes :

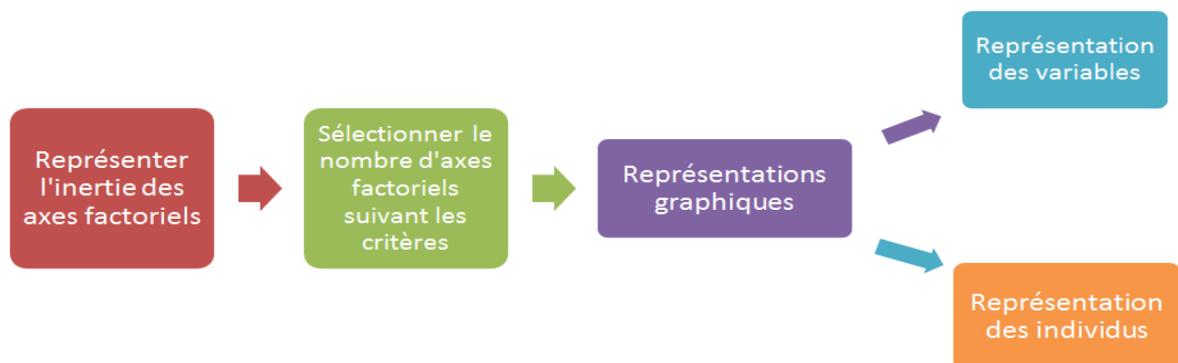


Figure III.24. Etapes d’interprétation de l’ACP.

Représentation des axes factoriels de l'analyse

Un facteur est une variable composite fabriquée à partir des variables d'origine; il s'exprime comme combinaison linéaire des anciennes variables. Dès lors, les axes factoriels fournis par l'ACP sont ordonnés du plus représentatif au moins représentatif, suivant leur pourcentage d'inertie. Le premier axe factoriel correspond donc à la variable composite qui différencie le mieux les individus.

En vue de tirer les axes factoriels, nous commençons par représenter la matrice de corrélation des variables.

Variables	q	I	P	D	Ku	Sk
q	1	-0.009	-0.076	0.011	-0.083	0.521
I	-0.009	1	-0.130	0.108	0.264	-0.084
P	-0.076	-0.130	1	-0.153	0.116	-0.113
D	0.011	0.108	-0.153	1	0.005	0.002
Ku	-0.083	0.264	0.116	0.005	1	0.093
Sk	0.521	-0.084	-0.113	0.002	0.093	1

Tableau III.2. Matrice de corrélation des variables.

Du tableau III.2, on remarque que les variables sont faiblement corrélées entre elles, ce qui indique qu'elles seront dispersées sur les deux côtés des axes factoriels. On ne note pas de colinéarité (qui serait indiquée par des coefficients proches de 1). La principale corrélation est observée entre q et Sk. Ce résultat était prévisible, car plus la charge apparente q circulant dans le circuit extérieur à l'objet d'essai augmente, plus Sk augmente aussi, signifiant une asymétrie de la distribution des décharges partielles.

	F1	F2	F3	F4	F5	F6
Valeur propre	1.561	1.308	1.164	0.858	0.701	0.409
Variabilité (%)	26.012	21.795	19.403	14.301	11.677	6.811
% cumulé	26.012	47.807	67.210	81.511	93.189	100.000

Tableau III.3. Valeurs propres, variabilité et variabilité cumulé dans le cas de l'ACP.

Du tableau III.3, on remarque que le premier axe factoriel décrit 26,012 % de l'inertie totale des données, alors que le deuxième axe décrit 21,795 % des données. L'ensemble (premier plan factoriel, décrit par l'axe 1 et 2) explique donc 47.807 % de l'inertie totale.

Si nous nous tenons à ce plan (axe 1 et 2), nous obtenons un faible pourcentage de représentation des données, ce qui représente une grande perte de données, évaluée à plus de 52 %. Ce choix est donc à proscrire. Nous devons choisir un espace de dimension supérieure à 2, qui permettra de représenter avec le moins de perte possible les composantes principales de nos données. D'autant plus, que d'après la figure III.25, les taux d'explication des axes 3 et 4 sont conséquents, voire très importants.

Le calcul des valeurs propres pour les 6 axes descripteurs, ainsi que le pourcentage de leur représentation des données (variabilités cumulés) sont représentés comme suit.

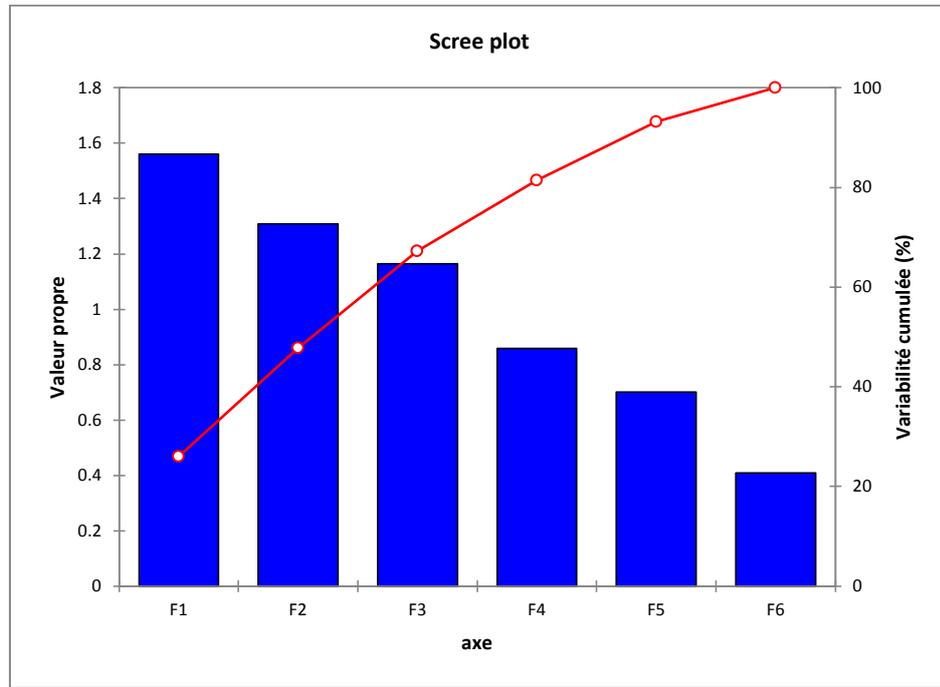


Figure III.25. Valeurs propres et variabilité cumulées des axes lors de l'ACP

Sélection du nombre d'axes factoriels

Suivant les critères précédemment cités, et sachant que le taux d'erreur est acceptable, nous décidons de fixer le nombre d'axes factoriels à 5 (F1, F2, F3, F4 et F5), soit un taux d'explications des données de 93.189 %, correspondant à une erreur de l'ACP de 6,811 %, ce qui demeure largement acceptable.

Les sorties graphiques

- Représentation des variables

La représentation des 6 variables dans les différents axes factoriels nous permet d'interpréter l'ACP. Cette représentation est sous forme de cercle de corrélation (figure III.26), comme décrit par l'équation III.24. Elle représente les différentes corrélations entre les variables et les axes factoriels.

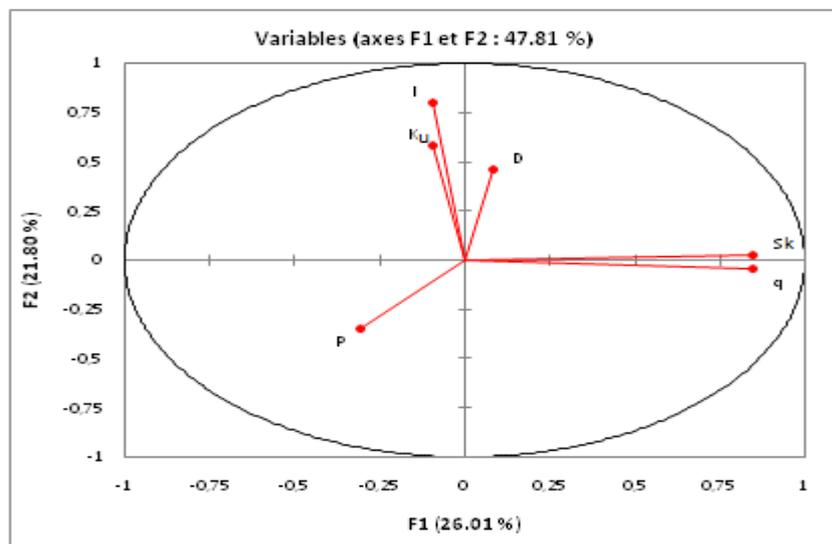


Figure III.26. Représentation des variables sur le plan F1-F2

	F1	F2	F3	F4	F5	F6
q	0.848	-0.039	0.114	0.013	0.348	-0.380
I	-0.097	0.799	0.088	-0.301	0.473	0.174
P	-0.306	-0.346	0.635	0.470	0.386	0.113
D	0.084	0.461	-0.501	0.728	0.022	0.005
Ku	-0.092	0.579	0.655	0.116	-0.407	-0.219
Sk	0.850	0.022	0.245	0.063	-0.200	0.416

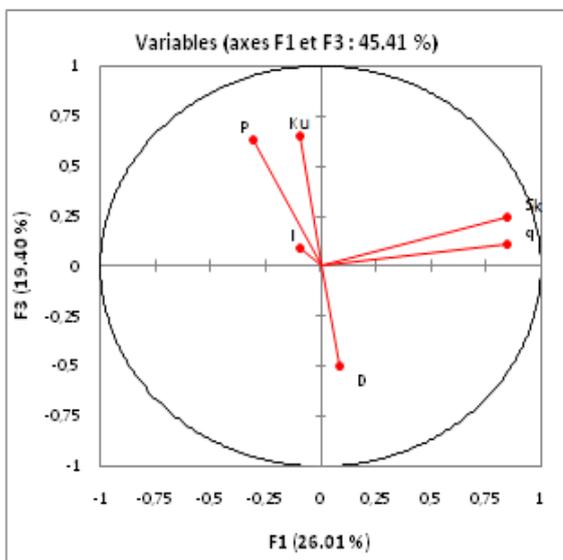
Tableau III.4. Corrélations entre les variables et les facteurs

L'interprétation de la figure III.26 se fait suivant 3 règles.

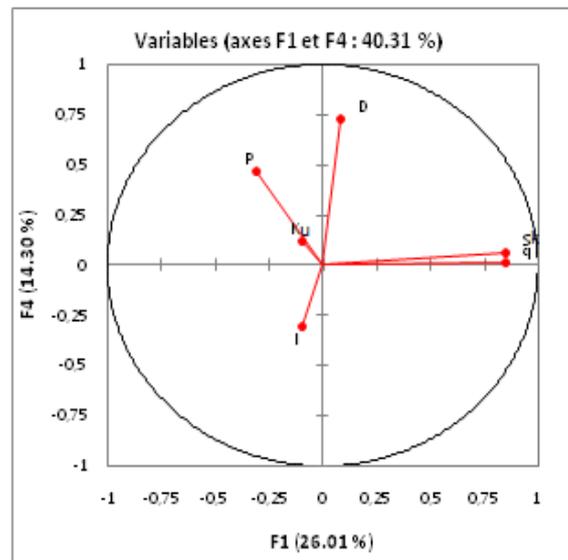
- 2 variables proches ou confondues (angle de 0°) sont corrélées positivement (coefficient de corrélation proche de 1) ;
- 2 variables opposées (formant un angle de 180°) sont corrélées négativement (coefficient de corrélation proche de -1) ;
- 2 variables positionnées à angle droit (angle de 90°) ne sont pas du tout corrélées (coefficient de corrélation égal à 0).

On peut dire que le premier axe principale F1 est corrélé positivement avec les variables S_k et q , ce qui n'est pas le cas pour les autres variables, car la corrélation est négative avec la variable P . Par contre, elle reste quasi-nulle pour les variables K_u , I et D . Ces mêmes dernières variables ne sont pas du tout corrélées avec les variables S_k et q , mais reste corrélées entre elles. Nous interprétons cela, par le fait que l'axe F1 représente l'intensification des décharges partielles à la surface de l'isolateur.

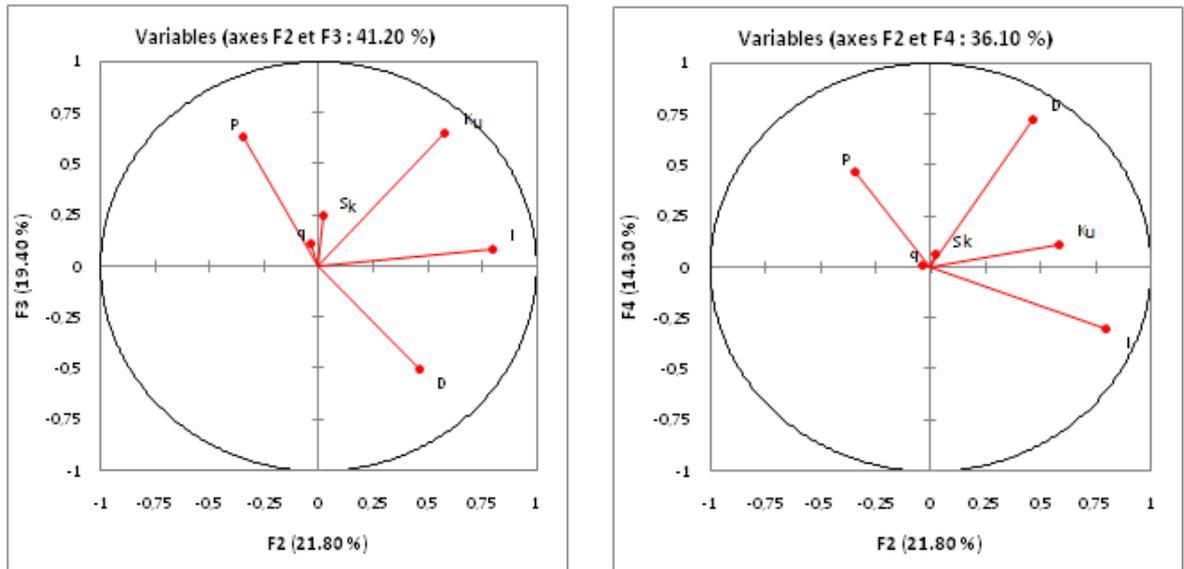
Concernant l'axe F2, il est positivement corrélé avec K_u , I et D , et négativement corrélé avec P . Cependant, il n'est nullement corrélé avec S et q . Sachant que K représente l'acuité des décharges, I représente le courant moyen des décharges et D le débit quadratique, nous pouvons interpréter l'axe F2 comme étant l'axe qui représente l'augmentation en nombre des décharges partielles, et non en intensité, contrairement à l'axe F1.



(a)



(b)



(c) (d)

Figure III.27. Représentation des variables sur les plans

(a) F1 – F3 (b) F1 – F4 (c) F2 – F3 (d) F2 – F4.

Il en est de même, pour la représentation illustrée sur la figure III.27, correspondant au plan formé par les axes F1 et F3. L'interprétation se fait comme cité précédemment. Il en est de même pour les axes F4, F5 et F6.

- Représentation des individus

Dans notre cas, l'ACP est réalisé sur un tableau comportant 120 individus (ou observations). Nous ne pourrions pas interpréter les positions relatives de tous les individus (figure III.28) car le nuage est tellement dense qu'aucune conclusion ne peut être tirée. Toutefois, la représentation des individus est d'une importance fondamentale dans notre cas, car elle nous fournit les données d'entraînement de notre modèle de classification.

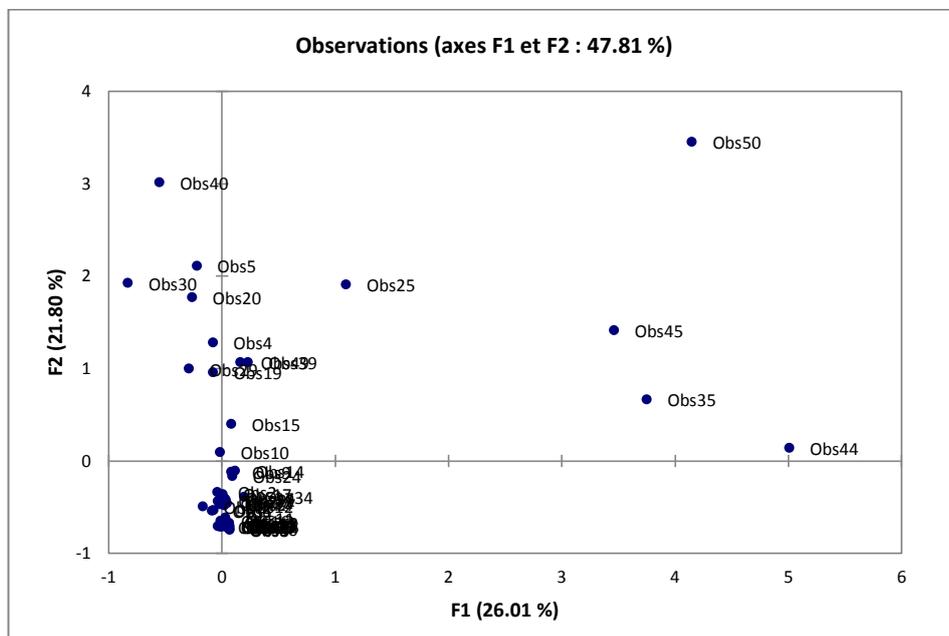


Figure III.28. Représentations des observations après ACP.

De la figure III.28, aucun groupement spécifique des observations n'apparaît, mise à part la très forte condensation d'un nuage de points proche de l'origine. Une telle représentation indique la dispersion des observations.

L'ACP est donc plus ou moins un échec, car elle n'a réduit la dimension des données que sur 5 axes et ne nous a pas permis de visualiser les 3 classes. Nous décidons donc d'appliquer l'ADL.

III.6.3.2. Application de l'ADL

Nous venons de voir que l'ACP réduit le nombre de dimensions de 6 à 5. Ce résultat peut sembler médiocre. Nous pouvons expliquer cela par le principe même de cette méthode (choix des axes factoriels et plan de projection), d'autant plus qu'elle reste une technique de réduction non-supervisée, et ne tient pas compte des classes associées aux observations.

Contrairement à l'ACP, l'objectif de l'ADL est de réduire le nombre de dimensions tout en préservant au maximum les classes. Pour cela, elle cherche les axes tels que la projection des données dans l'espace engendré par ces axes permette une plus grande séparation des classes.

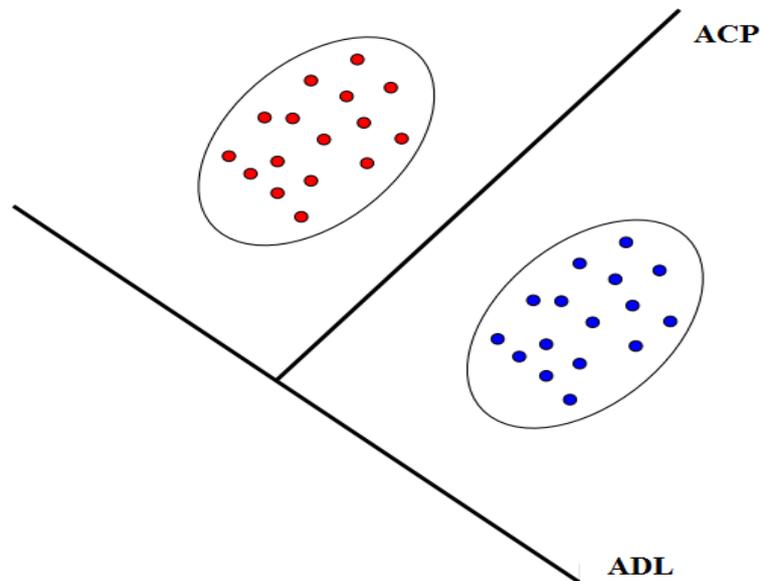


Figure III.29. Contraste entre l'ACP et l'ADL.

Son application commence par le calcul des matrices de variances inter et intra-classes. Ces dernières sont estimées à partir des équations III.30 et III.31.

	q	I	P	D	Ku	Sk
q	0.000	0.042	1.697	0.004	0.003	0.000
I	0.042	9.547	345.521	1.805	0.550	0.014
P	1.697	345.521	14560.887	14.561	22.071	0.670
D	0.004	1.805	14.561	1.595	0.050	-0.001
Ku	0.003	0.550	22.071	0.050	0.034	0.001
Sk	0.000	0.014	0.670	-0.001	0.001	0.000

Tableau III.5. Matrice de covariance inter-classe S_B .

	q	I	P	D	Ku	Sk
q	0.010	-0.034	-2.986	0.008	-0.005	0.007
I	-0.034	21.322	-401.421	4.213	0.235	-0.067
P	-2.986	-401.421	47859.675	-363.754	-2.813	-3.974
D	0.008	4.213	-363.754	91.892	-0.015	0.003
Ku	-0.005	0.235	-2.813	-0.015	0.172	0.005
Sk	0.007	-0.067	-3.974	0.003	0.005	0.017

Tableau III.6. Matrice de covariance intra-classe S_w .

La matrice totale de covariance est calculée à partir de l'équation III.32.

	q	I	P	D	Ku	Sk
q	0.010	-0.005	-1.795	0.010	-0.004	0.007
I	-0.005	27.380	-162.317	5.355	0.600	-0.056
P	-1.795	-162.317	56838.017	-347.799	12.073	-3.456
D	0.010	5.355	-347.799	91.407	0.019	0.003
Ku	-0.004	0.600	12.073	0.019	0.191	0.005
Sk	0.007	-0.056	-3.456	0.003	0.005	0.016

Tableau III.7. Matrice de covariance totale S_T .

Puis, on calcule le rapport entre la matrice de variance inter-classe et intra-classe. De la valeur maximale de ce rapport, les axes factoriels sont estimés. Leurs valeurs propres et leurs pourcentages de représentativité sont illustrés sur le tableau ci-dessous.

	F1	F2
Valeur propre	1.026	0.023
Discrimination (%)	97.825	2.175
% cumulé	97.825	100.000

Tableau III.8. Valeurs propres, variabilité et variabilité cumulés dans le cas de l'ADL.

Ces résultats illustrés sont prévisibles. Nous sommes dans une étude à 3 classes, la discrimination se fait obligatoirement sur 2 axes. Les forts taux de discrimination des axes factoriels F1 et F2 préconisent une bonne séparation des classes. La représentation graphique du tableau ci-dessus est la figure suivante.

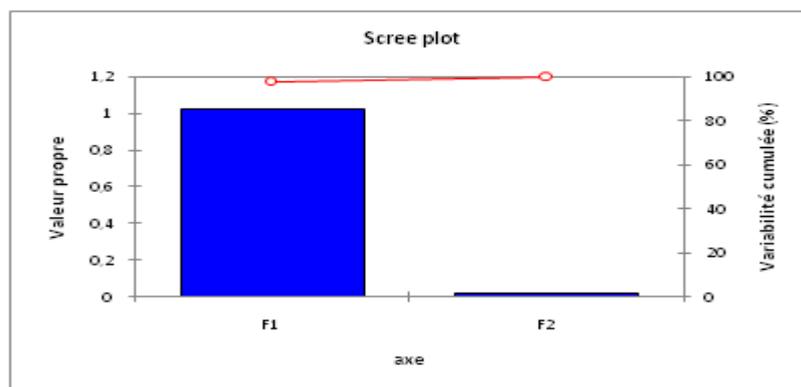


Figure III.30. Valeurs propres et variabilité cumulées des axes lors de l'ACP.

Les corrélations entre les variables et les axes factoriels sont les suivantes.

	F1	F2
q	0.165	0.063
I	0.670	-0.575
P	0.571	0.571
D	0.045	-0.692
Ku	0.484	0.196
Sk	0.046	0.110

Tableau III.9. Corrélations Variables/Facteurs.

De même que pour l'ACP, les variables sont représentées sur le cercle de corrélation.

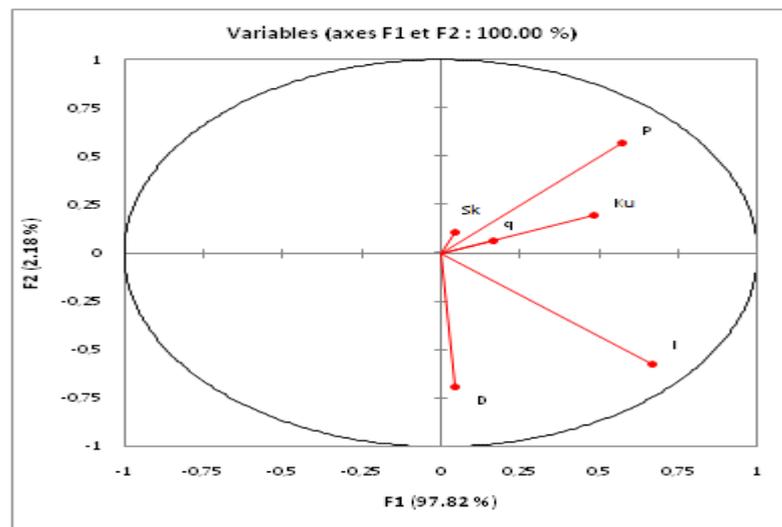


Figure III.31. Représentation des variables sur le plan F1-F2.

Du tableau III.9 et de la figure III.31, il est évident que les 6 variables sont très indépendantes entre elles. La variable P est corrélée avec les deux axes F1 et F2, alors que I et Ku sont uniquement corrélés avec l'axe F1. La variable D reste, quant à elle, fortement corrélée avec l'axe F2. De cette représentation, il est très difficile de tirer des interprétations concrètes.

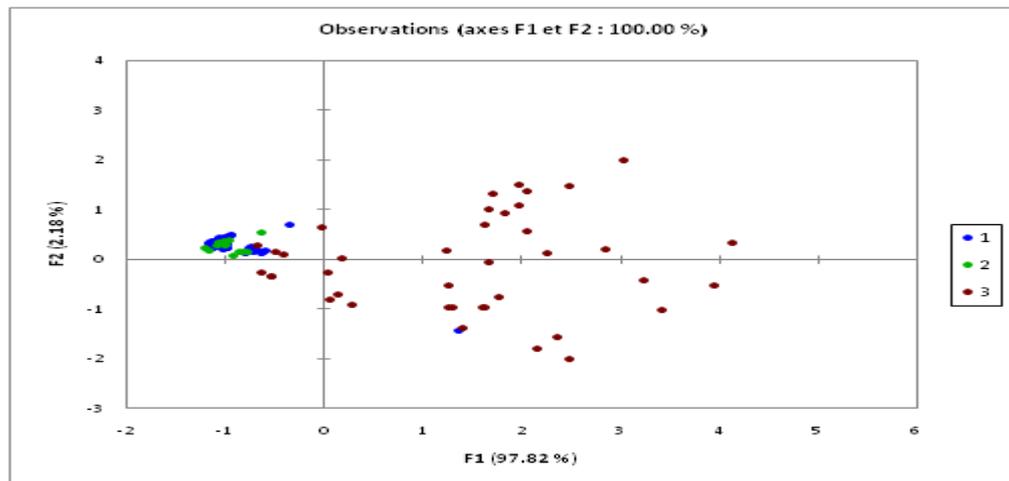


Figure III.32. Représentation des observations après ADL.

La figure III.32 représente les 120 observations dans le repère F1-F2, tout en libellant les différentes classes. Cette représentation est d'une importance primordiale, car elle illustre la séparation des individus après l'application de l'ADL. Ces derniers sont répartis en 3 classes. La classe 3 est, quant à elle, bien séparée des deux autres classes, alors que ces dernières sont, malheureusement, entre mêlées.

III.6.4. Apprentissage des modèles de classification

Nous établissons donc notre base de données sur 6 paramètres et nous retenons 150 échantillons. Parmi eux, nous choisissons 120 qui serviront à l'entraînement de notre modèle de classification, alors que les 30 autres, serviront à la validation du modèle.

Base de données totale	150 échantillons
Base de données d'apprentissage	120 échantillons
Base de données de validation	30 échantillons

Tableau III.10. Base de données d'entraînement et validation des modèles de classification.

Chaque classifieur subira d'abord un apprentissage supervisé sur 120 échantillons puis, une validation sur 30 échantillons, en vue de déterminer quelle est la meilleure combinaison (méthodes de réduction + classifieur) à adopter.

On notera que pour le cas de la classification par la méthode des k-plus proches voisins, compte tenu de sa simplicité, il n'y a pas d'étape d'apprentissage précédent la classification. Cette méthode est basée sur la mémoire. Elle a donc l'avantage de donner des résultats rapidement.

III.6.5. Validation des modèles de classification

L'étape de validation est la plus importante. Les résultats obtenus seront décisifs quant au futur choix de la meilleure combinaison entre la méthode de réduction de données et le modèle de classifieur. Dès lors, la validation se fait sur 30 échantillons. Les résultats pour chaque combinaison sont décrits par les tableaux suivants, le symbole (*) indiquera les erreurs de classification.

III.6.6. Interprétation et discussion des résultats

En appliquant la démarche décrite par la figure III.23 et en choisissant le nombre d'échantillons de l'ensemble d'entraînement égal à 120, le taux de reconnaissance, décrivant le ratio des échantillons classifié avec succès sur le nombre total d'échantillons, est donné par les tableaux III.11, III.12, III.13.

Échantillons (N°)	q(c)	I(C/s)	P(W)	D(C ² /s)	Ku	Sk	Classe assignée	Résultat obtenu		
								Directe	Avec ACP	Avec ADL
1	-0.0064	11.424	-287.28	4.8063812	1.5057	-5.72E-04	1	1	1	1
2	-0.0447	7.854272	-1514.86	5.5947602	1.5065	3.27E-04	1	1	1	1
3	0.036	3.809696	-22.0824	0.148541332	1.5079	-0.0065	2	2	2	2
4	-6.04E-04	1.134428	627.049994	0.050876978	1.4975	6.52E-04	3	3	3	3
5	0.0049	2.761284	565.8361	1.038947484	1.4943	-0.0064	3	3	3	3
6	-0.0046	15.516	-286.17	2.3749196	1.5064	3.61E-04	1	1	1	1
7	-0.0458	16.898	138.11	103.7072878	1.5065	9.85E-04	1	1	1	3(*)
8	0.0653	2.345664	-7.91664	0.078277732	1.509	-0.0075	2	2	2	2
9	-6.47E-04	1.16156	26.957892	0.050537881	1.4805	-9.87E-04	3	3	3	3
10	0.0048	5.981284	-158.46642	0.480497684	1.4933	3.62E-04	3	3	3	3
11	-0.0708	14.558	-362.35	2.273134	1.5055	1.63E-04	1	1	1	1
12	-0.0524	47.802	-308.49	6.7035424	1.5065	0.0013	1	1	1	1
13	-0.0477	2.648	7.59	0.167717732	1.5079	-0.011	2	2	2	1(*)
14	0.0032	0.6170948	612.339994	0.050988529	1.5041	-0.0053	3	3	3	3
15	-0.125	0.63278	566.80358	0.476624796	4.2292	-1.2632	3	3	3	3
16	-0.0697	15.346	-274.69	4.903122	1.5082	7.73E-04	1	1	1	1
17	-0.0441	48.798	299.35	5.5889998	1.5057	3.83E-04	1	3(*)	3(*)	3(*)
18	-0.0372	4.101696	-11.71424	0.093758732	1.5083	-0.0111	2	2	2	2
19	0.0045	0.599028	625.74962	0.050538348	1.5015	-0.0041	3	3	3	3
20	0.0045	2.68878	-40.2379	0.792978298	1.4885	-0.0071	3	3	3	3
21	-0.0653	10.752	-280.43	2.0558552	1.5053	0.0017	1	1	1	1
22	-0.0481	12.408	147.85	5.2691682	1.508	0.0015	1	3(*)	3(*)	3(*)
23	-0.0518	2.039664	-6.93664	0.113195221	1.5024	-9.63E-04	2	2	2	2
24	0.0032	1.1722308	627.66662	0.009612232	1.5033	8.21E-04	3	3	3	3
25	0.001	0.753284	485.01098	0.258255596	1.4816	-0.0069	3	3	3	3
26	-0.079	13.976	-357.77	4.8237272	1.5026	-0.0016	1	1	1	1
27	-0.0169	47.948	-309.26	4.1929142	1.5061	-0.003	1	1	1	1
28	0.0059	3.004	1.22	0.115962961	1.5113	-0.0011	2	1(*)	1(*)	2
29	0.0043	0.6270948	613.63666	0.046179748	1.5067	-0.0062	3	3	3	3
30	-0.0032	2.733804	-81.84902	0.256388898	1.4875	-0.0155	3	3	3	3

Tableau III.11. Validation des modèles par la méthode des k plus proches voisins (kppv).

Échantillons (N°)	q(c)	I(C/s)	P(W)	D(C ² /s)	Ku	S _k	Classe assignée	Résultat obtenu		
								Directe	Avec ACP	Avec ADL
1	-0.0064	11.424	-287.28	4.8063812	1.5057	-5.72E-04	1	1	1	1
2	-0.0447	7.854272	-1514.86	5.5947602	1.5065	3.27E-04	1	3(*)	3(*)	3(*)
3	0.036	3.809696	-22.0824	0.148541332	1.5079	-0.0065	2	2	2	2
4	-6.04E-04	1.134428	627.049994	0.050876978	1.4975	6.52E-04	3	1(*)	3	3
5	0.0049	2.761284	565.8361	1.038947484	1.4943	-0.0064	3	1(*)	3	3
6	-0.0046	15.516	-286.17	2.3749196	1.5064	3.61E-04	1	1	3(*)	3(*)
7	-0.0458	16.898	138.11	103.7072878	1.5065	9.85E-04	1	1	1	3(*)
8	0.0653	2.345664	-7.91664	0.078277732	1.509	-0.0075	2	2	2	2
9	-6.47E-04	1.16156	26.957892	0.050537881	1.4805	-9.87E-04	3	2(*)	2(*)	2(*)
10	0.0048	5.981284	-158.46642	0.480497684	1.4933	3.62E-04	3	1(*)	1(*)	1(*)
11	-0.0708	14.558	-362.35	2.273134	1.5055	1.63E-04	1	3(*)	3(*)	3(*)
12	-0.0524	47.802	-308.49	6.7035424	1.5065	0.0013	1	3(*)	3(*)	3(*)
13	-0.0477	2.648	7.59	0.167717732	1.5079	-0.011	2	2	2	2
14	0.0032	0.6170948	612.339994	0.050988529	1.5041	-0.0053	3	1(*)	3	3
15	-0.125	0.63278	566.80358	0.476624796	4.2292	-1.2632	3	3	3	3
16	-0.0697	15.346	-274.69	4.903122	1.5082	7.73E-04	1	3(*)	3(*)	3(*)
17	-0.0441	48.798	299.35	5.5889998	1.5057	3.83E-04	1	3(*)	3(*)	3(*)
18	-0.0372	4.101696	-11.71424	0.093758732	1.5083	-0.0111	2	2	2	1(*)
19	0.0045	0.599028	625.74962	0.050538348	1.5015	-0.0041	3	1(*)	3	3
20	0.0045	2.68878	-40.2379	0.792978298	1.4885	-0.0071	3	1(*)	1(*)	2(*)
21	-0.0653	10.752	-280.43	2.0558552	1.5053	0.0017	1	3(*)	3(*)	1
22	-0.0481	12.408	147.85	5.2691682	1.508	0.0015	1	3(*)	3(*)	3(*)
23	-0.0518	2.039664	-6.93664	0.113195221	1.5024	-9.63E-04	2	2	2	2
24	0.0032	1.1722308	627.66662	0.009612232	1.5033	8.21E-04	3	1(*)	3	3
25	0.001	0.753284	485.01098	0.258255596	1.4816	-0.0069	3	1(*)	1(*)	3
26	-0.079	13.976	-357.77	4.8237272	1.5026	-0.0016	1	3(*)	3(*)	1
27	-0.0169	47.948	-309.26	4.1929142	1.5061	-0.003	1	3(*)	3(*)	3(*)
28	0.0059	3.004	1.22	0.115962961	1.5113	-0.0011	2	2	2	2
29	0.0043	0.6270948	613.63666	0.046179748	1.5067	-0.0062	3	1(*)	3	3
30	-0.0032	2.733804	-81.84902	0.256388898	1.4875	-0.0155	3	1(*)	1(*)	1(*)

Tableau III.12. Validation des modèles par la classification bayésienne.

Échantillons (N°)	q(c)	I(C/s)	P(W)	D(C ² /s)	Ku	S _k	Classe assignée	Résultat obtenu		
								Directe	Avec ACP	Avec ADL
1	-0.0064	11.424	-287.28	4.8063812	1.5057	-5.72E-04	1	1	1	1
2	-0.0447	7.854272	-1514.86	5.5947602	1.5065	3.27E-04	1	1	1	1
3	0.036	3.809696	-22.0824	0.148541332	1.5079	-0.0065	2	1(*)	1(*)	1(*)
4	-6.04E-04	1.134428	627.049994	0.050876978	1.4975	6.52E-04	3	3	3	3
5	0.0049	2.761284	565.8361	1.038947484	1.4943	-0.0064	3	3	3	3
6	-0.0046	15.516	-286.17	2.3749196	1.5064	3.61E-04	1	3(*)	3(*)	3(*)
7	-0.0458	16.898	138.11	103.7072878	1.5065	9.85E-04	1	3(*)	3(*)	3(*)
8	0.0653	2.345664	-7.91664	0.078277732	1.509	-0.0075	2	2	2	2
9	-6.47E-04	1.16156	26.957892	0.050537881	1.4805	-9.87E-04	3	2(*)	2(*)	2(*)
10	0.0048	5.981284	-158.46642	0.480497684	1.4933	3.62E-04	3	1(*)	1(*)	1(*)
11	-0.0708	14.558	-362.35	2.273134	1.5055	1.63E-04	1	1	1	1
12	-0.0524	47.802	-308.49	6.7035424	1.5065	0.0013	1	3(*)	3(*)	3(*)
13	-0.0477	2.648	7.59	0.167717732	1.5079	-0.011	2	1(*)	1(*)	1(*)
14	0.0032	0.6170948	612.339994	0.050988529	1.5041	-0.0053	3	3	3	3
15	-0.125	0.63278	566.80358	0.476624796	4.2292	-1.2632	3	3	3	2(*)
16	-0.0697	15.346	-274.69	4.903122	1.5082	7.73E-04	1	3(*)	3(*)	3(*)
17	-0.0441	48.798	299.35	5.5889998	1.5057	3.83E-04	1	3(*)	3(*)	3(*)
18	-0.0372	4.101696	-11.71424	0.093758732	1.5083	-0.0111	2	1(*)	1(*)	1(*)
19	0.0045	0.599028	625.74962	0.050538348	1.5015	-0.0041	3	3	3	3
20	0.0045	2.68878	-40.2379	0.792978298	1.4885	-0.0071	3	1(*)	1(*)	1(*)
21	-0.0653	10.752	-280.43	2.0558552	1.5053	0.0017	1	1	1	1
22	-0.0481	12.408	147.85	5.2691682	1.508	0.0015	1	3(*)	3(*)	3(*)
23	-0.0518	2.039664	-6.93664	0.113195221	1.5024	-9.63E-04	2	2	2	2
24	0.0032	1.1722308	627.66662	0.009612232	1.5033	8.21E-04	3	3	3	3
25	0.001	0.753284	485.01098	0.258255596	1.4816	-0.0069	3	3	3	3
26	-0.079	13.976	-357.77	4.8237272	1.5026	-0.0016	1	1	1	1
27	-0.0169	47.948	-309.26	4.1929142	1.5061	-0.003	1	3(*)	3(*)	3(*)
28	0.0059	3.004	1.22	0.115962961	1.5113	-0.0011	2	1(*)	1(*)	1(*)
29	0.0043	0.6270948	613.63666	0.046179748	1.5067	-0.0062	3	3	3	3
30	-0.0032	2.733804	-81.84902	0.256388898	1.4875	-0.0155	3	1(*)	1(*)	1(*)

Tableau III.13. Validation des modèles par la SVM multi-classes.

Nous avons rassemblé ces données en fonction de leur taux de reconnaissance.

	Kppv			Bayes			SVM		
	Directe	Avec ACP	Avec ADL	Directe	Avec ACP	Avec ADL	Directe	Avec ACP	Avec ADL
Taux de reconnaissance (%)	90	90	86	33	50	54	50	50	47

Tableau III.14. Taux de reconnaissance.

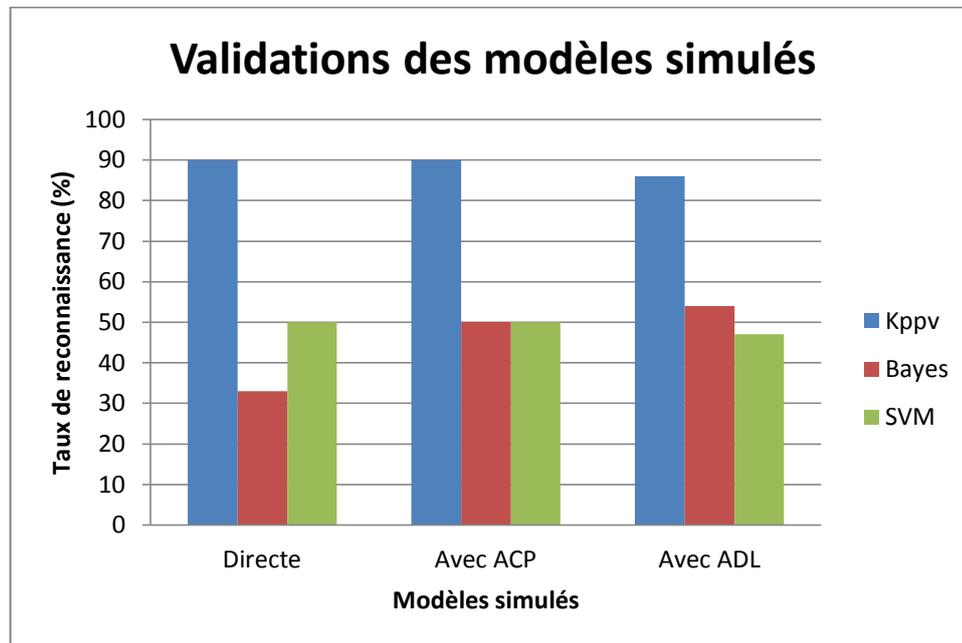


Figure III.33. Taux de reconnaissance pour un nombre d'échantillons d'entraînement.

- ***k-plus proches voisins***

Pour ce cas de figure, l'algorithme des *k*-plus proches voisins, figurant parmi les plus simples algorithmes de classification automatique supervisée, se base sur un principe simple et rapide. Il consiste à affecter la classe d'un échantillon en fonction de la classe majoritaire parmi les *k* plus proches voisins de l'ensemble des observations. Il est donc dénué d'apprentissage et s'appuie uniquement sur la mémoire et sur le nombre d'échantillons qui lui sont donnés.

Ainsi, dans notre cas, avec la *k*-ppv, nous obtenons les meilleurs taux de reconnaissance. Ce résultat est assez prévisible, compte-tenu de l'efficacité de cette méthode quand un grand nombre d'échantillons d'observations lui est soumis.

L'ACP, associée à la *k*-ppv n'offre pas d'amélioration notable. Cela peut être expliqué par le choix même de nos paramètres durant la classification. En effet, nous avons choisi la valeur de *k* comme étant égale à 1 (cas le plus simple). Ainsi, suite au calcul des distances entre l'échantillon à classer et les autres échantillons qui l'avoisinent, est prise en considération seule la classe d'un seul voisin, c'est-à-dire, le plus proche voisin. L'échantillon à classer se verra assigner la classe de ce dernier.

Alors qu'en associant l'ADL à la k-ppv, le résultat est étonnant. On enregistre une baisse du taux de reconnaissance de 4% comparé au cas de classification directe. Ce résultat peut être justifié par le principe même de l'ADL qui, certes en tenant compte des classes des échantillons, projette les données sur un seul plan. Cette projection s'avère être inefficace dans ce cas, car la k-ppv est reconnue pour être une méthode efficace pour de grands nombres d'échantillons, mais elle est moins performante lorsque ces échantillons sont réduits sur deux dimensions uniquement. De plus, durant l'application de l'ADL, nous avons relevé l'absence de séparation des observations des classes 1 et 2 (voir figure III.33).

- ***Classification bayésienne***

Pour le deuxième cas de classification, d'après le tableau III.10, nous remarquons que le modèle de classification directe (sans ACP, ni ADL) donne seulement 10 bonnes réponses sur 30. Ce modèle donne de faux résultats pour les échantillons de classe 3, sauf un.

Accompagné avec l'ACP, le modèle de classification bayésienne s'améliore pour donner 15 résultats justes, offrant ainsi un taux de reconnaissance des classes de 50%. Lors de l'utilisation de l'ADL, notre modèle bayésien s'améliore davantage culminant son plus haut taux de reconnaissance, 54% des données sont classifiées avec succès. Cela est dû à la bonne performance de l'ADL concernant l'extraction des données les plus pertinentes.

Le modèle bayésien, reconnu pour sa simplicité, montre donc ses limites dans notre cas. La meilleure performance est obtenue avec association de l'ADL.

- ***SVM multi-classes***

Avant de passer à l'interprétation des résultats, nous devons expliquer le modèle SVM multi-classes avec lequel nous entraînons et classifions nos données dans ce travail. Il existe deux types de SVM, « One Versus One » et « One Versus All ». C'est ce dernier qui fera l'objet de nos travaux. Sa stratégie consiste à transformer un problème à M classes en M classifieurs binaires. Le classement est donné par le classifieur qui répond le mieux. Autrement dit, les données à classifier sont décomposées en un ensemble de sous-problèmes binaires. Puis, pour chacun d'entre eux, un SVM indépendant est construit. Dès lors, autant de SVM sont construits qu'il y a de classes. Dans notre cas, 3 SVM sont construits. Leur principe est le suivant : le classifieur correspondant à la classe 1 est entraîné à séparer les données de cette même classe (qui seront étiquetées +1) de celles de toutes les autres classes (qui seront étiquetées -1).

D'après le tableau III.11, nous obtenons 15 bonnes réponses sur 30 en ce qui concerne l'application directe de la SVM. 4 réponses sur 6 sont rendues fausses concernant la classe 2, alors que les classes 1 et 3 obtiennent 5 et 8 bonnes réponses sur 12 respectivement. La faible performance quant à la validation de la classe 1 peut être expliquée par le fait que les échantillons correspondants sont situés près de l'hyperplan séparant la classe 1 de la classe 3, ce qui explique que 7 échantillons de classe 1 ont été classifiés dans la classe 3 [113].

En ce qui concerne les erreurs commises pour les classes 2 et 3, nous pensons qu'elles sont dues au fait que la stratégie « One Versus All » est inadéquate pour ce cas de figure, car

elle génère toujours plus d'exemples négatifs que de positifs lors de l'entraînement du modèle, ce qui peut se traduire par une erreur sur les supports vecteurs [114].

Cependant, la SVM donne une meilleure performance comparée à la classification bayésienne, avec un taux de reconnaissance de 50% contre 33%. Ce résultat est logique compte tenu du principe même de ces deux méthodes et il est aussi confirmé par des études menées [115]

La SVM, associée à l'ACP ne donne guère d'amélioration quant au taux de reconnaissance. Malgré l'ADL qui a précédé la SVM, on constate que la performance se retrouve légèrement amoindrie.

III.7. Perspectives

- *L'ACP, l'ADL et l'ACI*

Plusieurs travaux menés (y compris le nôtre) ont pour but d'opposer l'ACP à l'ADL en vue de déterminer quelle est la meilleure méthode à utiliser [116-117]. Pourtant, il est tout à fait possible de mettre en œuvre un système hybride qui combinerait ces deux méthodes, aussi différentes soient elles [118-121]. De cette fusion, une amélioration de la performance des différents systèmes RDF est observée.

L'ACP et l'ADL, ne sont pas les plus performantes lorsqu'elles sont utilisées pour la reconnaissance des formes. Nous citons dans ce cas « l'Analyse en Composantes Indépendantes » (ACI) qui, n'étant pas une méthode de réduction de données, traite un certain nombre d'observations afin d'en extraire des composantes linéaires qui soient aussi indépendantes que possible. D'après certaines études comparatives [122-126], l'ACI donne de bien meilleurs résultats que l'ACP et l'ADL. Elle donne de très bons résultats si elle est associée à la SVM [127-134]. Notons aussi, que la combinaison de l'ACI et l'ACP est tout à fait réalisable [135].

- *k-plus proches voisins*

La méthode des plus proches voisins est donc un outil à la fois extrêmement rapide et très performant pour les tâches de classification. Cependant, cet avantage peut s'avérer être un handicap si l'ensemble des observations est de faible dimension. Des algorithmes doivent être mis en place pour palier ce problème.

Dans ce cas, il est certain que d'autres algorithmes et d'autres méthodes doivent être mis en en raison de sa grande sensibilité au nombre d'échantillons de prévision.

Ainsi, nous pouvons agir pour améliorer la performance de la k-ppv de deux manières. Soit on agit sur la valeur de k (nombre des plus proches voisins pris en compte), soit on agit sur la distance d entre l'échantillon à classifier et les autres échantillons de classes connues.

L'amélioration de la k-ppv peut survenir par deux solutions. La première consiste à optimiser la valeur de k , soit en l'augmentant, soit-solution bien meilleure en agissant sur la distance d entre l'échantillon à classifier et les échantillons de classes connues. Dans cette

solution, nous citons deux méthodes : « Large Margin Nearestneighbor » (LMNN), ainsi que « Neighbourhood Components Analysis » (NCA) [136].

- ***Classification bayésienne***

La performance du modèle bayésien est décrite par la figure III.41. Nous remarquons que pour de grands nombres d'échantillons d'entraînement, la performance du modèle est très sensible à la méthode de réduction utilisée. Ainsi, la classification bayésienne, combinée à l'ADL offre de bien meilleurs résultats que l'ACP. Cela s'explique par la bonne séparation des classes via l'ADL avant la phase d'entraînement, et par l'hypothèse probabiliste naïve bayésienne

D'après des recherches [137], la performance de la méthode bayésienne augmente dès que les critères de jugements sont moins nombreux. Dans notre cas, ces derniers sont nos 6 paramètres. L'utilisation d'un nombre inférieur de paramètre peut améliorer la performance bayésienne.

Cependant, nous pensons qu'il est possible d'améliorer le modèle bayésien en l'associant à l'ACI (Analyse en composantes indépendantes), et cela d'après de nombreuses recherches menées [138-142].

- ***SVM multi-classes***

D'après des études [143], la SVM donne de bien meilleurs résultats pour de grands échantillons d'entraînement, ce qui n'est pas vraiment le cas pour nous. Les études menées démontrent que dans certains cas, la stratégie « One versus One » est meilleure que celle que nous avons adoptée dans notre cas. Nous préconisons alors obtenir un meilleur taux de reconnaissance.

D'autre part, nous avons utilisé un noyau (kernel) linéaire des SVM. Ce dernier n'est pas épargné par les critiques. Les dernières études menées ont démontré l'efficacité bien supérieure du noyau de type « tangente hyperbolique » (ou sigmoïde) et « Radical Basis Function » communément appelé « RBF » à celle du noyau de type linéaire ou polynomial [144-145].

Aussi, pour l'amélioration de la SVM, nous préconisons d'une part l'utilisation des noyaux RBF et sigmoïde, et la stratégie « One Versus One » au détriment de la « One Versus All » [146]. Par ailleurs, il existe des méthodes récemment élaborées qui améliorent la performance des SVM, nous citons : « LS-SVM », ou « Least Square – Support Vector Machine » [147-152].

- ***Validation croisée (Cross Validation)***

La validation croisée est l'une des méthodes les plus connues d'estimation de fiabilité d'un modèle donné. Il y a au moins trois techniques de validation croisée : « test set validation » ou « hold out method », « k-fold cross-validation » et « leave-one-out cross validation » (LOOCV).

La première est très simple, il suffit de diviser l'échantillon de taille n en échantillon d'apprentissage ($> 60\%$ de l'échantillon) et échantillon de test. Le modèle est bâti sur l'échantillon d'apprentissage et validé sur l'échantillon de test. L'erreur est estimée en calculant l'erreur quadratique moyenne.

Dans la seconde, on divise k fois l'échantillon, puis on sélectionne un des k échantillons comme ensemble de validation, les $(k-1)$ autres échantillons constitueront l'ensemble d'apprentissage. On calcule comme dans la première méthode l'erreur quadratique moyenne. Puis on répète l'opération en sélectionnant un autre échantillon de validation parmi les $(k-1)$ échantillons qui n'ont pas encore été utilisés pour la validation du modèle. L'opération se répète ainsi k fois pour qu'en fin de compte chaque sous-échantillon ait été utilisé exactement une fois comme ensemble de validation. La moyenne des k erreurs quadratiques moyennes est enfin calculée pour estimer l'erreur de prédiction.

La troisième méthode est un cas particulier de la deuxième, où $k = n$, c'est-à-dire que l'on apprend sur $(n-1)$ observations puis on valide le modèle sur la n -ième observation et l'on répète cette opération n fois.

Dans de récentes études, la validation croisée s'applique pour nos 3 modèles de classification. Elle s'associe à la k -ppv [153-157], à la SVM [158] et aux modèles bayésiens [159]. Ainsi, pour une étude plus approfondie visant à estimer la fiabilité des modèles simulés, nous recommandons la mise en œuvre de la validation croisée.

Conclusion

Nous avons élaboré un système RDF qui, en se basant sur les 6 paramètres décrivant au mieux le comportement des décharges partielles, arrive à classifier l'état de surface d'un isolateur pollué conformément à la norme CEI 60-1.

A partir de ce point, nous avons comparé deux méthodes de réduction de données (ACP et ADL), ainsi que 3 méthodes de classification. Différentes combinaisons de ces dernières ont été étudiées pour une large base d'entraînement.

C'est la k -ppv qui est la plus satisfaisante avec 90% de taux de reconnaissance. Par contre, la classification bayésienne donne de très mauvais résultats, mais grâce à son concept naïf, elle s'améliore par association à l'ADL. La SVM, quant à elle, donne des résultats moyennement bons, et ne s'améliore guère quand elle est combinée aux méthodes de réduction des dimensions. La stratégie, ainsi que les paramètres choisies sont donc à revoir.

Compte tenu des nombreuses et vastes perspectives précédemment citées, les résultats obtenus dans ce travail peuvent être grandement améliorés, et leurs performances mieux estimées, pourvu qu'un bon choix des différentes méthodes à adopter soit établi.

Chapitre IV
Etude de la
pollution des isolateurs
par la technique
des paquets d'ondelettes



Introduction

La *transformée en ondelettes* d'un signal permet de représenter le signal sur un espace bidimensionnel appelé plan temps-échelle, fournissant sur le signal des informations conjointes en temps et en fréquence. Le pavage du plan temps-fréquence induit par cette transformée a pour particularité de permettre une résolution temporelle fine aux hautes fréquences et une résolution fréquentielle fine aux basses fréquences. Cette propriété permet souvent une analyse intéressante du signal mais reste rigide. La décomposition en paquets d'ondelettes est une extension de la transformée en ondelettes discrète permettant de choisir le pavage du plan temps-fréquence. Ce choix est réalisé à travers la sélection d'une base de paquets d'ondelettes. En général, la base est sélectionnée selon le signal traité et selon un critère répondant aux contraintes de l'application. Cette base sera appelée *meilleure base*.

Nous allons présenter ici les différents outils cités ci-dessus. Nous introduisons la transformée en ondelettes continue puis nous parlerons de la transformée en ondelettes discrète et de l'analyse multi-résolution. Nous présentons l'algorithme de décomposition en paquets d'ondelettes. Puis, nous décomposons en premier temps le signal de la tension appliquée en paquets d'ondelettes en exploitant son scalogramme. On termine par appliquer la technique des paquets d'ondelettes sur le signal de courant de fuite en étudiant l'influence de la largeur de la couche polluante ainsi que la classe de pollution.

IV.1. La transformée en ondelettes continue

Afin de clarifier le propos, nous introduisons des notions utiles par l'intermédiaire de définitions sur la transformée de Fourier à court terme puis nous définissons la transformée en ondelettes continue.

IV.1.1. La transformée de Fourier à Court Terme

IV.1.1.1. Définition

La transformée de Fourier est un outil permettant de connaître le comportement fréquentiel d'un signal. En utilisant cette transformation, on perd toute information relative au temps [160]. Pour remédier à cela, et dans le cadre des signaux à énergie finie ($x(t) \in L^2(\mathbb{R})$), on utilise un outil « temps-fréquence » : on restreint l'existence du signal autour

d'une date t , grâce à une fenêtre d'analyse $g(u - t)$ centrée sur cette date, puis on applique sa transformée de Fourier :

$$\int x(u)g(u - t)e^{-i2\pi vu} du. \quad (IV.1)$$

On fait alors glisser cette fenêtre le long du signal, ce qui permet de mesurer le contenu spectral au cours du temps. On appelle cette transformation la transformée de Fourier à Court Terme, on la note STFT (Short Term Fourier Transform).

$$T_x(v, t) = \int x(u)g(u - t)e^{-i2\pi vu} du = \int x(u)g_{v,t}^*(u)du = \langle x(u), g_{v,t}(u) \rangle. \quad (IV.2)$$

Cette transformation peut être vue comme la projection du signal sur des atomes temps fréquences, les $g_{v,t}$. Ces vecteurs sont obtenus par applications successives de deux opérateurs élémentaires à une fonction-mère de référence g . L'opérateur de translation temporelle déplace celle-ci le long de l'axe des temps, tandis que l'opérateur de translation (ou de modulation) fréquentielle la fait glisser le long de l'axe des fréquences. On obtient alors la définition suivante des atomes :

$$g_{v,\tau}(t) = g(t - \tau)e^{i2\pi vt}. \quad (IV.3)$$

IV.1.1.2. Résolution dans le plan temps-fréquence [161]

La STFT ne contient pas plus d'informations que la transformée de Fourier, elle fournit simplement une représentation du signal sur un espace bidimensionnel. $T_x(v, t)$ ne peut cependant pas décrire le contenu du signal strictement à l'instant t et à la fréquence v car l'atome d'analyse $g_{v,\tau}$ est caractérisé par ses extensions conjointes temporelle Δt et fréquentielle Δv .

Une localisation temps-fréquence idéale, infiniment précise, ($\Delta t = 0$ et $\Delta v = 0$) est interdite par le principe de Gabor-Eisenberg qui stipule que la résolution conjointe temps-fréquence est minorée :

$$\Delta t \Delta v \geq \frac{1}{4\pi}, \quad (IV.4)$$

où

$$\Delta t^2 = \frac{\int t^2 |g(t)|^2 dt}{\int |g(t)|^2 dt} \quad \text{et} \quad \Delta v^2 = \frac{\int v^2 |G(v)|^2 dv}{\int |G(v)|^2 dv}, \quad (IV.5)$$

G étant la transformée de Fourier de la fenêtre d'analyse g .

Une représentation dans le plan temps-fréquence conduit à un pavage en cellules élémentaires, dont la forme ne varie ni avec le temps, ni avec la fréquence, comme l'indique la figure IV.1.

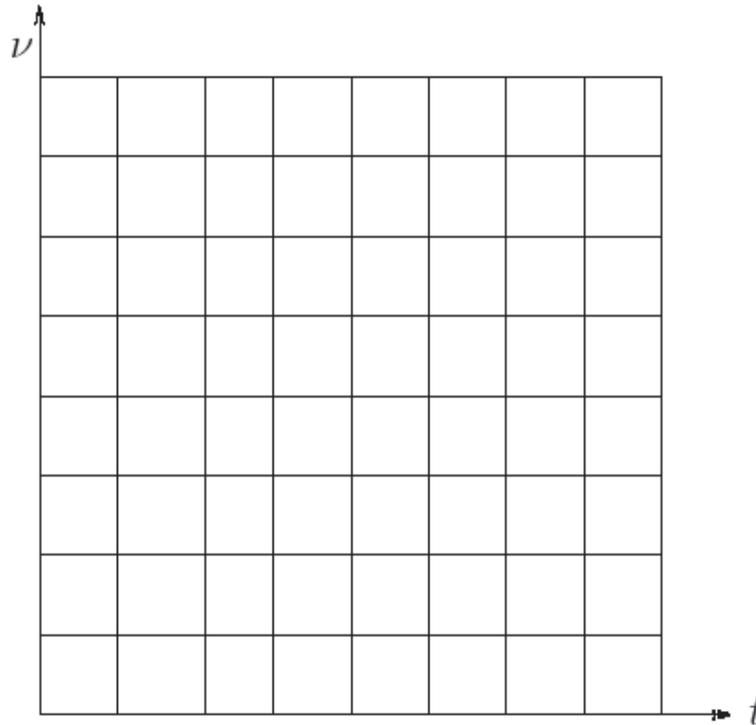


Figure IV.1. Pavage du plan temps-fréquence.

Le choix d'une fenêtre longue conduit à une bonne résolution en fréquence, mais à une résolution temporelle assez mauvaise. De même, une fenêtre courte privilégie la résolution temporelle au détriment de la résolution fréquentielle.

En pratique, on a souvent des signaux composés de bouffées d'activité de courte durée, contenant des hautes fréquences, superposées à des composantes basses fréquences de longue durée. Il s'avère alors nécessaire de disposer d'une grande résolution temporelle dans les hautes fréquences afin de déterminer les instants d'occurrence de ces bouffées, tandis que dans les basses fréquences, une bonne résolution fréquentielle aura l'avantage de mieux caractériser les composantes de longues durées.

Ce problème peut être résolu en utilisant des fenêtres telles que $\frac{\Delta\nu}{\nu} = Q = cste$. C'est ce que réalise la transformée en ondelettes.

IV.1.2. La transformée en ondelette continue [162]

IV.1.2.1. Définition

La transformée en ondelettes continue réalise une projection sur un ensemble de fonctions appelées classiquement ondelettes et dont la construction diffère de celle de la STFT : on remplace la variable de fréquence ν par celle d'échelle a . Cette modification est induite par l'utilisation d'un nouvel opérateur élémentaire pour la construction des vecteurs de base. Partant d'une fonction ψ de $L^2(\mathbb{R})$ de moyenne nulle, l'ondelette mère, ceux-ci sont obtenus par action conjointe des opérateurs de dilatation en échelle :

$$\psi(t) \mapsto \psi_a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t}{a}\right), \quad (\text{IV.6})$$

et de translation en temps :

$$\psi(t) \mapsto \psi_\tau(t) = \psi(t - \tau). \quad (\text{IV.7})$$

L'opérateur de dilatation fait subir à une fonction ψ un changement d'échelle de facteur a : cela revient à pratiquer sur le graphe $(t, \psi(t))$ une homothétie de paramètre a sur l'axe des temps et $\frac{1}{\sqrt{a}}$ sur celui des amplitudes. Le choix du facteur multiplicatif $\frac{1}{\sqrt{a}}$ est guidé par la volonté de préserver l'énergie du motif analysant. Les atomes s'écrivent donc :

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), \quad (\text{IV.8})$$

et définissent l'espace bidimensionnel : le plan temps-échelle, dans lequel l'information du signal $x(t)$ va être représentée. La transformée en ondelette continue CWT (Continuous Wavelet Transform) peut alors être définie par :

$$\begin{aligned} L^2(\mathbb{R}) &\mapsto L^2(\mathbb{R}^2) \\ x(t) &\mapsto CWT_x(a, t) = \int x(u) \psi_{a,t}^*(u) du = \langle x(u), \psi_{a,t}(u) \rangle. \end{aligned} \quad (\text{IV.9})$$

Cette transformation est inversible, à condition que l'ondelette mère vérifie la condition, dite d'admissibilité :

$$\int |\Psi(v)|^2 \frac{dv}{v} = C_\Psi < +\infty, \quad (\text{IV.10})$$

où $\Psi(v)$ est la transformée de Fourier de $\psi(t)$. Cette condition signifie que l'ondelette oscille, c'est-à-dire :

$$\Psi(0) = \int \psi(t) dt = 0. \quad (\text{IV.11})$$

IV.1.2.2. Résolution dans le plan temps-échelle

La condition d'admissibilité donne à la fonction ondelette un caractère de type passe bande qui permet de lui associer une fréquence caractéristique $v_\psi = \int_0^{+\infty} v |\Psi(v)|^2 dv$ où $\Psi(v)$ est la transformée de Fourier de l'ondelette mère $\psi(t)$.

La transformée de Fourier de l'ondelette ψ_a , dilatée de ψ à l'échelle a , s'écrit $\Psi_a(v) = \sqrt{a} \Psi(av)$. L'opérateur de dilatation translate donc la fréquence caractéristique selon :

$$v_{\psi_a} = \frac{v_\psi}{a}. \quad (\text{IV.12})$$

Nous verrons alors l'analyse temps-échelle comme une exploration particulière du plan temps-fréquence. L'aire des cellules élémentaires, appelés *logons*, qui couvrent le plan temps-échelle est ainsi préservée mais ceux-ci se déforment et s'allongent le long de l'axe temporel à mesure que l'échelle a augmente, comme le montre le pavage présenté par la figure IV.2.

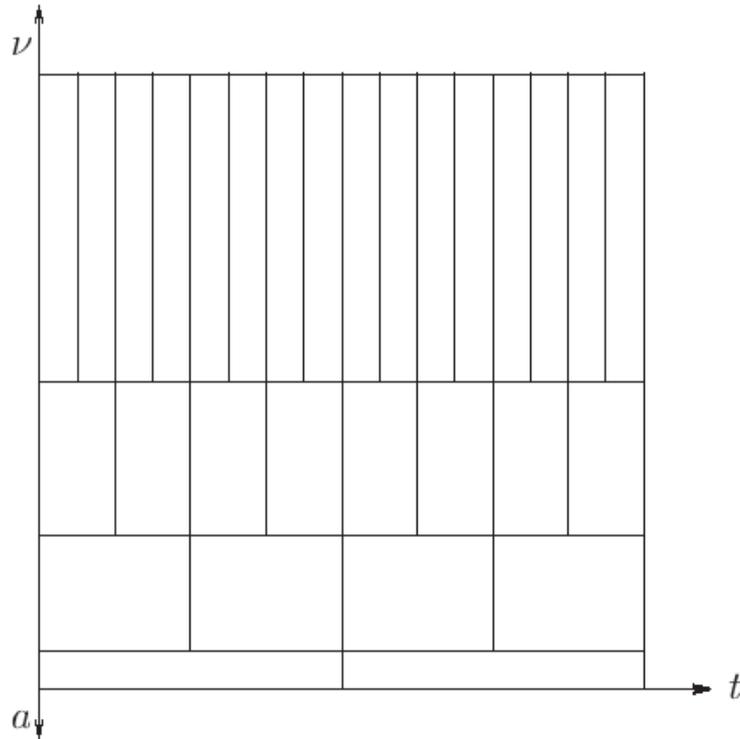


Figure IV.2. Pavage du plan temps-échelle.

Ce mécanisme de déformation des cellules contient l'essentiel de la richesse de l'analyse temps-échelle. Elle permet, lorsqu'on sélectionne une échelle a petite, d'effectuer une analyse du signal très localisée en temps (vue de détail) et pour une échelle a grande, de réaliser une analyse sur un horizon beaucoup plus grand (vue d'ensemble).

La CWT travaille donc à résolution relative constante. L'analyse des hautes fréquences est réalisée à résolution fréquentielle pauvre, mais permet une localisation temporelle fine (et inversement).

IV.1.3. Discrétisation de la CWT [163]

Le facteur d'échelle a et le pas de translation τ sont des réels et la transformée en ondelettes est continue et donc redondante. Le plan temps-fréquence est sur-analysé. Il est donc évident qu'une discrétisation de la transformée doit être envisagée si on souhaite obtenir une transformation non redondante. Le pavage temps-fréquence obtenu par la transformation en ondelettes suggère une méthode de discrétisation exponentielles pour les échelles et pour le temps. Dans l'expression $\psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)$ le pas de translation à l'échelle a est $\frac{\tau}{a}$. On posera donc :

$$a = a_0^m \text{ et } \tau = n\tau_0 a_0^m \text{ avec } a_0, \tau_0 \in \mathbb{Z}, \quad (\text{IV.13})$$

d'où l'expression de la transformée en ondelettes discrète donnée ci-après.

$$DWT_x(m, n) = CWT_x(a = a_0^m, \tau = n\tau_0 a_0^m) = \int x(u)\psi_{j,k}^*(u)du = \langle x(u), \psi_{j,k}(u) \rangle. \quad (\text{IV.14})$$

Si on choisit $a_0 = 2$ et $\tau_0 = 1$, on parle alors de *transformée dyadique*.

Certaines ondelettes peuvent être générées par analyse multi-résolution (AMR). Nous allons voir dans le paragraphe suivant comment les coefficients de la transformée en ondelettes discrète d'un signal peuvent être obtenus par l'AMR.

IV.2. L'analyse multi-résolution

IV.2.1. Définition

L'analyse en multi-résolution permet de décomposer un signal en différentes bandes de fréquences, ce qui donne une vue de la plus fine à la plus grossière.

Soit φ la fonction échelle. Elle doit être L^2 et avoir une moyenne non nulle. On forme une base de fonctions d'échelle pour tout $j \in \mathbb{Z}$ comme suit :

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \varphi(2^{-j}t - k), \quad (\text{IV.15})$$

et de la même manière la base d'ondelette ψ :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k). \quad (\text{VI.16})$$

Le facteur d'échelle dyadique mène à :

$$\varphi(t) = \sum_k 2^{-k} h(k) \varphi(2t - k), \quad (\text{IV.17})$$

$$\psi(t) = \sum_k 2^{-k} g(k) \psi(2t - k). \quad (\text{IV.18})$$

Les expressions IV.17 et IV.18 représentent la décomposition de la fonction échelle et de la fonction ondelette en combinaisons linéaires de la fonction échelle à la résolution haute suivante directement [164].

On note que $h(k)$ et $g(k)$ sont les filtres passe bas et passe haut respectivement lors d'une décomposition par ondelettes.

IV.2.2. Algorithme pyramidal

IV.2.2.1. Présentation de l'algorithme

L'analyse multi-résolution d'un signal revient à le décomposer en différentes échelles, en approximation et en détail. S. Mallat [165] propose un algorithme rapide permettant de calculer les coefficients de détails et d'approximations en utilisant des filtrages et décimations successifs.

La figure IV.3 présente cet algorithme : les coefficients de détail (les d_i) sont obtenus par filtrage passe haut (filtre h_l) puis décimation par 2 ; les approximations (les a_i) sont obtenues

de la même manière par filtrage passe bas (g_1). Pour obtenir les coefficients de détails aux résolutions supérieures, il suffit de réitérer ces étapes sur les coefficients d'approximation.

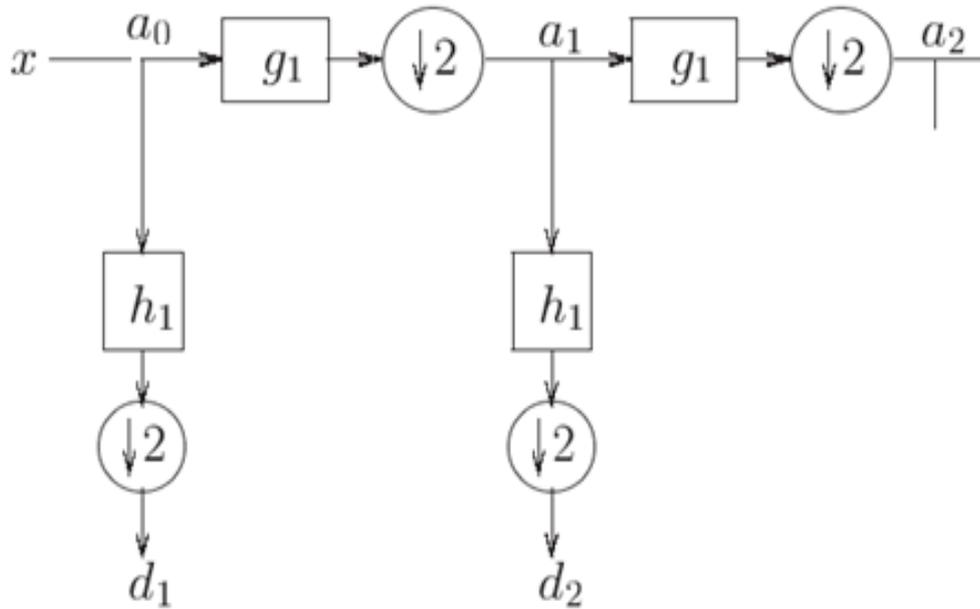


Figure IV.3. Algorithme pyramidal de Mallat.

On peut reconstruire le signal grâce à des filtres h_2 et g_2 selon l'algorithme présenté à la figure IV.4. L'approximation a_n à un niveau donné n est la somme des coefficients de détail d_{n+1} et d'approximation a_{n+1} du niveau supérieur préalablement filtrés et rééchantillonnés.

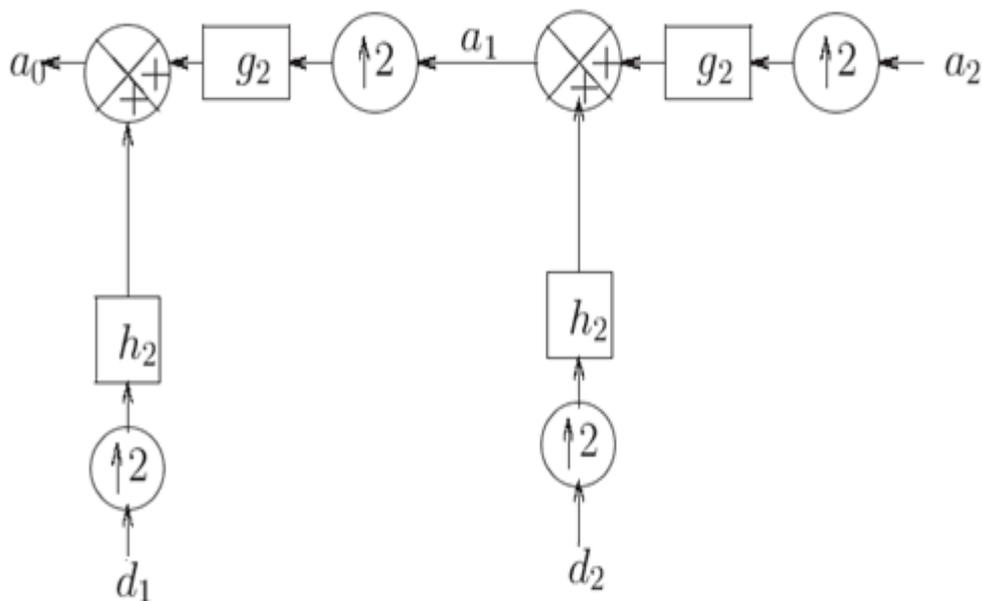


Figure IV.4. Algorithme de reconstruction du signal.

IV.2.2.2. Filtrage par bande

D'un point de vue fréquentiel, le signal apparaît comme décomposé suivant différentes bandes. La figure IV.5 présente ce point de vue.

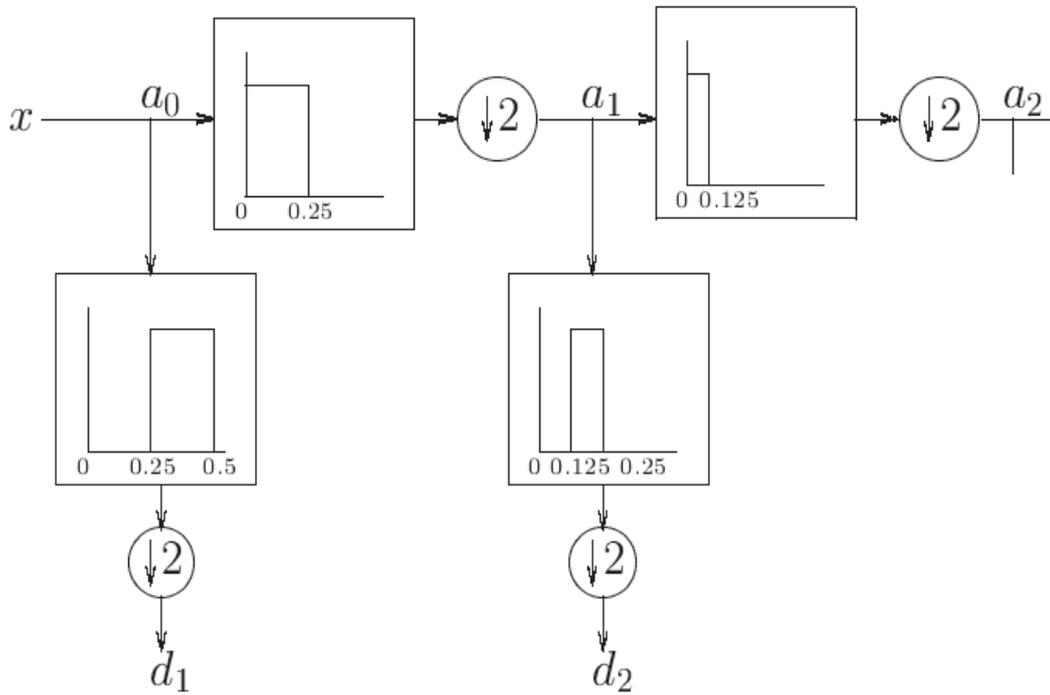


Figure IV.5. Algorithme pyramidal de Mallat : point de vue fréquentiel.

Les filtres h_1 et g_1 sont liés aux filtres exhibés par les relations IV.17 et IV.18. Ils sont symétriques par rapport à $\pi/2$, de puissances complémentaires. Ce sont des filtres miroirs en quadrature (QMF : Quadrature Mirror Filter) [166].

Les choix sur les filtres déterminent les ondelettes associées. Ce sont aussi ces filtres qui permettent de représenter au mieux la décomposition en sous-bandes du signal.

La figure IV.6 présente la décomposition en base d'ondelettes du signal x composé de N points. L'arbre de décomposition a $\log_2(N)$ niveaux. A chaque niveau, la résolution temporelle est divisée par 2, au dernier niveau les coefficients de détails sont représentés par un unique point, la résolution temporelle est nulle et la résolution fréquentielle est maximum. Le signal est décomposé en $N-1$ coefficients de détail et 1 coefficient d'approximation (la composante de plus basse fréquence du signal).

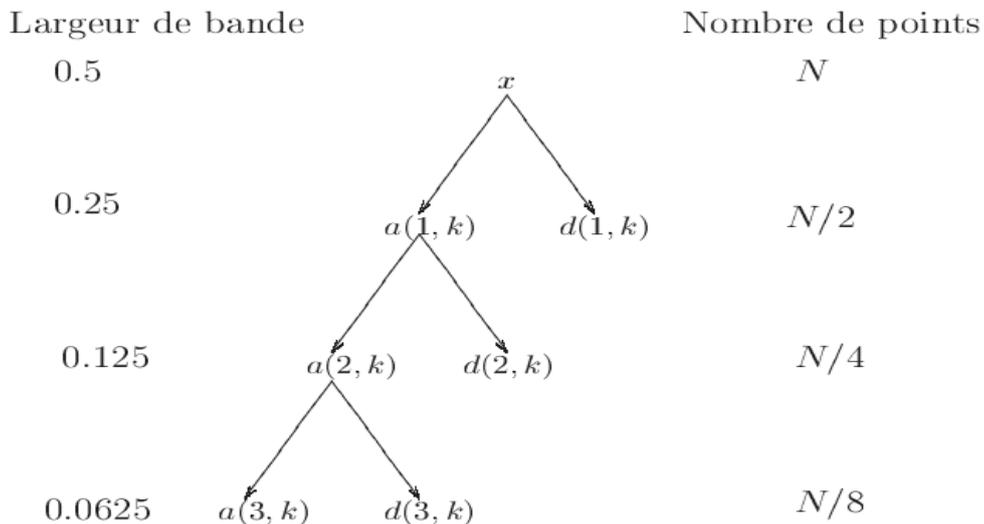


Figure IV.6. Arbre de décomposition d'un signal sur une base d'ondelettes.

IV.3. Décomposition en paquets d'ondelettes, bases de paquets d'ondelettes

La caractéristique principale de la transformée en ondelettes est de permettre une analyse à des résolutions variables selon les échelles d'analyse. Un phénomène lent de longue durée ne nécessite pas une bonne localisation temporelle, tandis que les événements rapides sont traités avec une résolution temporelle précise, au détriment de la précision fréquentielle. L'approche par paquets d'ondelettes est différente : elle offre une librairie d'ondelettes organisées en fonction de leurs propriétés d'analyse et de localisation temps-fréquence, et donc de filtrage passe-bande, selon une architecture d'arbre binaire. Cette architecture permet alors de mettre en œuvre des algorithmes de recherche de bases adaptés à la fois aux propriétés temps-fréquence souhaitées et au signal analysé, que l'on dénomme classiquement "meilleures bases".

De plus, cette décomposition présente l'avantage d'être définie et mise en œuvre à partir d'outils théoriques et d'algorithmes développés pour la transformée discrète en ondelettes (DWT).

IV.3.1. Décomposition en paquets d'ondelettes

Les paquets d'ondelettes ont été définis par en généralisant la relation entre les approximations multi-résolution et les ondelettes. Un espace V_j d'une approximation multi-résolution se décompose en un espace de résolution plus basse V_{j+1} et un espace de détails W_{j+1} . Alors que la décomposition en ondelettes se contente de décomposer les espaces d'approximations V_j et garde intacts les espaces de détails W_j , la décomposition en paquets d'ondelettes opère encore sur les espaces de détails pour en déduire de nouvelles bases.

Les figures IV.7 et IV.8 décrivent d'une manière simple la différence entre la décomposition en ondelettes et celle en paquets d'ondelettes. La première consiste à décomposer V_j en V_{j+1} et W_{j+1} puis à réitérer cette procédure uniquement pour V_{j+1} ensuite V_{j+1} jusqu'à l'obtention de V_j et W_j alors que la deuxième applique cette décomposition à V_{j+1} mais aussi à W_{j+1} et redécompose chacun des sous espaces obtenus en utilisant le même banc de filtres associé à l'analyse multi-résolution.

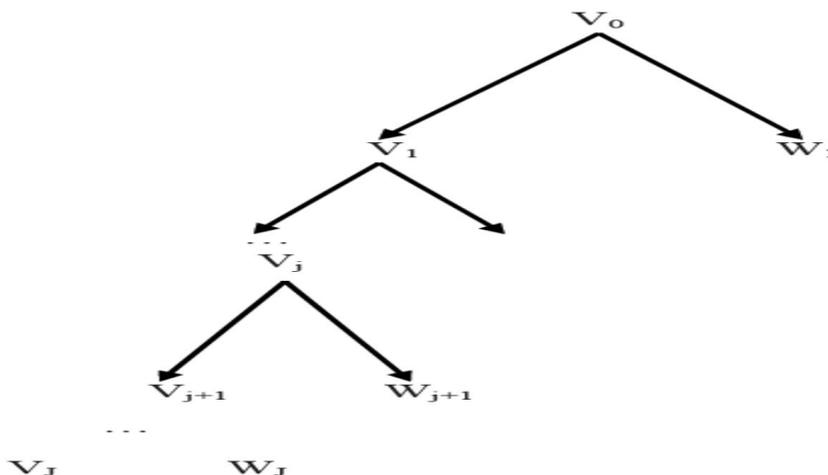


Figure IV.7. Décomposition en ondelettes à l'ordre J.

Pour mieux illustrer la décomposition en paquets d'ondelettes associée à la construction des bases, on donne le schéma suivant : soit $j \in \mathbb{Z}$, pour chaque échelle j . Les valeurs possibles du paramètre n qui numérote les paquets sont : $0, 1, \dots, 2^j - 1$. Dans la suite, l'espace V sera remplacé par W .

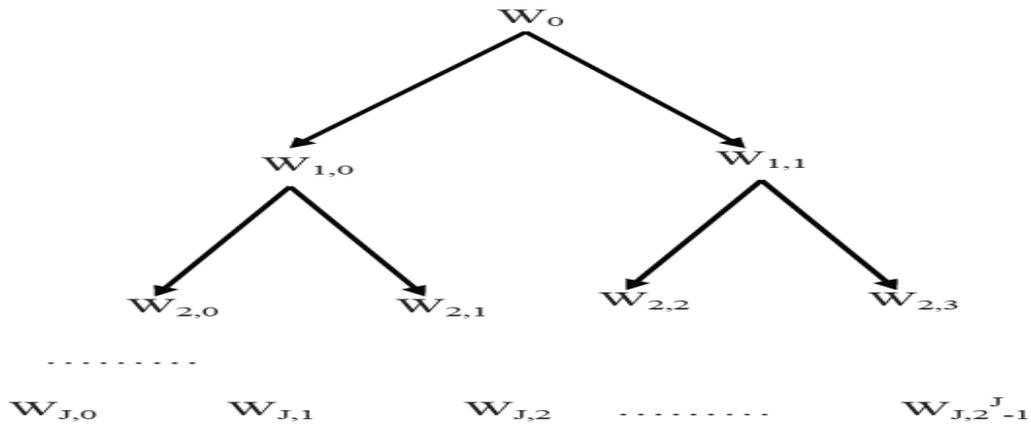


Figure IV.8. Décomposition en paquets d'ondelettes à l'ordre J .

Les paquets d'ondelettes sont indexés par trois paramètres : l'échelle, l'index et la position. j peut être interprété comme un paramètre d'échelle, n comme un index de chaque nœud de l'échelle j et k correspond à la bande spectrale [167]. Pour les différentes valeurs de j et n , la décomposition en paquets d'ondelettes est organisée en arbres. L'arbre tracé en figure IV.9 est créé pour un niveau de décomposition égal à quatre, où g_1 et h_1 sont les filtres QMF associés aux fonctions échelle φ et ondelette ψ .

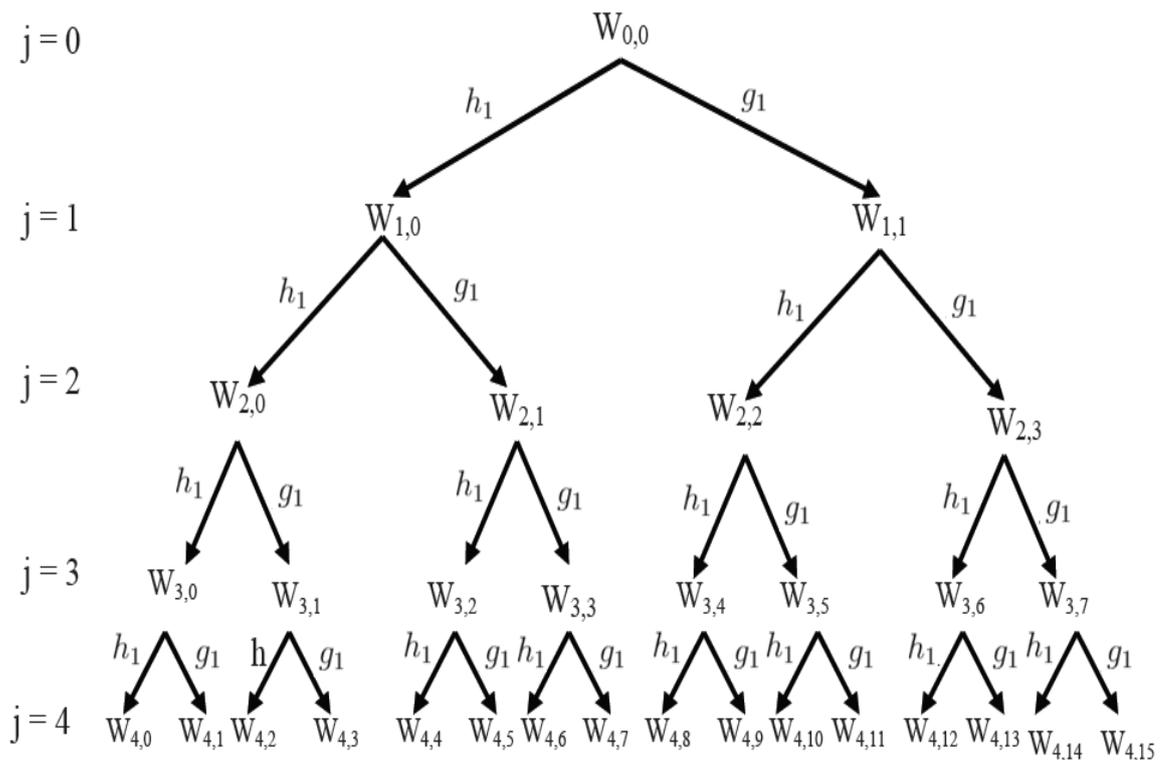


Figure IV.9. Arbre obtenu après décomposition en paquets d'ondelettes.

L'arbre obtenu après décomposition en paquets d'ondelettes peut être présenté en introduisant le niveau d'échelle et le numéro de paquet pour chaque niveau de décomposition

(figure IV.9). Une autre façon de représenter l'arbre est de numéroter les paquets par ordre croissant (figure IV.10).

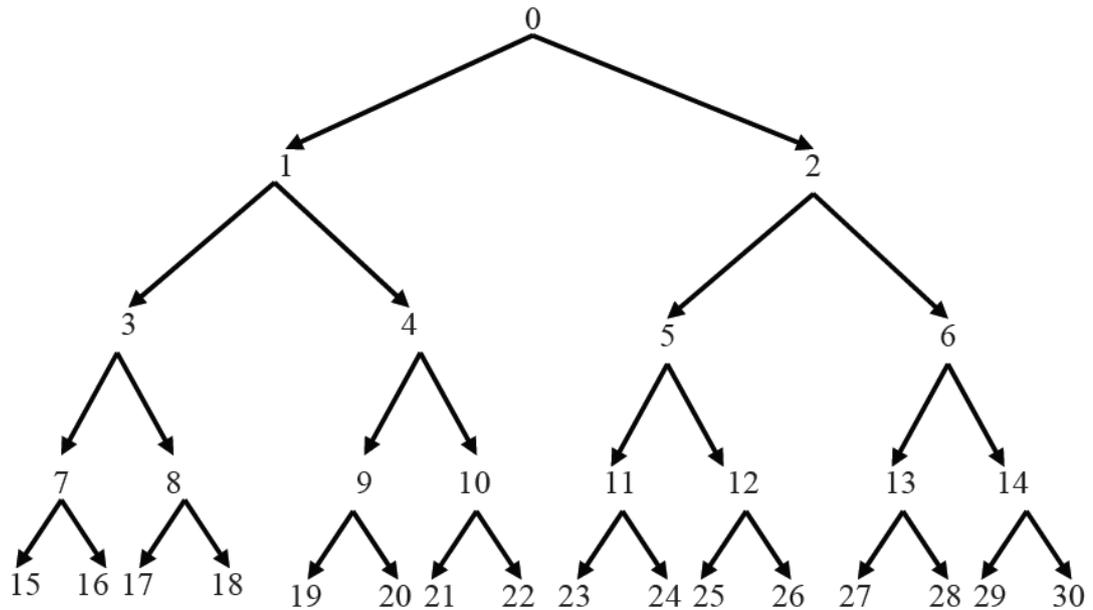


Figure IV.10. Arbre obtenu après décomposition en paquets d'ondelettes, paquets numérotés.

IV.3.2. Arbre admissible

L'arbre binaire de décomposition en paquets d'ondelettes donne une représentation fortement redondante du signal. Si l'on souhaite travailler avec une représentation non redondante, il faut choisir une base de paquets, c'est-à-dire un ensemble de nœuds dont la projection dans l'espace temps-fréquence forme une partition [168]. Celle-ci est obtenue à partir de la notion d'arbre admissible. On appelle arbre admissible tout arbre qui permet une reconstruction exacte du signal de départ. Il est représenté par un arbre binaire dont chaque nœud est 0 ou 2 fils ; la base sera constituée de tous les nœuds n'ayant pas de fils.

La figure IV.11 représente deux exemples de bases de paquets d'ondelettes. Les nœuds choisis dans la constitution de la base sont entourés par des carrés. On voit que si on élague les arbres au niveau des nœuds choisis, on obtient des arbres admissibles.

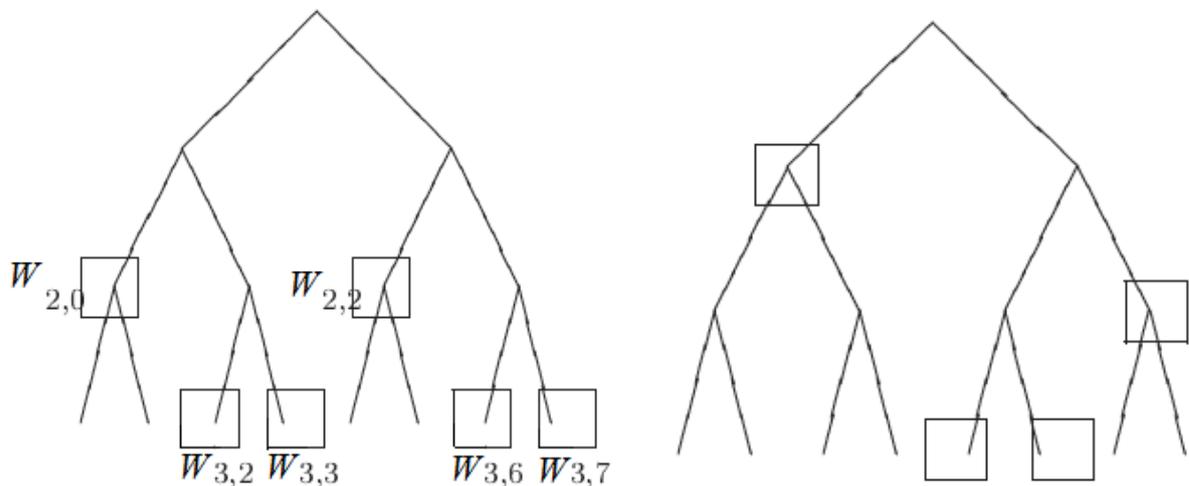


Figure IV.11. Exemples de bases de paquets d'ondelettes.

Obtenir la meilleure base de décomposition, revient à rechercher l'ensemble des coefficients d'approximation et de détail les mieux adaptés pour représenter le signal et l'information qui nous intéresse. Nous présenterons des exemples d'algorithmes de sélection de meilleure base dans ce qui suit.

IV.3.3. Sélection de la meilleure base des paquets d'ondelettes

A chaque niveau de l'arbre complet, toute l'information du signal est représentée. Un découpage fréquentiel régulier correspond à chaque niveau de décomposition donné. Si on complète la décomposition jusqu'à avoir un seul point dans chaque paquet terminal, la fréquence est alors représentée par ce point. Toute l'information temporelle est alors cachée et on a une décomposition purement fréquentielle du signal.

Deux facteurs importants déterminent la sélection d'une meilleure base : le choix de la représentation sur laquelle s'appuiera la sélection d'une part, et le critère de sélection utilisé d'autre part. Le critère devra être adapté aux objectifs de traitement : dans un objectif de compression, il mesure le degré de concentration du signal sur une base. Dans un problème de classification supervisée, il sera fonction de la capacité à discriminer les classes. Dans un objectif de détection, il sera défini pour permettre une séparation optimale des différentes composantes fréquentielles du signal (cas des ruptures fréquentielles) [169].

Dans le cas des paquets d'ondelettes, la meilleure base est obtenue à partir de l'arbre de décomposition dyadique du signal. Le principe d'une telle décomposition est, comme on l'a déjà précisé, de diviser de manière itérative chaque paquet en deux nouveaux paquets obtenus par filtrage passe-bas et passe-haut sur la moitié de la bande fréquentielle. Ainsi à une itération i de la décomposition, chaque paquet couvre une fraction $1/2^i$ de la bande fréquentielle, d'où le terme de sous-bande qualifiant chaque paquet.

IV.3.3.1. Les algorithmes fondamentaux de recherche de la meilleure base

La notion de meilleure base associée aux librairies de bases orthogonales était utilisée dans le cadre de la compression des signaux [170]. L'idée de cette méthode est de trouver la base sur laquelle l'information est la plus concentrée. Un critère additif est défini pour mesurer ce degré de concentration. L'optimum global est obtenu par une stratégie de recherche locale. Cette méthode présente un caractère de généralité dans la mesure où elle définit une stratégie de recherche de l'optimum applicable à tout critère correspondant à une mesure additive. Le coût fréquemment utilisé est l'entropie de Shannon. Pour une série discrète $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, l'entropie de Shannon est définie par :

$$M(x) = - \sum_{i=1}^N (x_i)^2 \log(x_i)^2, \quad (\text{IV.19})$$

avec $(x_i)^2 \log(x_i)^2 = 0$ si $x_i = 0$.

$M(x)$ est une fonction mathématique qui, intuitivement, correspond à la quantité d'information contenue ou délivrée par une source d'information. Du point de vue d'un

récepteur, plus la source émet d'informations différentes, plus l'entropie (ou incertitude sur ce que la source émet) est grande, et vice versa. Plus le récepteur reçoit d'information sur le message transmis, plus l'entropie (incertitude) vis-à-vis de ce message décroît. La définition de l'entropie d'une source selon Shannon est telle que plus la source est redondante, moins elle contient d'information. Le calcul de l'entropie d'un signal électrique donne une mesure de l'information minimale que nous devons conserver afin de représenter ces données sans pertes [171].

IV.3.3.2. Algorithme de Coifman et Wicherhauser [172-173]

A partir d'une décomposition complète en paquets d'ondelettes, la recherche de la meilleure base est effectuée du bas vers le haut, en comparant le coût de deux sous-bases possibles : la sous-base correspondant à un nœud père, et celle résultant de l'union de ses deux fils. Si le critère est minimum au niveau du père, on conserve celui-ci, sinon on remplace le père par ses deux fils.

En désignant par B une librairie de bases organisée en arbres binaires de profondeur maximale J , l'algorithme peut être résumé de la manière suivante :

- A_{J-1} est la meilleure base initiale constituée des sous-bases $\{B_{j,n}\}, n = 0, \dots, 2^j - 1$;
- pour chaque niveau $j = J - 2$ à 0 , pour chaque nœud $n = 0, \dots, (2^j - 1)$, la meilleure sous-base $A_{j,n}$ est obtenue par :

$$A_{j,n} = \begin{cases} B_{j,n} & \text{si } M(B_{j,n}x) \leq M(A_{j+1,2n}x) + M(A_{j+1,2n+1}x) \\ A_{j+1,2n} \oplus A_{j+1,2n+1} & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{IV.20})$$

Le fait, d'une part, d'effectuer ce traitement à partir du bas de l'arbre en prenant comme base initiale la totalité de ses feuilles, et de retenir exclusivement comme sous-base les deux fils ou leur père d'autre part, garantit la convergence de l'algorithme vers l'obtention d'une base optimale admissible.

IV.4. Application de la technique des paquets d'ondelettes

L'utilisation de la technique des paquets ondelettes a pour objectif de caractériser l'état de surface de l'isolateur. Nous exploitons en premier lieu le signal de la tension appliquée pour la conductivité uniforme en utilisant l'analyse temps-fréquence de la décomposition en paquets d'ondelettes. En deuxième lieu et pour la conductivité non-uniforme (pollution de la couche centrale), le signal du courant de fuite est décomposé en paquets d'ondelettes pour comprendre le comportement des composantes fréquentielles avec l'augmentation de la largeur de la couche polluée. Une classification de la sévérité de la pollution des isolateurs sera aussi étudiée.

IV.4.1. Etude du signal de la tension appliquée pour une pollution uniforme

Le signal de la tension appliquée subit une décomposition par l'ondelette de *Daubechies 4 (db4)* jusqu'au niveau 10. L'arbre obtenu après cette décomposition est

représenté par la figure IV.12, après application de l'algorithme de Coifman et Wicherhauser (point IV.3.3.2), permet d'obtenir l'arbre binaire admissible (figure IV.13) qui donne la meilleure base de décomposition pour les quatre conductivités choisies et ainsi le meilleur niveau de décomposition, égal au niveau 3 dans notre cas (figure IV.14). Le passage par ces opérations jusqu'au meilleur niveau va nous permettre d'obtenir le nœud ou le coefficient (approximation ou détail) qui représente le mieux notre signal sans pertes d'informations et qui pourra servir au diagnostic de l'état de surface des l'isolateur. L'obtention du niveau 3, comme étant le niveau optimal de décomposition, est observée aussi sur le premier nœud sans fils (entouré en rouge) des arbres admissibles. Dans ce cas, la base de données G2Mod2 est exploitée.

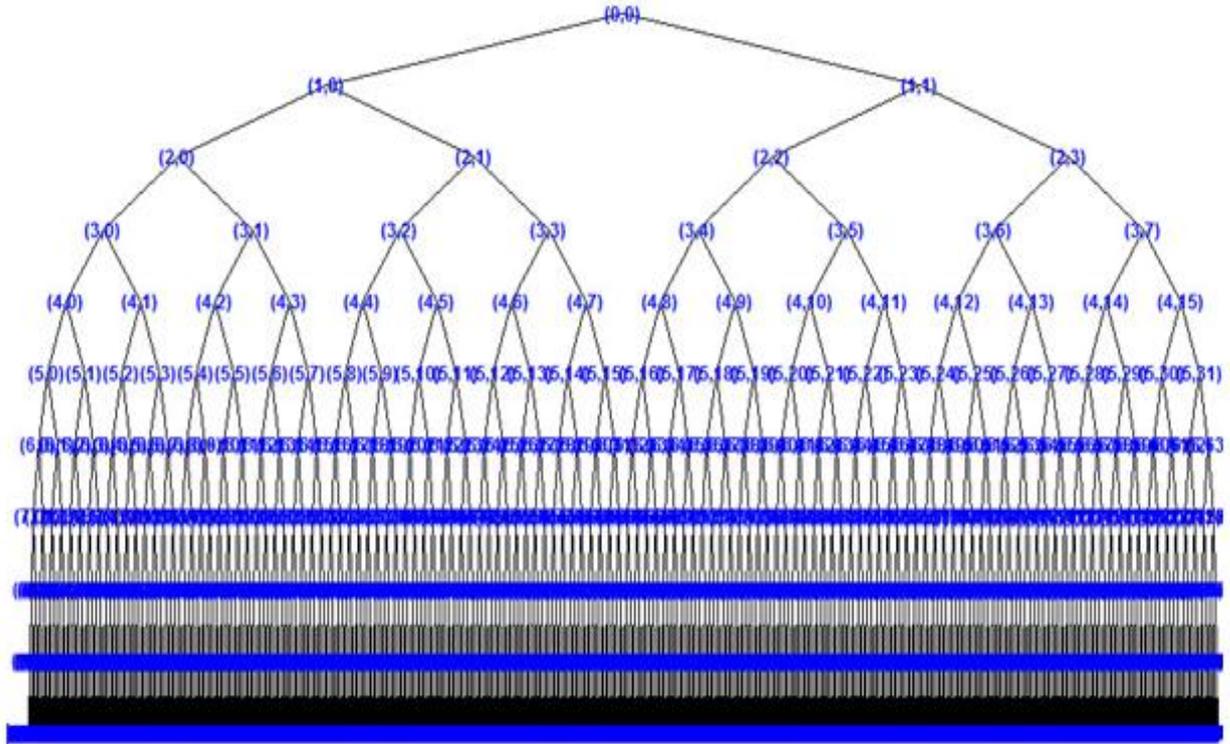
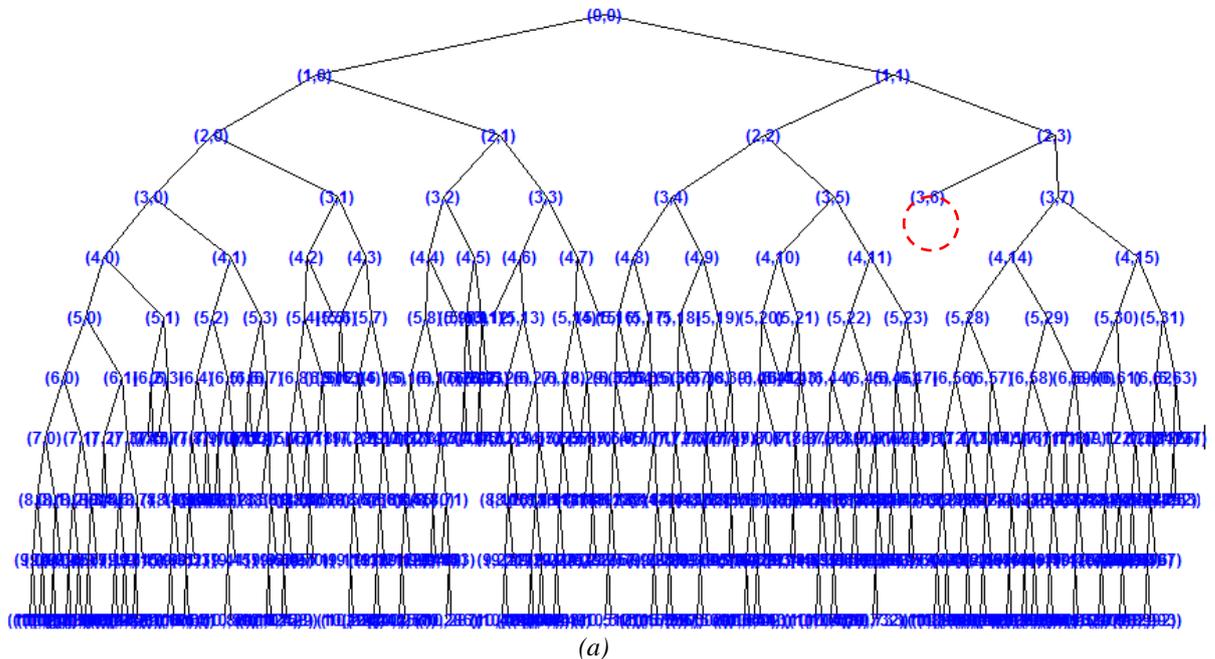
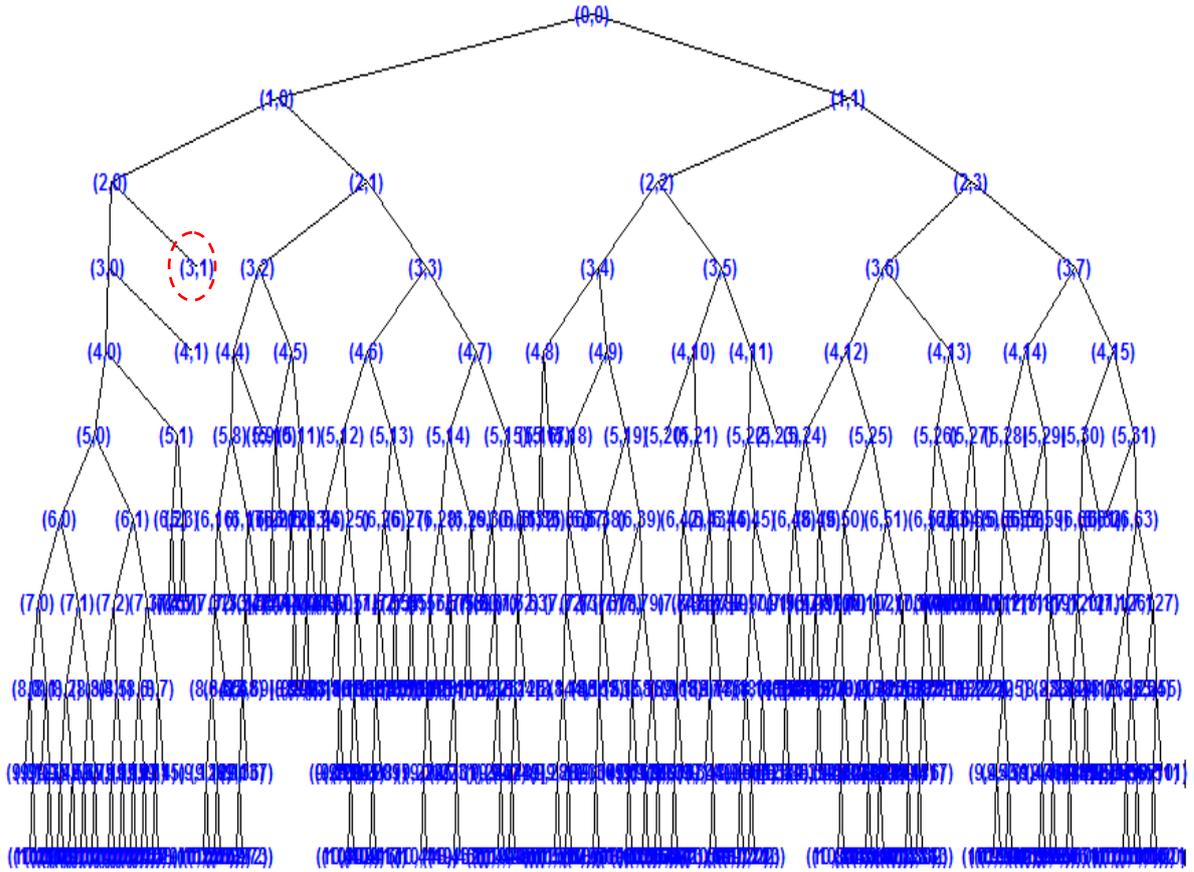


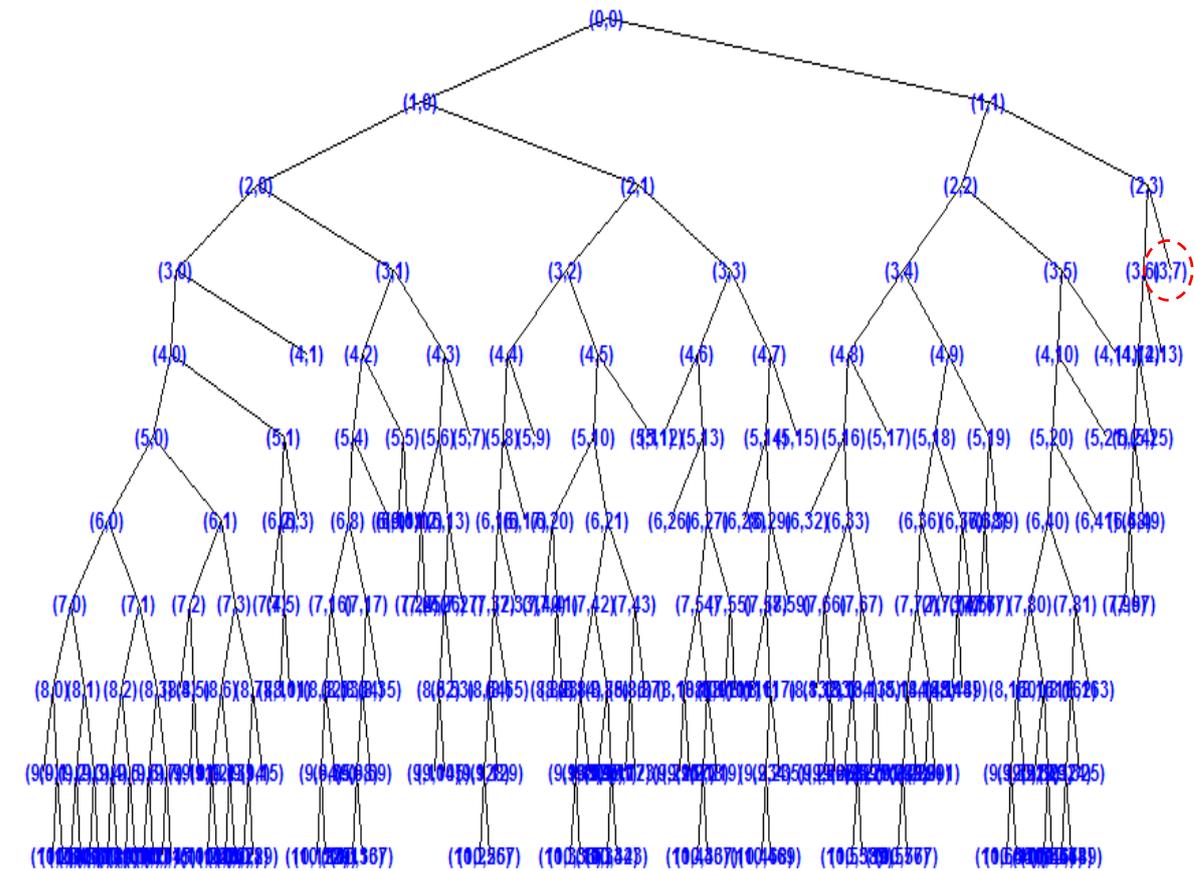
Figure IV.12. Arbre binaire initial de la décomposition en paquets d'ondelettes jusqu'au niveau 10.



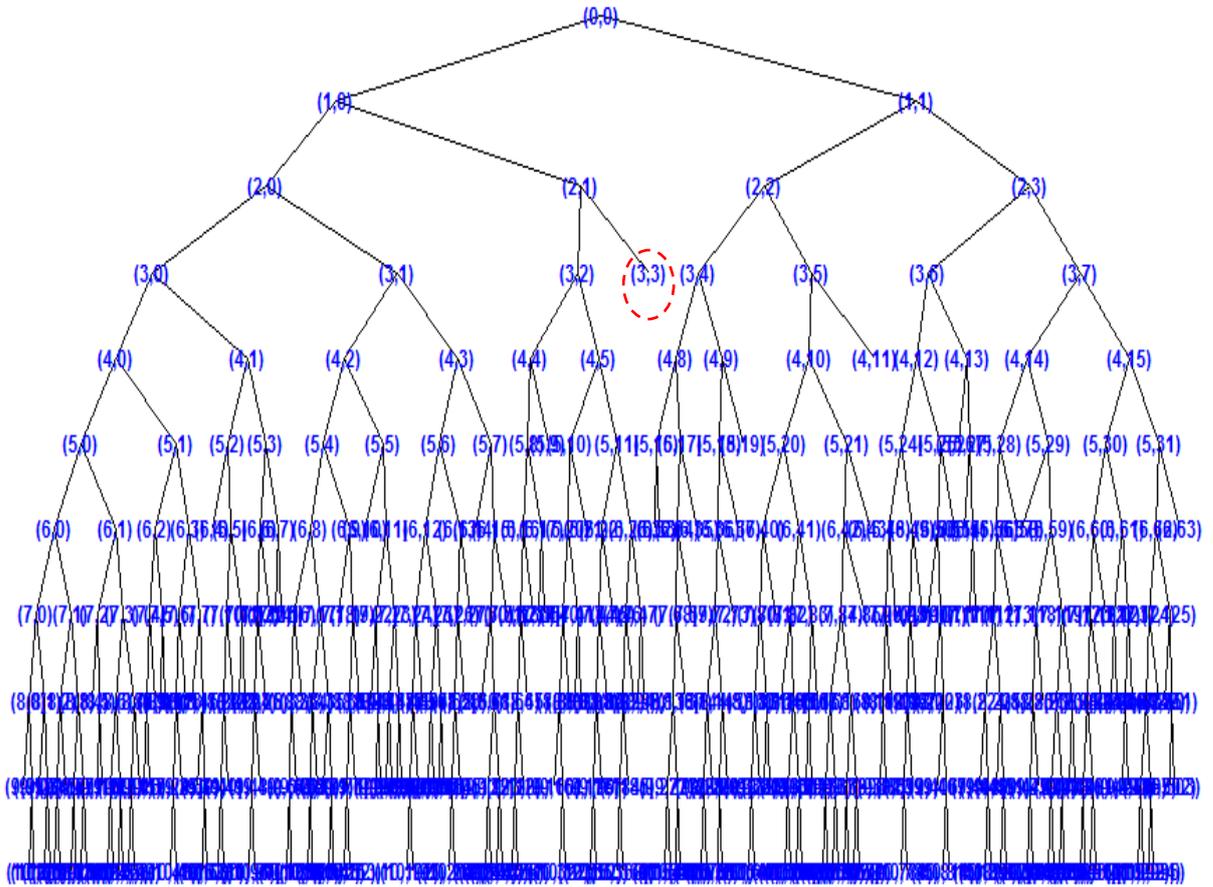
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure IV.13. Meilleur arbre de décomposition en paquets d'ondelettes pour (a) une conductivité de $10 \mu\text{S/cm}$, (b) une conductivité de $710 \mu\text{S/cm}$, (c) une conductivité de 1.2 mS/cm , (d) une conductivité de 10.1 mS/cm .

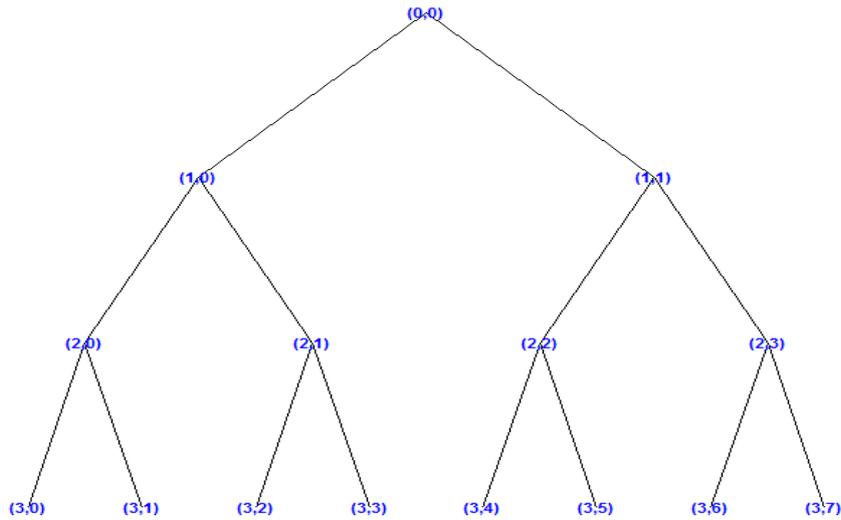


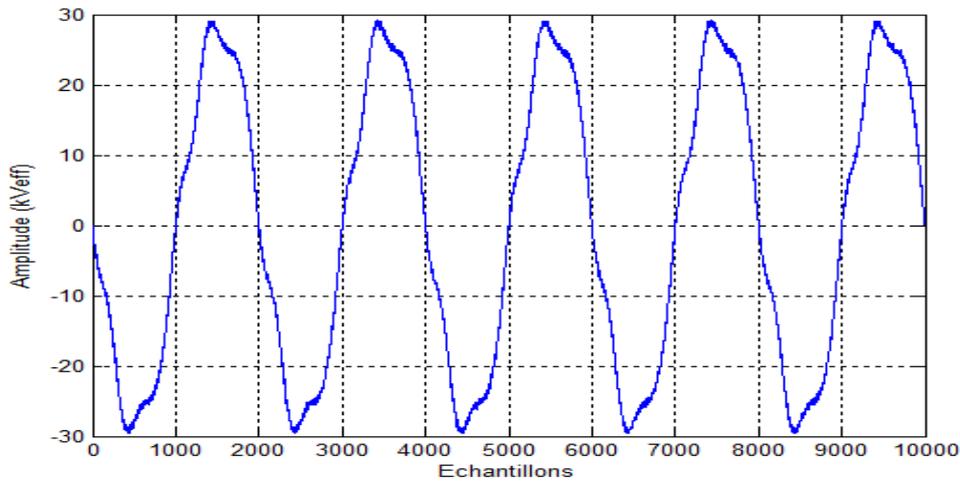
Figure IV.14. Meilleur niveau de décomposition en paquets d'ondelettes.

La figure IV.15 montre les différentes formes d'onde de la tension appliquée obtenues pour quatre conductivités différentes à 15 kV_{eff} . Pour la plus faible conductivité, $10 \mu\text{S/cm}$, nous remarquons que le signal de la tension affiche de multiples distorsions au niveau de la crête et au voisinage de l'axe des temps dues à des perturbations qui oscillent à des fréquences très faibles indiquant que l'activité des décharges parallèles à la surface n'est pas importante.

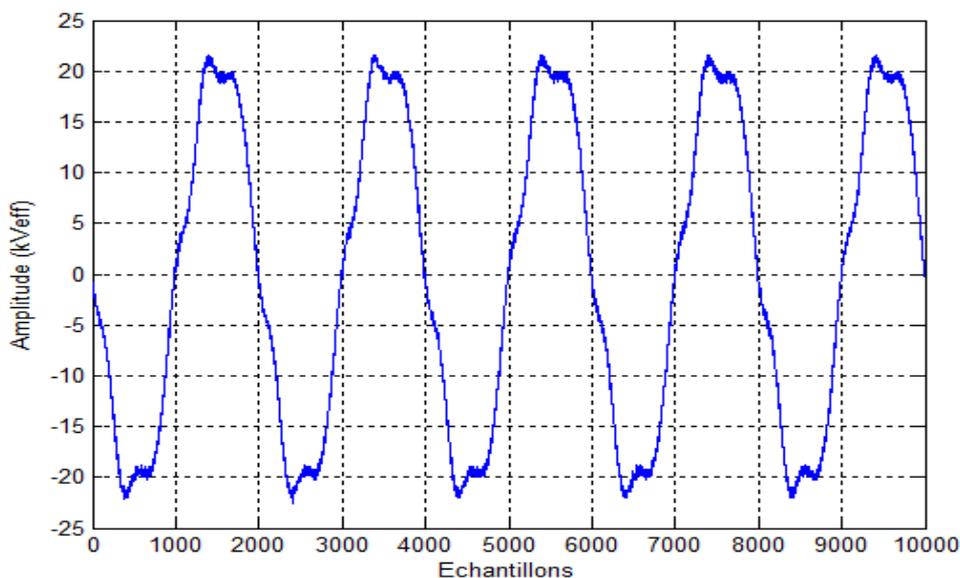
Pour la conductivité $710 \mu\text{S}/\text{cm}$, nous constatons que les perturbations sur l'onde de la tension appliquée s'intensifient avec des chutes de tension plus remarquables au niveau de la crête et au voisinage de l'axe des temps indiquant que les décharges parallèles deviennent de plus en plus nombreuses à la surface de l'isolateur. Nous pouvons également dire que l'assèchement du modèle plan est plus rapide vue l'augmentation de l'activité des décharges électriques.

Pour la conductivité $1.2 \text{ mS}/\text{cm}$, considérée comme élevée, les perturbations gagnent pratiquement toutes les régions du signal de la tension appliquée. Cela peut être expliqué par l'assèchement encore plus rapide dû à la diminution de la résistance de la couche polluée en présence de solution hautement conductrice.

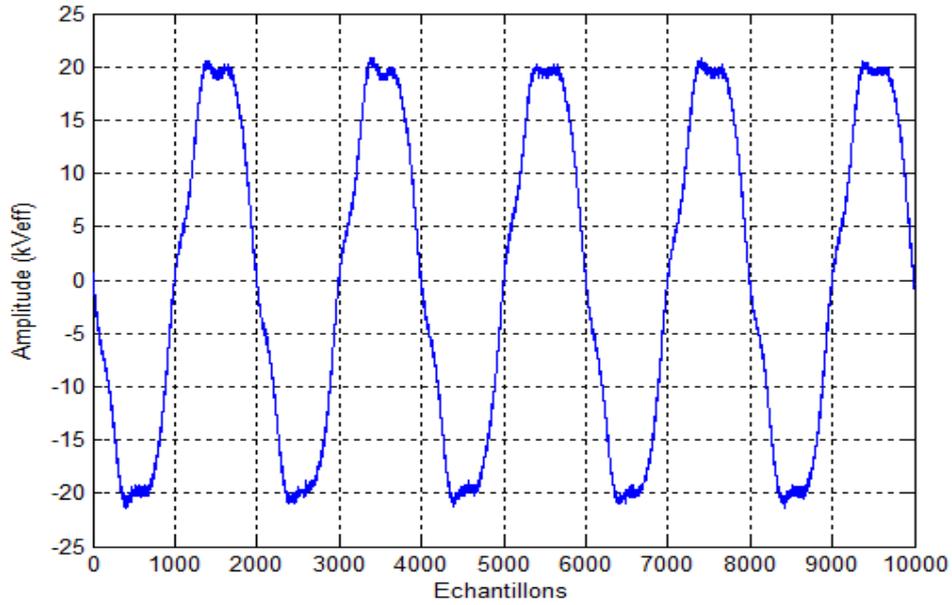
Pour la très haute conductivité $10.1 \text{ mS}/\text{cm}$, la cassure de l'onde de tension est très visible pour ce niveau de tension à cause de l'assèchement ultra rapide de la plaque qui intensifie les zones sèches à la surface de l'isolateur. Le champ électrique est très élevé dans ces espaces, ce qui a pour effet de court-circuiter les micro-capacités existantes et par conséquent de générer une chute de tension encore plus importante.



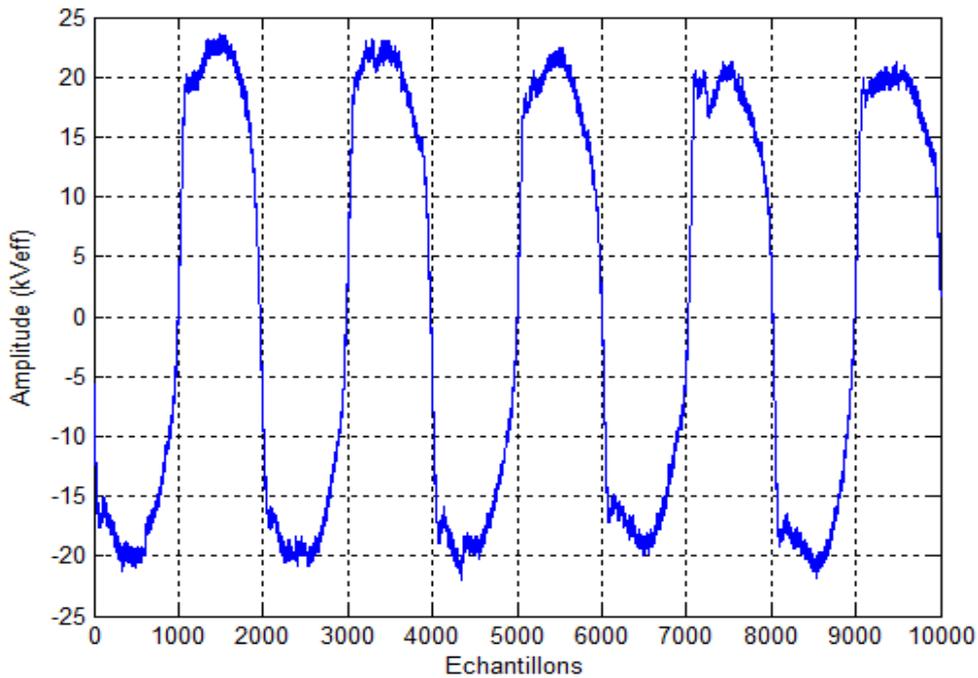
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure IV.15. Formes d'ondes de la tension appliquée à $15 \text{ kV}_{\text{eff}}$ pour (a) une conductivité de $10 \mu\text{S/cm}$, (b) une conductivité de $710 \mu\text{S/cm}$, (c) une conductivité de 1.2 mS/cm , (d) une conductivité de 10.1 mS/cm .

D'après la représentation du scalogramme en la figure IV.16, nous constatons une variation au niveau du nœud numéro 10 correspondant au nœud (3,3) qui est dans ce cas un détail. Cette variation est caractérisée par un changement de couleur pour les quatre conductivités étudiées. Initialement et pour la faible conductivité ($10 \mu\text{S/cm}$), la couleur du nœud (3,3) était bleue hachurée de violet. En augmentant la conductivité ($710 \mu\text{S/cm}$ et 1.2 mS/cm), le nombre de hachures observé précédemment diminue avec une légère différence entre les deux conductivités. Pour la plus grande conductivité, à savoir 10.1 mS/cm , nous constatons pratiquement la disparition totale des hachures.

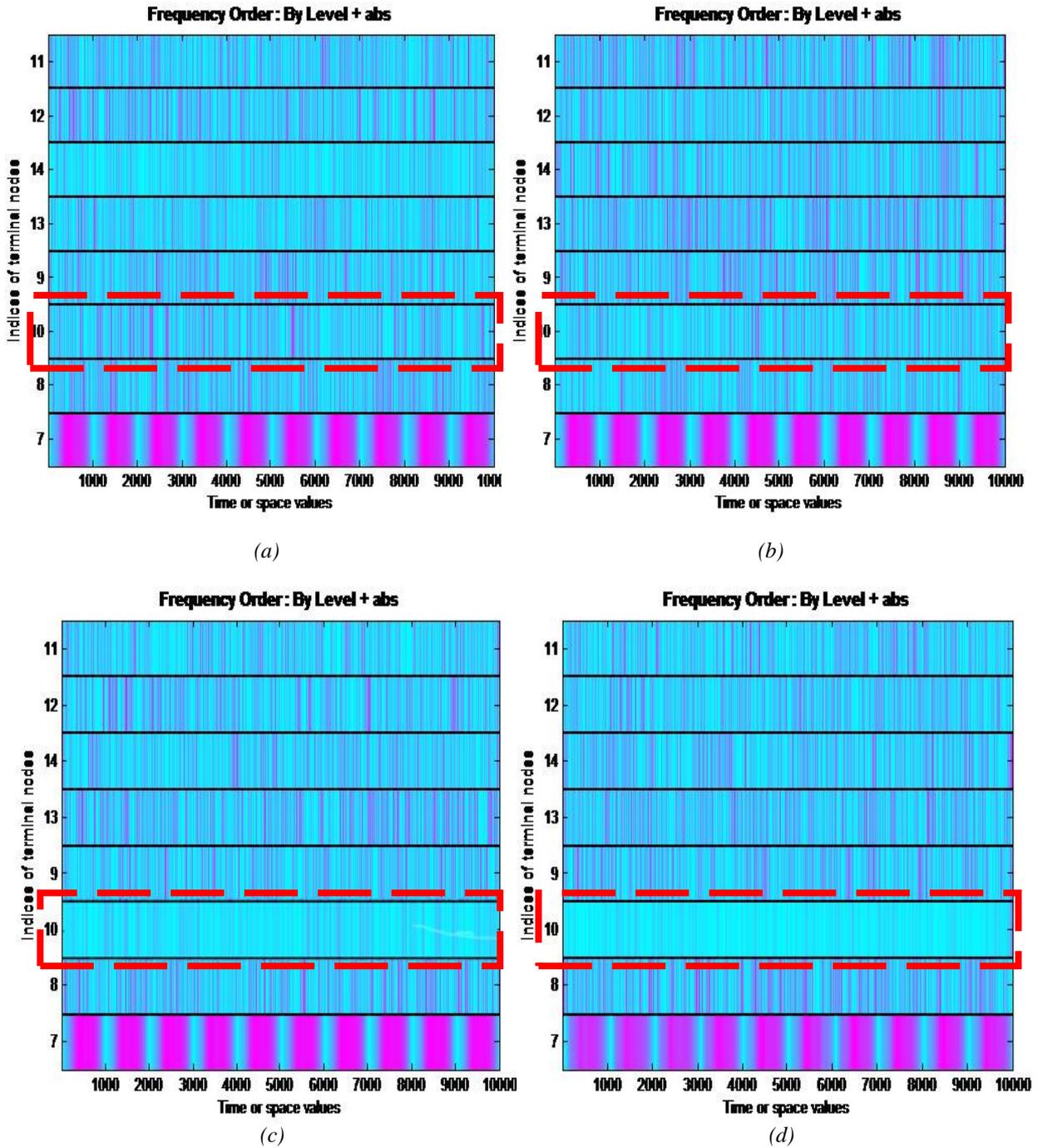


Figure IV.16. Représentation de la décomposition en paquets d'ondelettes du meilleur niveau pour la pollution uniforme avec une conductivité de (a) $10 \mu\text{S/cm}$, (b) $710 \mu\text{S/cm}$, (c) 1.2 mS/cm , (d) 10.1 mS/cm .

Le scalogramme calcule le spectre de paquets d'ondelettes suivant ces étapes :

- extraire les coefficients de paquets d'ondelettes correspondant aux nœuds terminaux et prendre leur valeur absolue ;
- ordonner les coefficients de paquets d'ondelettes par ordre fréquentiel ;
- déterminer l'ampleur temporelle sur l'axe original des temps correspondant à chaque coefficient de paquet d'ondelettes.

On remarque que l'ordre fréquentiel des coefficients sur le scalogramme n'est pas croissant, ce qui est dû au phénomène d'*aliasing* qui se présente de la manière suivante.

L'organisation fréquentielle ordonnée n'est pas obtenue directement par une décomposition réalisée selon le schéma de filtrage représenté par la figure IV.9, où le fils gauche d'un paquet provient de l'application du filtre passe-bas h_1 (suivi d'une décimation) au paquet père, tandis que le fils droit est issu du filtrage par le passe-haut g_1 . En effet, si à chaque niveau j l'ensemble des paquets réalise une partition de l'axe fréquentiel, le fils gauche (respectivement droit) d'un paquet ne contient pas toujours les composantes basse-fréquence (respectivement haute-fréquence) de son père. Cela est dû aux deux opérations de filtrage passe-haut puis de décimation qui, appliquées à un paquet, ont pour effet de retourner son spectre.

Ce phénomène est illustré sur la figure IV.17 en considérant le passage du niveau 0 au niveau 1 : la périodisation spectrale induite par le sous-échantillonnage du signal filtré passe-haut donne un paquet dont le contenu spectral correspond au retournement de la partie haute fréquence du spectre du signal. Ainsi les basse-fréquences du paquet correspondent aux plus hautes fréquences du signal. Au niveau suivant, c'est donc le filtre passe-bas h_1 qui permettra de retrouver ces dernières.

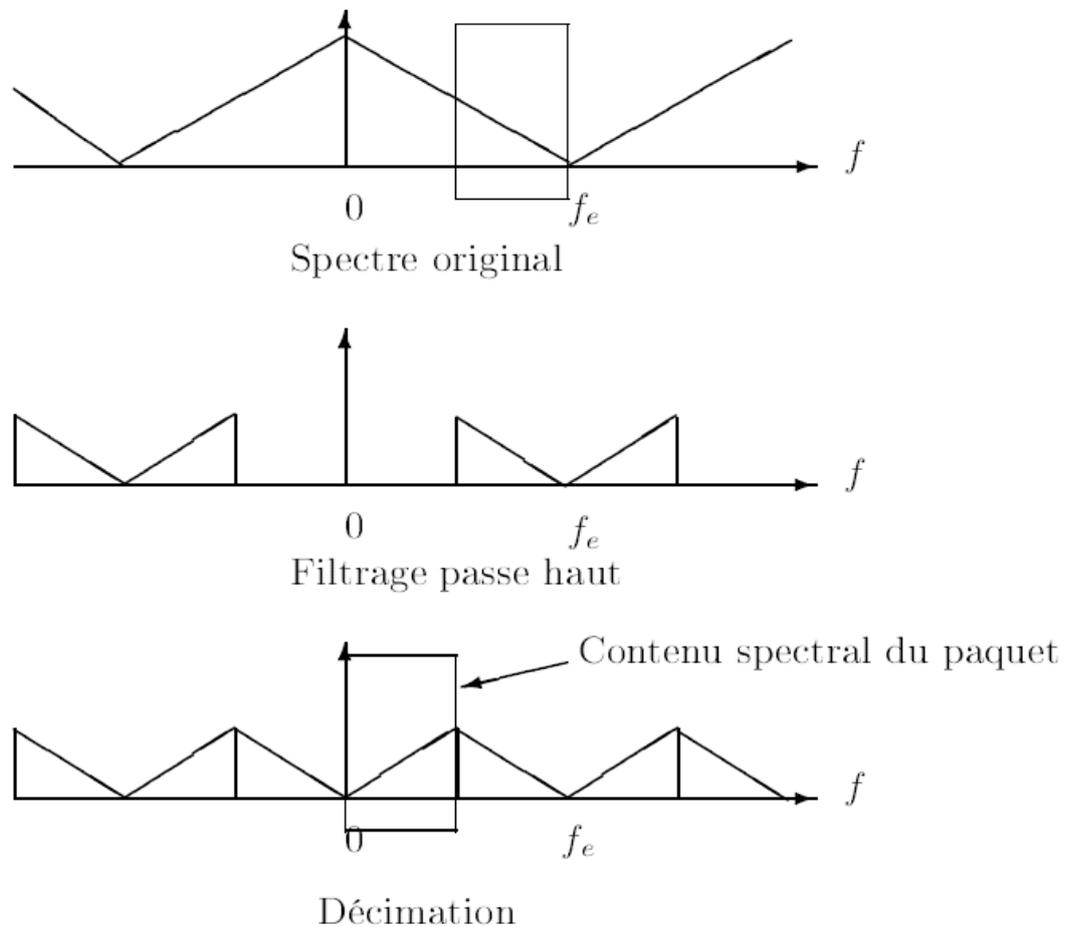


Figure IV.17. Retournement du spectre.

On obtient de cette manière des paquets dont l'indice de position p ne correspond pas à un ordre de contenu fréquentiel. Si l'on prend l'exemple d'un signal avec une fréquence d'échantillonnage de 250 kHz (qui est notre cas) décomposé jusqu'au niveau 3, on se retrouve avec un désordre fréquentiel représenté figure IV.18

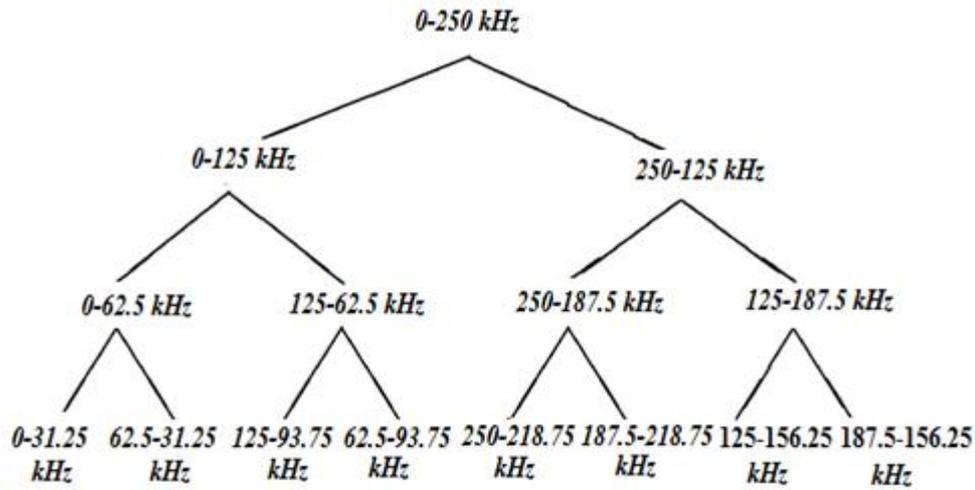


Figure IV.18. Organisation fréquentielle d'une décomposition en paquets d'ondelettes. 250-125 kHz signifie que le paquet correspond à la bande de fréquence 125 à 250 kHz mais que le spectre est retourné.

Par conséquent, l'ordre de fréquence (séquence) des nœuds terminaux est différent de celui de leur position. Les nœuds terminaux dans l'ordre de position ont les index suivants : 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14. Dans l'ordre de fréquence, ils ont les index : 7, 8, 10, 9, 13, 14, 12, 11.

En pratique, l'augmentation de la conductivité de la couche de pollution est détectée grâce aux décharges qui ont lieu à la surface de l'isolateur. Cette augmentation peut être observée par la variation de la couleur des coefficients sur les scalogrammes (figure IV.16). On associe une couleur bleue avec une présence de hachures violettes à une faible occurrence de décharges sur la surface et inversement pour un coefficient seulement en couleur bleue. Dans notre cas, cette variation de couleurs augmente avec la sévérité de la conductivité du milieu.

La figure IV.19 donne les variations de l'entropie de Shannon pour les coefficients du niveau 3 en fonction de la conductivité de la solution polluante.

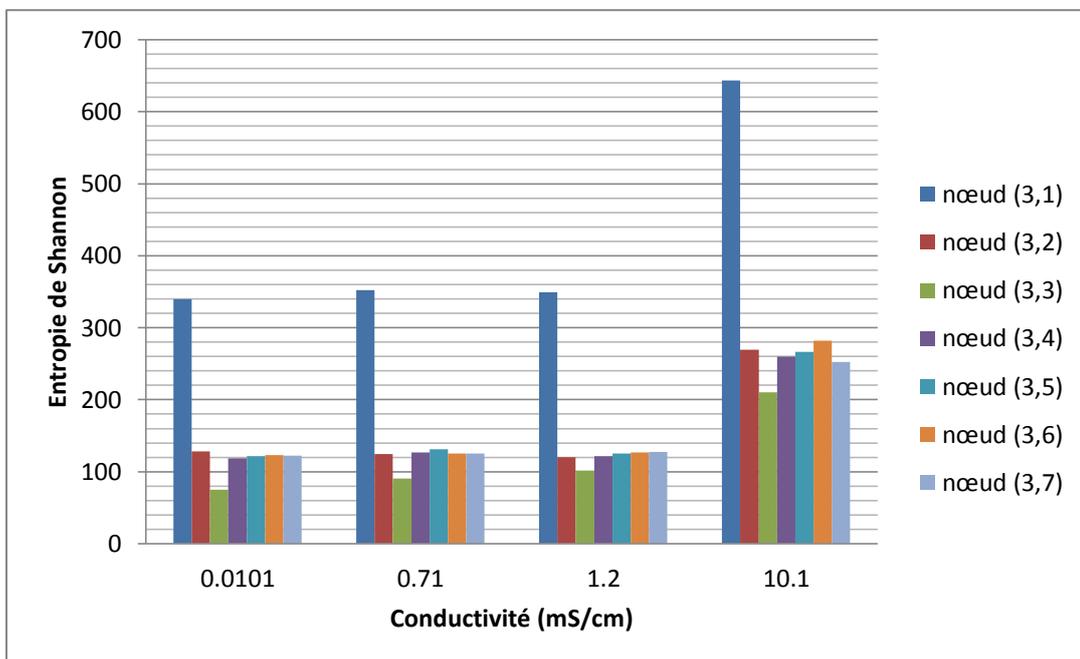


Figure IV.19. Variation de l'entropie de Shannon pour les coefficients du niveau 3 en fonction de la conductivité.

On remarque que le nœud (3,3) a la valeur la plus petite d'entropie de Shannon dans le cas des quatre conductivités utilisées. Elle est minimale par rapport à tous les nœuds du niveau optimal de décomposition (niveau 3) sauf au nœud (3,0) qui présente une valeur négative d'entropie de Shannon car il représente parfaitement le signal d'origine. Cette valeur varie proportionnellement avec la conductivité de la solution polluante, donc avec l'augmentation de la pollution. Ainsi, le choix du nœud (3,3) pour le diagnostic est confirmé.

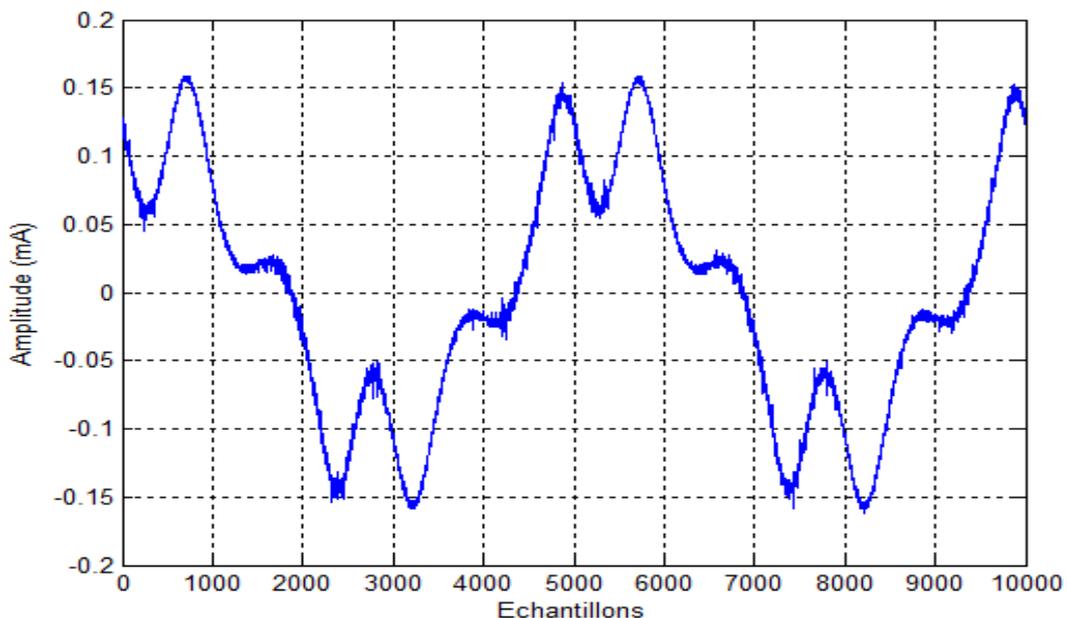
IV.4.2. Etude du signal du courant de fuite pour une pollution non uniforme

Le courant de fuite subit une décomposition par paquets d'ondelettes de *Daubechies 4* (*db 4*) jusqu'au niveau 10. Après analyse du signal de courant de fuite par paquets d'ondelettes et en passant par l'algorithme de Coifman et Wicherhauser, on obtient le meilleur arbre et ainsi le meilleur niveau de décomposition. Dans notre application, nous utiliserons la base de données G1Mod2.

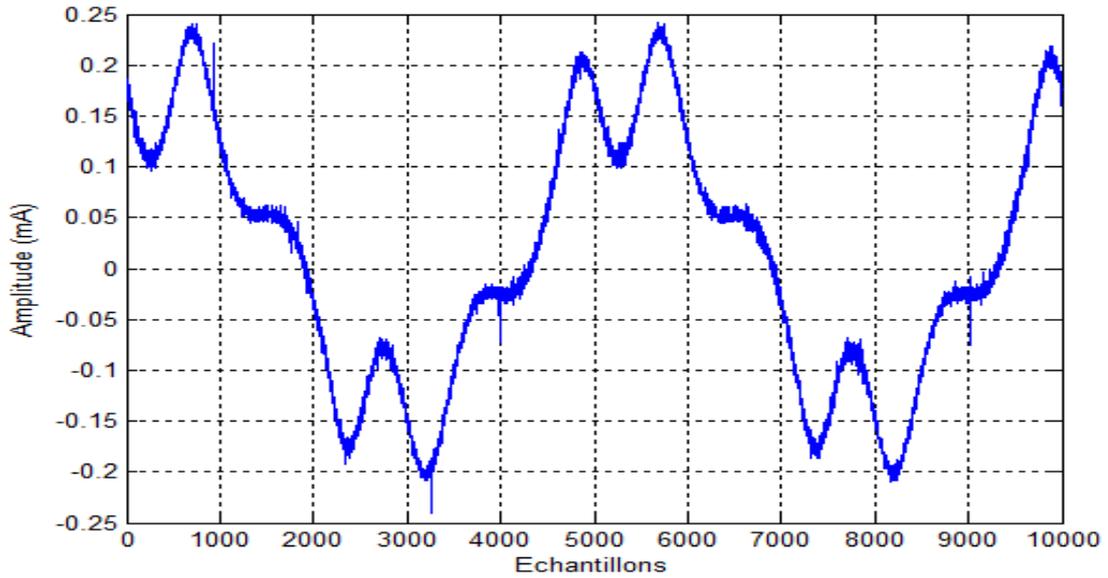
IV.4.2.1. Influence de la largeur de la couche de pollution

Les graphes de la figure IV.20 montrent les différentes formes d'ondes du courant obtenues pour trois largeurs de la couche centrale conductrice (10 cm, 20 cm et 25 cm). Nous remarquons que la distorsion de ces signaux est très importante ; elle est due à l'amplification des harmoniques de tension par l'intermédiaire de la surface de l'isolateur partiellement polluée.

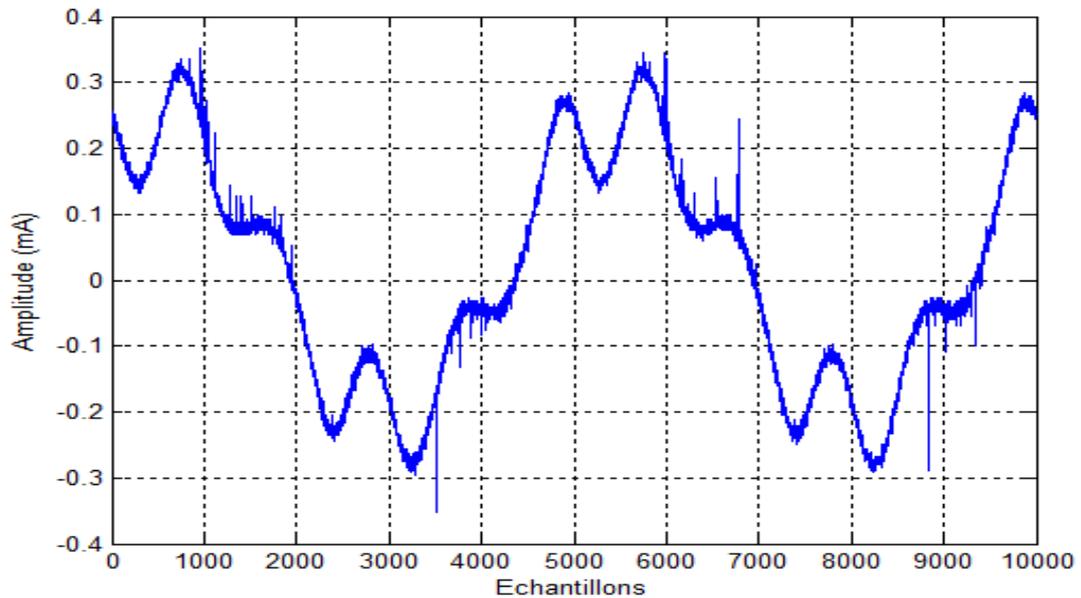
Nous constatons également la présence de pics sur tout le signal du courant de fuite ; leur amplitude augmente avec l'élargissement de la couche polluée. Pour la couche 25 cm, les décharges électriques ont lieu à la surface de l'isolateur et elles déforment davantage la forme du courant de fuite et augmentent l'amplitude des pics. L'augmentation de l'amplitude de ces pics peut être interprétée par la diminution de la résistance de la couche polluée sur l'isolateur lorsque sa largeur croît, ce qui rend l'occurrence d'une décharge de contournement très probable.



(a)



(b)

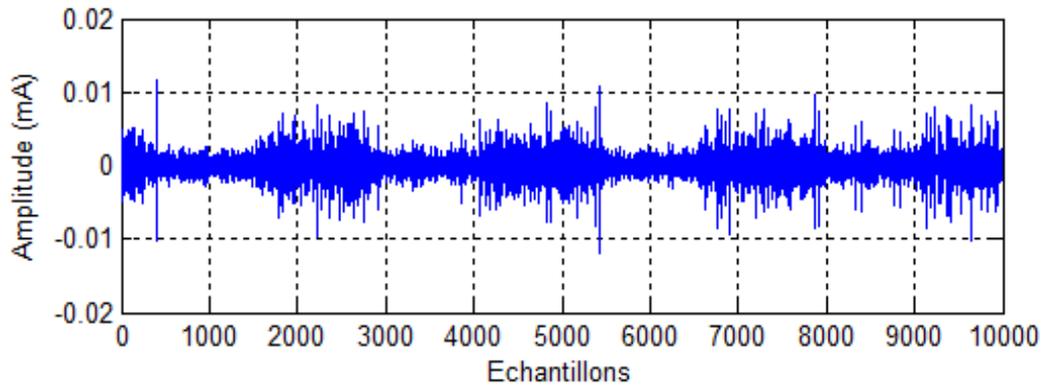


(c)

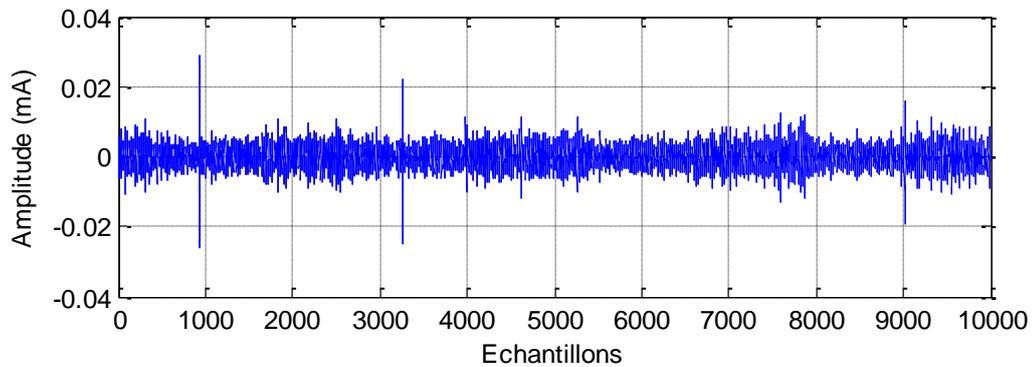
Figure IV.20. Formes d'ondes du signal du courant de fuite pour une pollution de la couche centrale à $21 \text{ kV}_{\text{eff}}$:
 (a) couche 10 cm, (b) couche 20 cm, (c) couche 25 cm.

Après l'analyse du courant de fuite par paquets d'ondelettes et en passant par l'algorithme de Coifman et Wicherhauser pour l'obtention du meilleur arbre et ainsi le meilleur niveau de décomposition (niveau 1 dans ce cas), on conclut que le coefficient pouvant être utilisé pour le diagnostic de la sévérité de pollution est le nœud (1,1) correspondant au détail D_1 (125 kHz - 250 kHz) pour une décomposition en DWT. Ce résultat concorde avec d'autres travaux effectués [174].

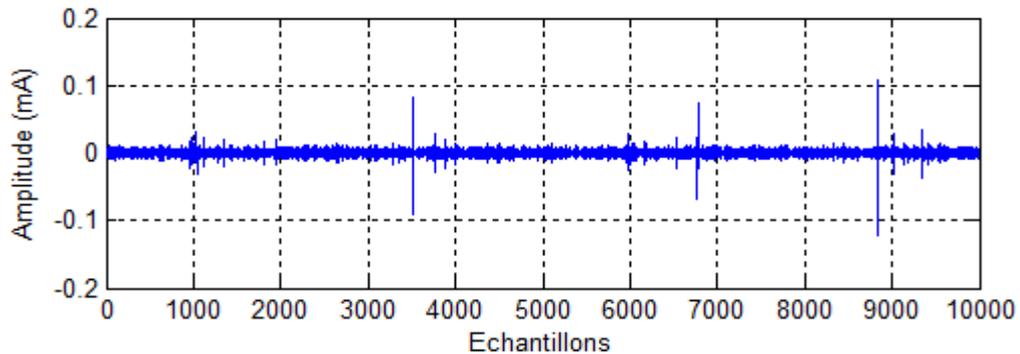
La variation du nœud (1,1) est représentée sur les figures IV.21. On remarque que son amplitude est d'autant plus importante que la largeur de la couche polluante augmente, indiquant ainsi que les décharges parallèles deviennent de plus en plus nombreuses à la surface de l'isolateur.



(a)



(b)



(c)

Figure IV.21. Evolution du détail D_1 pour la pollution de la couche centrale à $21 \text{ kV}_{\text{eff}}$:
(a) couche 10 cm, (b) couche 20 cm, (c) couche 25 cm.

Nous avons calculé les valeurs maximum, la valeur absolue du minimum ainsi que la déviation standard pour le coefficient jugé intéressant pour le diagnostic, donc le nœud (1,1). Le choix de ces trois paramètres semble être suffisant pour bien identifier notre signal et constater la variation de ces paramètres en fonction de la largeur de la couche polluante.

Le maximum et le minimum nous donnent une information sur les valeurs crêtes du coefficient (1,1). La déviation standard est calculée afin d'identifier les transitions d'énergie présentes dans le signal du courant de fuite pour chaque largeur de la couche polluante. Elle peut être considérée comme une mesure de la quantité d'énergie présente dans un signal de moyenne nulle. Elle est donnée par l'expression :

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (d_n - m_n)^2}{N-1}}. \quad (\text{II.21})$$

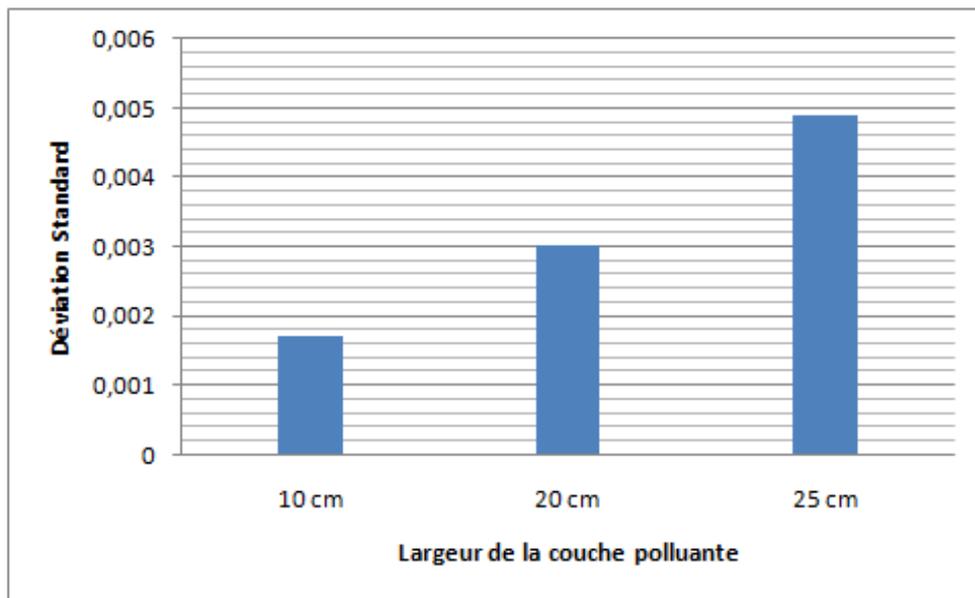
d_n correspond à un échantillon du signal d ,

δ est la déviation standard du signal d ,

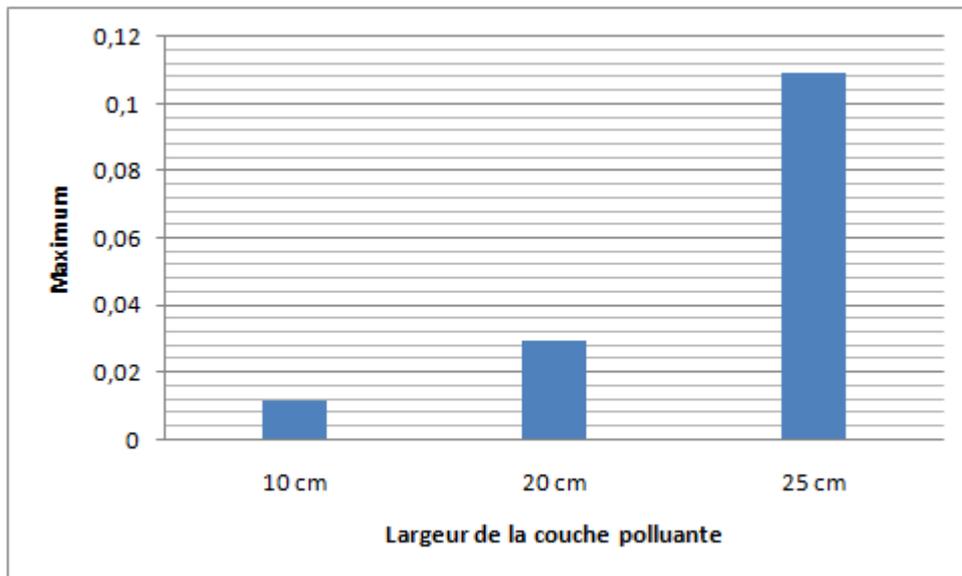
m_n est la moyenne du signal,

N correspond à la taille du signal.

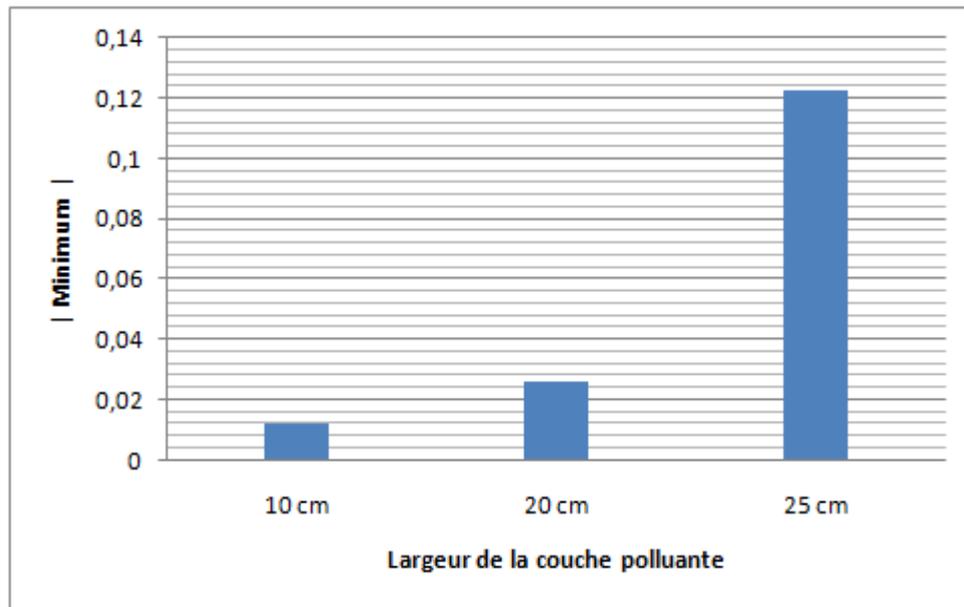
La figure IV.22 montre la variation de chacun des paramètres caractéristiques du nœud (1,1). On constate l'augmentation de ces valeurs avec l'élargissement de la couche polluante, ces paramètres pouvant être utilisés pour la classification de l'état de surface de l'isolateur [175].



(a)



(b)



(c)

Figure IV.22. Variations des caractéristiques du nœud (1,1) :
 (a) déviation standard, (b) maximum, (c) valeur absolue du minimum.

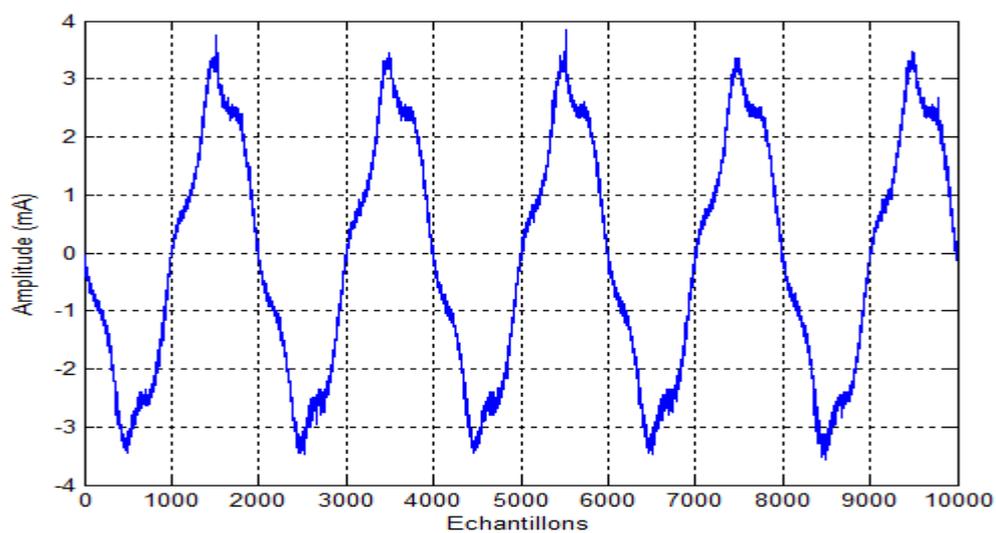
IV.4.2.2. Influence de la classe de pollution

La classification de la sévérité de pollution est un point important. Dans la littérature, il est noté que cette sévérité est généralement caractérisée par l'intensité de précipitation ainsi que par la conductivité des dépôts polluants. La sévérité considérée est alors exprimée en termes de salinité équivalente. En effet, on peut faire correspondre à chaque site, soumis indifféremment à une pollution naturelle ou industrielle, une solution saline équivalente.

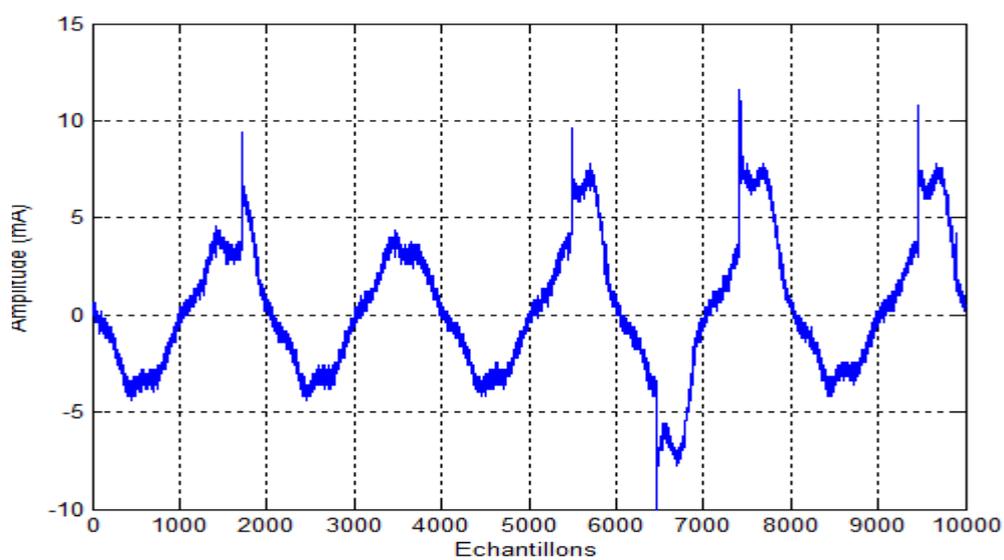
Le but de cette étude est de caractériser l'état de surface du modèle de l'isolateur et cela en fonction du niveau optimal de la décomposition en paquets d'ondelettes et du degré (classe) de pollution.

Plus le meilleur niveau de décomposition est faible, plus la présence des hautes fréquences est signifiante, ce qui est synonyme dans notre cas d'une activité des décharges sur la surface de l'isolateur. Autrement dit, le niveau optimal de décomposition en paquets d'ondelettes est intimement lié à l'état de surface de l'isolateur et pourra être utile pour l'étude de la sévérité de pollution.

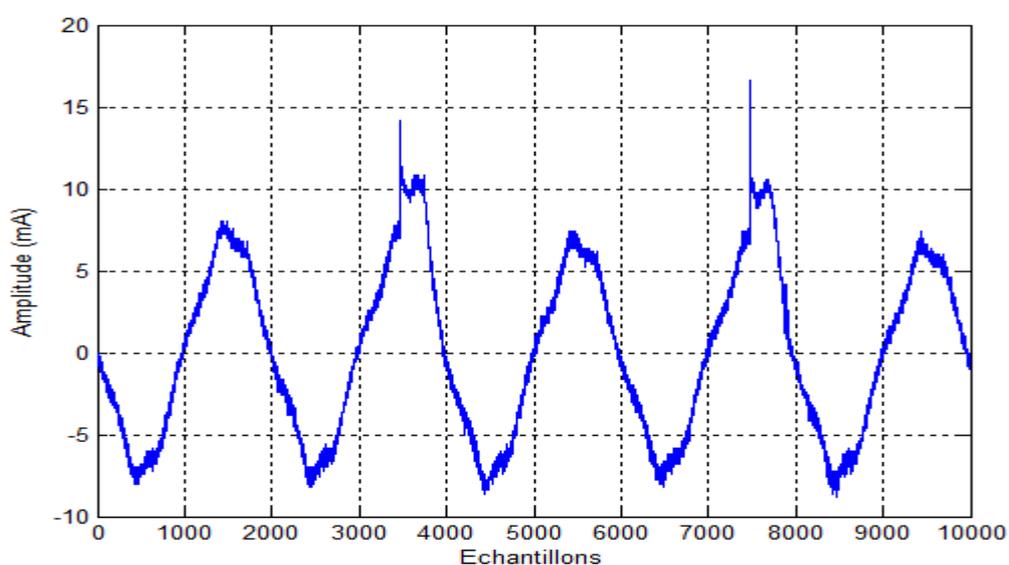
La figure IV.23 montre les différentes formes d'ondes du courant de fuite pour trois conductivités différentes à 25 kV_{eff} et pour une concentration de kaolin de 200 g/l. Nous remarquons une distorsion très importante de ces signaux et également la présence de pics sur tout le signal du courant de fuite ; leur amplitude augmente avec l'augmentation de la conductivité de la solution. L'augmentation de l'amplitude de ces pics peut être interprétée par la diminution de la résistance de la couche polluée sur l'isolateur, ce qui rend l'occurrence d'une décharge de contournement très probable.



(a)



(b)



(c)

Figure IV.23. Formes d'ondes du signal du courant de fuite pour une concentration en kaolin de 200g/l à 25 kV_{eff} : (a) 1.2 mS/cm de NaCl, (b) 6 mS/cm de NaCl, (c) 20 mS/cm de NaCl.

La figure IV.24 présente la variation du meilleur niveau de décomposition en paquets d'ondelettes en fonction de la classe de pollution. Nous remarquons que ce niveau diminue avec la classe ou le degré de la pollution. Cela va nous permettre de classer la sévérité de la pollution de l'isolateur, on aura alors :

- niveau 4 \Rightarrow pollution faible (classe 1) ;
- niveau 3 \Rightarrow pollution moyenne (classe 2) ;
- niveau 2 \Rightarrow pollution forte (classe 3).

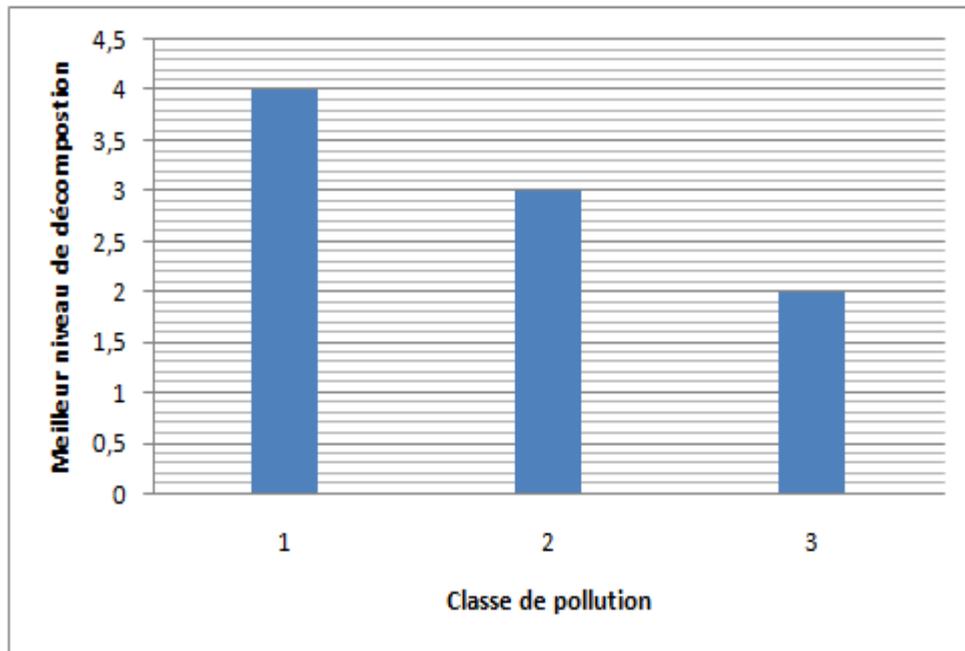


Figure IV.24. Variation de meilleur niveau de décomposition en paquets d'ondelettes en fonction de la classe de pollution.

Conclusion

D'après l'analyse faite grâce à la technique des paquets d'ondelettes sur l'onde de tension, le diagnostic de la sévérité de pollution peut se faire par l'intermédiaire de sa représentation temps/fréquence pour le meilleur niveau de décomposition.

L'augmentation de la conductivité de la couche polluée est détectée grâce aux décharges qui ont lieu à la surface de l'isolateur. Cette augmentation peut être observée par le changement des hachures au niveau des coefficients et on peut ainsi obtenir le nœud utile pour le diagnostic (le nœud (3,3) dans notre cas).

La décomposition du courant de fuite en paquets d'ondelettes a permis d'identifier la presque totalité de ses composantes fréquentielles et d'étudier l'attitude de ces dernières vis-à-vis d'un type de pollution non uniforme (pollution de couche centrale pour notre cas). Elle a aussi permis d'identifier les différentes classes de pollution en fonction du meilleur niveau de décomposition.

Conclusion générale

Le présent travail nous a permis d'appliquer de nouvelles méthodes de traitement de signal à l'étude de la pollution des isolateurs HT, en vue de diagnostiquer l'état de surface de l'isolateur tout en se référant à la norme CEI 60-1.

Nous avons appliqué la technique Recurrent Plot « RP » à l'étude de la pollution des isolateurs HT. Cette technique, étant inefficace quand elle est appliquée directement au courant de fuite, nous permet de caractériser l'état des décharges à la surface de l'isolateur et de prédire l'apparition du contournement si elle est appliquée aux composantes hautes fréquences du signal du courant de fuite. Cette technique représente l'aspect qualitatif et est issue de la théorie du chaos. Cette dernière est aussi dotée d'un aspect quantitatif, communément appelé « l'analyse quantitative de récurrence » qui, en calculant des paramètres statistiques, permet de déceler les transitions du comportement du courant de fuite.

En second lieu, nous avons élaboré un système de reconnaissance des formes statistiques, en vue de classifier l'état de surface de l'isolateur HT conformément à la norme CEI 60-1. En se basant sur six critères décrivant les décharges partielles à la surface de l'isolateur, nous avons tout d'abord utilisé deux méthodes bien connues dans le domaine statistique, qui sont : « l'analyse en composantes principales » et « l'analyse discriminante linéaire ». Ces méthodes ont un double objectif, d'une part réduire la dimension des données qui lui sont soumises, mais aussi d'extraire les caractéristiques les plus pertinentes en vue d'une éventuelle utilisation. Dans notre cas, les sorties de ces deux méthodes ont été utilisées pour entraîner trois modèles de classification. Le choix des méthodes de classification fut loin d'être quelconque. Nous avons utilisé d'une part, une méthode simple de son principe et sans apprentissage préalable appelée « la méthode des k-plus proches voisins ». La seconde méthode fut « la classification bayésienne naïve », étant basée sur une hypothèse probabiliste naïve. Enfin, la troisième méthode fut « les séparateurs à vastes marges », ou les « SVM », étant une méthode qui traite tant les cas de séparation linéaires, que non linéaires, en maximisant la marge de discrimination avec une stratégie de « un contre tous ».

Le diagnostic de l'état de surface par la technique des paquets d'ondelettes nous a également permis de caractériser la sévérité de la pollution grâce au signal de la tension appliquée (pollution uniforme) via son scalogramme et pendant l'activité des décharges parallèles. Le nœud (3,3) issue de la décomposition en paquets d'ondelettes, en respectant le principe de l'entropie de Shannon, permet d'identifier cette activité. Pour la pollution non-

uniforme, la méthode des paquets d'ondelettes est utile pour estimer l'influence de la largeur de la couche polluante ainsi que la classe de pollution. En effet, la technique des paquets d'ondelettes permet de suivre l'évolution des composantes fréquentielles, ainsi les nœuds utiles pour le diagnostic, du courant de fuite en fonction de la largeur de la couche de pollution. Le niveau optimal de décomposition en paquets d'ondelettes s'avère être un paramètre important pour distinguer entre les différentes classes de pollution.

Le travail effectué dans le cadre de ce projet de fin de d'études apporte un nouveau souffle dans le domaine de l'étude de la pollution des isolateurs. La technique RP, étant basée sur la théorie du chaos, permet non seulement de prédire le phénomène de contournement des isolateurs suite à une simple observation du diagramme de récurrence, mais aussi de décrire quantitativement et qualitativement l'activité des décharges sur la surface de l'isolateurs.

En ce qui concerne les méthodes de classification, nous avons prouvés, que dans une certaines mesures, il est possible d'améliorer la classification (plus spécialement la classification bayésienne), en l'association aux méthodes de réduction de données (ACP et ADL). Ce constat peut servir comme base de départ à de nombreux travaux de recherches dans le futur, sans oublier que la performance d'un système RDF dépend fondamentalement de la précision et la qualité des mesures.

Finalement, la technique des paquets d'ondelettes, d'après les résultats obtenus, est bien plus performante que les traditionnelles méthodes (STFT, CWT, DWT). Elle permet une analyse temps-fréquence très fine et ainsi détecter les transitions fréquentielles pouvant servir au diagnostic. Cette méthode peut encore être améliorée en se basant sur d'autres critères de choix de la meilleure base des paquets d'ondelettes.

Références bibliographiques

- [1] F. Meghnefi, "Etude temporelle et fréquentielle du courant de fuite des isolateurs de poste recouverts de glace en vue de développement d'un système de surveillance et de prédiction en temps réel du contournement électrique", thèse présentée à l'université du Québec à Chicoutimi comme exigence partielle du doctorat en ingénierie, Août 2007.
- [2] N. Mhaguen, "Développement de modèles dynamiques de prédiction de la tension critique de contournement des isolateurs recouverts de glace basés sur la méthode des éléments finis", Mémoire présentée à l'université du Québec à Chicoutimi comme exigence partielle de la maîtrise en ingénierie, Janvier 2011.
- [3] M. Duchesne, "Etude expérimentale et numérique du courant de fuite sur une couche de glace en présence d'un arc électrique", Mémoire présentée à l'université du Québec à Chicoutimi comme exigence partielle de la maîtrise en ingénierie, décembre 2010.
- [4] M. Tegar, "Modélisations d'isolateurs pollués soumis à divers paramètres électrogéométriques", Thèse de Doctorat d'Etat, Département de Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2003.
- [5] D. Namane, "Effet de discontinuité de la couche de pollution sur le comportement d'isolateurs haute tension sous la fréquence 50 Hz", Thèse de Magister, Département de Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 1998.
- [6] S.M. Gubanski, A.Dernfalk, J.Anderson and H.Hillborg, "Diagnostic Methods for Outdoor Polymeric Insulators", IEEE Trans. on Dielec. And Insul. Vol.14, No.5, pp 1065-1080, October 2007.
- [7] R. Porzel, M. Muhr, "Technical diagnostics, non-destructive state-estimation instead of damaging voltage test", 10th Intern. Conf. on HV Eng., Montreal, Canada, pp. 405-408, 1997.
- [8] S.W.Jee, C.H.Lee and K.S.Lee, "Signal analysis methods to distinguish tracking process using time-frequency analysis", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol. 16, No. 1, pp. 99-106, February 2009.
- [9] "Method for the determination of the proof and the comparative tracking indices of solid insulating materials", International Standard IEC 60112, Fourth Edition 2003.
- [10] F. Hlawatsch, G.F. Boudreaux-Bartels, "Linear and quadratic time-frequency signal representation", IEEE Signal Processing Mag., Vol. 9, No. 2, pp. 21-67, April 1992.
- [11] E. Kreyszig, "Advanced engineering mathematics, sixth edition", John Wiley & Sons, pp.582-643, 1988.
- [12] B.X.Du, Y.Liu and H.J.Liu, "Recurrent plot analysis of leakage current for monitoring outdoor insulator performance", IEEE Trans. on Dielec And Elect . Insul., Vol. 16, No. 1, pp. 139-146, February 2009.
- [13] A.H.El-Hag, S.H.Jayaram and E.A.Cherney, "Fundamental and low frequency harmonic components of leakage current as a diagnostic tool to study aging of RTV and HTV silicon

rubber in salt-fog", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol. 10, No. 1, pp. 128-136, February 2003

[14] T.Suda, "Frequency characteristics of leakage current waveforms of a string of suspension insulator", IEEE Trans on Power Delivery, Vol. 20, No. 1, pp. 481-487, January 2005.

[15] M.A. Douar, A.Mekhaldi and M.C.Bouzidi, "Discrete wavelet transform analysis under non uniform contaminated conditions for pollution severity estimating", International conference on solid dielectrics, Potsdam, Germany, July 4-9, 2010.

[16] X.Zhou, C.Zhou and I.J.Kemp, "An improved methodology for application of wavelet transform to partial discharge measurement denoising", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol. 12, No. 3, pp. 586-594, June 2005.

[17] S.Chandrasekar, C.Kalaivanan, A.Cavallini and G.C.Montanari, "Investigations on leakage current and phase angle characteristics of porcelain and polymeric insulator under contaminated conditions", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol. 16, No. 2, pp. 574-583, April 2009.

[18] G. Heger, H.J. Vermeulen, J.P. Holtzhausen and W.L. Vosloo, "A comparative study of insulators materials exposed to high voltage AC and DC surface discharges", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol. 17, No. 2, pp. 513-520, April 2010.

[19] "Electrical materials used under severe ambient conditions - Test methods for evaluating resistance to tracking and erosion", International Standard IEC 60587, Third Edition 2007.

[20] V.M. Moreno, R.S. Gorur, "AC and DC performance of polymeric housing materials for HV outdoor insulators", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol. 6, No. 3, pp. 342-350, June 1999.

[21] M.T.Gençoğlu, M.Cebeci, "The pollution flashover on high voltage insulators", Elect. Power Syst. Res. 78 (11) (2008), pp. 1914-1921.

[22] A.S.Ahmad, P.S.Ghosh, S.S.Ahmed and S.A.K.Aljunid, "Assessment of ESDD on high-voltage insulators using artificial neural network", Elect. Power Syst. Res. 72 (2) (2004), pp. 131-136.

[23] M.N.Rayes, M.Zhirh, "Investigation about flashover performance of insulators under uniform and non uniform contamination", 7th International Symposium on High Voltage Engineering, Dresde, Germany, 1991.

[24] S.Venkataraman, R.S.Gorur, "Extending the applicability of insulator flashover models by regression analysis", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol.14, No.2, pp. 368-374, April 2007.

[25] S.Venkataraman, R.S.Gorur, "Prediction of flashover voltage of non ceramic insulators under contaminated conditions", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol. 13, No. 4, pp. 862-869, August 2006.

- [26] D.C.Montgomery, E.A.Peck and G.G.Vining, "Introduction to Linear Regression Analysis", 3rd ed., John Wiley and Sons Inc, New York, 2001.
- [27] Z.Salhi, A.Mekhaldi, R.Boudissa and S.Boudrahem, "Prediction parameters of dimensioning of insulators under non-uniform contaminated conditions by multiple regression analysis", *Electr. Power Syst. Res* 81 (4) (2011), pp. 821-829.
- [28] "Guide for Selection of Insulators in Respect of Polluted Conditions", IEC 60/815, 2001
- [29] T. Kikuchi, S. Nishimura, M. Nagao, K. Izumi, Y. Kubota and M.Sakata, "Survey on the use of no-ceramic composite insulators", *IEEE Trans. on Dielec. And Electr. Insul.*, Vol. 6, No. 5, pp. 548-556, October 1999.
- [30] R. S. Gorur, H. M. Schneider, J. Cartwright, Y. Beausajour, K. Kondo, S. Gubanski, R. Hartings, M. Shah, J. McBride, C. de Turreil, Z. Szilagy, "Surface resistance measurements on non-ceramic insulators", *IEEE Trans. Power Delivery*, Vol. 16, No. 5, pp. 801-805, October 2001.
- [31] Yong Liu, B. X. Du, "Recurrent plot analysis of leakage current on flashover performance of rime-iced composite insulator", *IEEE Trans. on Dielec. And Electr. Insul.*, Vol. 17, No. 2, pp. 465-472, April 2010.
- [32] R.Sarathi, S.Chandrasekar, "Diagnostic study of the surface condition of the insulation structure using wavelet transform and neural networks", *Elect. Power Syst. Res.* 68 (4) (2003), pp. 137-147.
- [33] "Testing method for evaluating the resistance of tracking and erosion of electrical insulating materials used under severe ambient condition", IEC publication 584, 1984.
- [34] R.Sarathi, U.M.Rao and C.Venkataseshaiah, "Investigations of surface modifications in ethylene propylene diene monomer (EPDM) rubber due to tracking", *Polymer Testing*, Elsevier Science, 21(4) (2002), pp.462-471.
- [35] S.Haykin, "Neural Networks: A comprehensive Foundation", second ed., Prentice Hall, India, 1999.
- [36] B.Yegnanaratana, "Artificial Neural Networks", Prentice Hall, India, 1999.
- [37] A.Cavallini, S. Chandrasekar, G.C.Montanari and F.Puletti, "Inferring ceramic insulator pollution by an innovative approach resorting to PD detection". *IEEE Trans. on Dielec. And Electr. Insul.*, Vol. 14, No. 1, pp 23-29, 2007.
- [38] Cigré TF 33.01.01, "Polluted insulators", A Review of Current Knowledge, 2000.
- [39] B.Florkowska, P.Zydron and M.Florkowski, "Localization and Identification of Corona Forms Based on Phase Resolved Images", *IEEE. Meas. Sci. Technol.*, Vol. 12, No. 8, pp. 1304-1310, December 2001.

- [40] J.S.T. Looms, "Insulators for high voltage", IEE Power Engineering Series 7, London, 1990.
- [41] R.S.Gorur, E.A.Cherney and J.T.Burnham, "Outdoor Insulators", Ravi S.Gorur Inc, Arizona, 1999.
- [42] M.Farzaneh, W.A.Chisholm, "Insulators for icing and polluted environments", IEEE press and John Wiley & Sons Inc, New Jersey, 2009.
- [43] W.L. Vosloo, J.P. Holtzhausen, "A model for electrical discharge and leakage current development on high voltage insulators", 2nd IASTED International Conference : Power and Energy Systems, Crete, Greece, 2002.
- [44] J.P. Holtzhausen, "Application of a reignition pollution flashover to Cap and Pin insulators strings", 6th IASTED International Conference : Power and Energy Systems, Rhodes, Greece, 2001.
- [45] P.T. Tsarabaris, C.G. Karagiannopoulos and N.J. Theodorou, "A model for high voltage polluted insulators suffering arcs and partial discharges", Simul Model Pract and Theory, 13 (2) (2005), pp. 157-167.
- [46] S.Chandrasekar, C.Kalaivananet and A.Cavallini, "Partial discharge detection as a tool to infer pollution severity of polymeric insulators", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol. 17, No. 1, pp. 1-12, February 2010.
- [46] E. Ghys, "L'attracteur de Lorenz, paradigme du chaos", CNRS - ENS Lyon, Séminaire Poincaré XIV, pp.1-52, 2010.
- [47] E.N. Lorenz, "Deterministic non periodic flow," J. Atmosph. Sci. 20 (1963), pp.130-141, 1968.
- [48] E.N. "Lorenz, The statistical prediction of solutions of dynamic equations", Proc. Internat. Sympos. Numerical Weather Prediction, Tokyo, pp. 629-635.
- [49] M. Viana, "What's new on Lorenz strange attractors?", Math. Intelligencer 22 (3) (2000), pp.6-19.
- [50] F. Takens, "Detecting strange attractors in turbulence", In Lecture notes in mathematics, Dynamical systems and turbulence, Vol. 898, Berlin, page 366, 1981.
- [51] N. Packard , J. Crutchfield, J. Farmer, and R. Shaw, "Geometry from a time series". Phys. Rev. Lett., pp. 45-712, 1980.
- [52] J.P. Huke, "Embedding non-linear dynamical systems : a guide to Takens theorem", Manchester Institute of Mathematical Sciences, 2006.
- [53] H. S. Kim, R. Eykholt, and J.D. Salas, "Nonlinear dynamics, delay times, and embedding windows". Physica D, 127 (1999), pp. 48-60.

- [54] H.G. Ma, X. H. Li and G.H. Wang, "Selection of embedding dimension and delay time in phase space reconstruction". *J. Xi'an Jiao tong University*, 38 (2004), pp. 335–338.
- [55] M. Small, C.K. Tse, "Optimal embedding parameters : a modeling paradigm". *Physica D. Nonlinear phenomena*, 194 (2004), pp. 283–296.
- [56] Y. Wang, W. Xu, "The methods and performance of phase space reconstruction for the time series in Lorenz system". *J. Vibration Engrg*, 19 (2006), pp. 277–282.
- [57] C.B. Xiu, X.D. Liu and Y.H. Zhang, "Selection of embedding dimension and delay time in the phase space reconstruction". *Trans. Beijing Institute of Technology*, 23 (2003), pp. 219–224.
- [58] Y. Zhang, C.L. Ren, "The methods to confirm the dimension of re-constructed phase space", *J. National University of Defense Technology*, 27 (2005), pp. 101–105.
- [59] C. Wei-Dong, Q. Yi-Qinget and Y. Bing-Ru, "Determination of phase-space reconstruction parameters of chaotic time series", *Kybernetika*, Vol. 44, issue 4, pp. 557-570, 2008.
- [60] H. Poincaré, "Sur le problème des trois corps et les équations de la dynamique", *Acta Mathematica*, 13 (1890), pp. 1–271.
- [61] J.P. Eckman, S. Oliffson Kamphorst and D. Ruelle, "Recurrence plots of dynamical systems", *Urophysics Letters*, 4 (91) (1987), pp. 973-977.
- [62] B.X. Du, D.S. Dong, "Recurrence plot analysis of discharge current in tracking test of Gamma-ray irradiated polymer", *IEEE Trans. Dielec. Electr. Insul.*, Vol. 15, No. 4, pp. 974–981, August 2008.
- [63] G.M. Mindlin, R.Gilmore, "Topological analysis and synthesis of chaotic time series", *Physica D*, Vol. 58, pp. 229-242, 1992.
- [64] J.M. Nichols, S.T. Trickey and M. Seaver, "Damage detection using multivariate recurrence quantification analysis", *Mech. Syst. Signal Process.* 20 (2) (2006), pp. 421–437.
- [65] A. Giuliani, C. Manetti, "Hidden peculiarities in the potential energy time series of a tripeptide highlighted by a recurrence plot analysis: a molecular dynamics simulation", *Phys. Rev*, 53 (6) (1996), pp. 6336–6340.
- [66] N. Marwan, "Encounters with neighbours: current development of concepts based on recurrence plots and their applications". Ph.D. Thesis, University Potsdam, 2003.
- [67] N. Marwan, N. Wessel, U. Meyerfeldt, A. Schirdewan and J. Kurths, "Recurrence plot based measures of complexity and its application to heart rate variability data", *Phys. Rev*, 66 (2) (2002), pp. 56-63.

- [68] J.P. Zbilut, C.L. Webber Jr., "Embeddings and delays as derived from quantification of recurrence plots", *Phys. Lett.*, 171 (3–4) (1992), pp. 199–203.
- [69] C.L. Webber Jr., J.P. Zbilut, "Dynamical assessment of physiological systems and states using recurrence plot strategies", *J. Appl. Physiol.* 76 (2) (1994), pp. 965–973.
- [70] L. Trulla, A. Giuliani, J.P. Zbilut and C.L. Webber Jr., "Recurrence quantification analysis of the logistic equation with transients". *Physics Letters*, 223 (4), 1996, pp. 225-260.
- [71] R.Sarathi, S.Chandrasekar and N. Yoshimura, "Investigations into the surface condition of the silicone rubber insulation material using multi-resolution signal decomposition", *IEEE Trans. Power Delivery*, Vol. 21, No. 4, pp.243-252, 2006.
- [72] R. Sarathi, S. Chandrasekar, "Diagnostic study of the surface condition of the insulation structure using wavelet transform and neural networks", *Electric Power Systems Research*, Elsevier, Vol. 68, pp. 137-147, 2004.
- [73] D. Broomhead, G. King, "Extracting qualitative dynamics from experimental data", *Physica D*, 20 (1986), pp. 209-217.
- [74] E. Ott, W. Withers and J. Yorke, "Is the dimension of chaotic attractors invariant under coordinate changes?", *Journal. Stat. Phys.*, 36 (5,6) (1984), pp. 675-678.
- [75] H.S. Kim, R. Eykhol and J.D. Salas, "Nonlinear dynamics, delay times and embedding windows", *Physica D.*, Vol. 127, pp. 48-60, 1999.
- [76] A.H. EI-Hag, S.H. Jayaram and E.A. Cherney, "Fundamental and low frequency harmonic components of leakage current as a diagnostic tool to study aging of RTV and HTV silicone rubber in salt-fog", *IEEE Trans. Dielec. Electr. Insul.*, Vol. 10, No. 1, pp. 128–136, 2003.
- [77] Y.C. Song, D.H. Choi, "High-frequency components of leakage current as diagnostic tool to study ageing of polymer insulators under salt-fog", *Electronics Letters*, Vol. 41, pp. 684–685, 2005.
- [78] T. Suda, "Frequency Characteristics of leakage current waveforms of a string of suspension insulator", *IEEE Trans. Power Delivery*, Vol. 20, No. 2, pp. 481-487, 2005.
- [79] B. X. Du, Yong Liu, H. J. Liu, "Recurrent plot analysis of leakage current for monitoring outdoor insulator performance", *IEEE Trans. Dielec. Electr. Insul.*, Vol. 16, No. 1; February 2009
- [80] P. Bezbovredko, O. Lesaint and R. Tobazeon, "Study of partial discharges and gassing phenomena within gaseous cavities in insulating liquids", *IEEE Trans.on Dielec. And Elect. Insul.*, Vol. 27, No. 2, pp. 287-297, April 1992.
- [81] M. Aguet, M. Ianoz, "Haute tension", Editions Dunod, Paris, 1987.

- [82] A.M. Pointu, "Décharge électrique", Techniques de l'ingénieur, Traité de génie électrique, D 322.
- [83] M. Nememcha, "Haute tension : claquage des isolants", Office des publications universitaires, Alger, 2001.
- [84] "Partial discharge measurements ", IEC Standard 270, 1981.
- [85] E. Kuffel, W.S. Zaengl and J. Kuffel, "High voltage engineering: fundamentals", Butterworth-Heinemann, Great Britain, 2000.
- [86] "Partial discharge measurements", IEC standard 60270, Third edition, Geneva, Switzerland, 2000.
- [87] C.M. Bishop, "Pattern recognition and machine learning", Springer, New York, 2006
- [88] M. Kunt, "Reconnaissance des formes et analyse de scènes", Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne, 2000.
- [89] B. Scholkopf, "Learning with kernels : support vector machines, regularization, optimization and Beyond, The MIT Press, first edition, 2001.
- [90] T. Artières, « Reconnaissance des formes », Techniques de l'ingénieur, af1510, pp.4-6.
- [91] K. Pearson, "On lines and planes of closest fit to systems of points in space". Philosophical Magazine 2 (6) (1901), pp. 559–572.
- [92] C. Duby, S. Robin, "Analyse en composantes principales", Institut National Agronomique, Paris, Juillet 2006.
- [93] S. Parfait, "Classification de spectres et recherche de biomarqueurs en spectroscopie par résonance magnétique nucléaire du proton dans les tumeurs prostatiques", Thèse de Doctorat, Université de Bourgogne, Dijon, Décembre 2010.
- [94] V. Vapnik, "The nature of statistical learning theory." Springer-Verlag ed., Springer, New York, 1995,
- [95] H. Majdoulayne, "Extraction de caractéristiques de texture pour la classification d'images satellites", Thèse de Doctorat, Université de Toulouse III, Toulouse, Novembre 2009.
- [96] L. Mercier, "Les machines à vecteurs support pour la classification en imagerie hyperspectrale : implémentation et mise en œuvre", Travail d'étude et de synthèse technique en informatique, Centre d'enseignement de Grenoble, Février 2010.
- [97] C.M.Bishop, "Pattern recognition and machine learning", Information science and statistics, Springer, New York, 2006.
- [98] A. Aizerman, E.M. Braverman and L.I. Rozoner, "Theoretical foundations of the potential function method in pattern recognition learning", Automation and Remote Control, 28 (1964), pp. 821-837.

- [99] H. Najmeddine, "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 – Clermont II, Clermont Ferrand, Décembre 2009.
- [100] C. Cortes, V. N. Vapnik, "Support-vector networks". *Machine Learning*, 20(3) (1995), pp. 273-297.
- [101] E. Mayoraz and E. Alpaydin. "Support vector machines for multi-class classification". *IWANN*, pp. 833-842, 1999.
- [102] T. Hastie, R. Tibshirani, "Classification by pairwise coupling", *The annals of statistics*, 26(1) (1998), pp. 451-471.
- [103] M. Moreira, E. Mayoraz, "Improved pairwise coupling classification with correcting classifiers", *European conference on machine learning*, , Chemnitz, Germany, pp. 160-171, 21-24 April, 1998.
- [104] P. Savicky, J. Fürnkranz. "Combining pairwise classifiers with stacking", *International symposium on intelligent data analysis*, , Berlin, Germany, pp. 219-229, 2003.
- [106] E. L. Allwein, R. E. Schapire, and Y. Singer, "Reducing multiclass to binary: a unifying approach for margin classifiers", *Journal of Machine Learning Research*, 1 (2000), pp. 113-141.
- [105] J. Fürnkranz. "Round robin classification". *Journal of Machine Learning Research*, 2 (2002), pp. 721-747.
- [106] C.W. Hsu, C.J. Lin, "A comparison of methods for multi-class support vector machines". *IEEE transactions on Neural Networks*, Vol.13, No. 2, pp. 415-425, 2002.
- [107] J. C. Platt, N. Cristianini, and J. Shawe-Taylor, "Large margin DAGs for multiclass classification", *Advances in neural information processing systems*, pp. 547-553, 2000.
- [108] I.Rish, "An empirical study of the naive Bayes classifier", *Workshop on Empirical Methods in Artificial Intelligence*, 2001.
- [109] T.M. Cover, PE. Hart, "Nearest neighbor pattern classification", *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 13, No. 1, pp. 21–27, 1967.
- [110] F. Koliatene, "Les décharges partielles (DP) dans le diagnostic du système d'isolation de l'avionique", *JCGE'08 Lyon*, 16-17 décembre 2008
- [111] F. Koliatene, "contribution a l'étude de l'existence des décharges dans les systèmes de l'avionique", *Thèse de Doctorat de l'université de Toulouse*, 2009.
- [112] H. Hotelling, "Analysis of complex statistical variables into principal components", *Journal of Educational Psychology*, 24 (1933), pp. 417-441.
- [113] M.Loève, "Fonctions aléatoires de second ordre", Hermann, Paris, 1948.
- [114] T.M. Mitchel, "Machine learning", Mc-Graw Hill, USA, pp154-199,1997.

- [115] R.O. Duda, P.E. Hart and D.G. Stork, "Pattern classification", Wiley Interscience, New York, 2001
- [116] J.H. Hong, J.K. Min, U.K. Cho and S.B. Cho, « Fingerprint classification using one-vs-all support vector machines dynamically ordered with naïve Bayes classifiers », Pattern Recognition 41 (2008), pp. 662 – 671.
- [117] A. Martinez, A. Kak, "PCA versus LDA", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 2, pp. 228-233, February 2001.
- [118] B.A. Draper, K.Baek, M.S. Bartlett and J.R. Beveridge, "Recognizing faces with PCA and ICA", Computer Vision and Image Understanding, 91(1-2) (2003), pp. 115-137.
- [119] G.L. Marcialis, F. Roli, "Fusion of LDA and PCA for face recognition", Department of Electrical and Electronic Engineering, University of Cagliari, Cagliari, Italy, 2002.
- [120] I. Dagher, « Incremental PCA-LDA algorithm », IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (CIMSAs), Germany, pp. 97-101, 2010.
- [121] M.T. Sadegh, M. Samiei and J. Kittler, "Fusion of PCA-based and LDA-based similarity measures for face verification", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Special issue on advanced image processing for defense and security applications archive, Vol. 2010, No. 23, February 2010.
- [122] M. Pechenizkiy, A. Tsymbal and S. Puuronen, "On combining principal components with Fisher's linear discriminants for supervised learning". Foundations of Computing and Decision Sciences, 31(1) (2006), pp. 59-73.
- [123] K. Delac, M. Grgic and S. Grgic, "Independent comparative study of PCA, ICA, and LDA on the FERET data set", International Journal of Imaging Systems and Technology, Vol. 15, No. 5, pp. 252–260, 2005.
- [124] B. Batagelj, F. Solina, "Face recognition in different subspaces - A comparative study", 6th International Workshop on Pattern Recognition in Information Systems, May 23-24, 2006
- [125] K. Baek, B. Draper, J.R. Beveridge and K. She, "PCA vs. ICA: a comparison on the FERET data set", Proc. of the Fourth International Conference on Computer Vision, Pattern Recognition and Image Processing, Durham, NC, USA, 8-14 March 2002, pp. 824-827
- [126] C. Liu, H. Wechsler, "Comparative assessment of independent component analysis (ICA) for face recognition", Second International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, Washington D.C., USA, 22-23 March 1999
- [127] V. C. Chen, "Evaluation of Bayes, ICA, PCA and SVM methods for classification", Radar Division, US Naval Research Laboratory, 4555 Overlook Avenue, S.W., Washington DC 20375, USA.

- [128] C.C. Hsua, M.C. Chenb and L.C. Chenc, "Intelligent ICA–SVM fault detector for non-Gaussian multivariate process monitoring", *Science Directe, Expert Systems with Applications*, 37 (4) (2010), pp. 3264–3273.
- [129] M.Guo, L.Xie, S.Q. Wang and J.M. Zhang, "Research on an integrated ICA-SVM based framework for fault diagnosis", *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.3, 5-8 October 2003, pp. 2710 – 2715.
- [130] D.Boutte, B. Santhanam, "A hybrid ICA-SVM approach to continuous phase modulation recognition », *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 16, No. 5, pp. 256-262, May 2009.
- [131] K.S. Seo, I.Cohen, S. You and U. Neumann, "Face pose estimation system by combining hybrid ica-svm learning and 3d modeling", *Sogang University Department of Media Technology Seoul, Korea*, 2010.
- [132] I. Dagher, W. Kobersy and W. Abi Nader, "Human hand recognition using IPCA-ICA algorithm", *EURASIP Journal onApplied Signal Processing archive*, Vol. 2007, No. 1, , pp 77-77, January 2007.
- [133] K.Q. Weinberger, J.Blitzer and L.K. Saul, "Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification ", *Department of Computer and Information Science, University of Pennsylvania, Levine Hall, Philadelphia*, 2001.
- [134] M.P. Kumar, P.H.S. Torret and A. Zisserman, "An invariant large margin nearest neighbour classifier », *IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, 2007.
- [135] J.Golberger, S.Roweis, G.Hinton and R. Salakhutdinov, "Neighbourhood vcomponents analysis", *Department of Computer Science, University of Toronto*.
- [136] L.Yang, "Distance metric learning: a comprehensive survey », *Department of Computer Science and Engineering Michigan State University*, May 19, 2006.
- [137] A. Annouche, M.S. Berkani, "Traitement et analyse du signal du courant de fuite pour la caractérisation des surfaces isolantes polluées par apprentissage supervisé", *Mémoire du projet de Fin d'Etudes, Ecole Nationale Polytechnique*, Juin 2011.
- [138] F. Liwei, "Independent component analysis for naïve bayes classification », *M.Sc., Dalian University Of Technology, Department of Industrial & Systems Engineering, National University of Singapore*, 2010
- [139] M. Bressan, J. Vitrià, "Improving naive Bayes using class-conditional ICA », *VIII ConferenciaI bero americana de Inteligencia Artificial (IBERAMIA), Sevilla (España)*, 12 al 15 de noviembre de 2002.
- [140] L.Fan, K.L. Poh, "A comparative study of PCA, ICA and class-conditional ICA for Naïve Bayes classifier", *roceeding Proceedings of the 9th international work conference on Artificial neural networks*, pp.16-22, 2007.

- [141] C.M. Bishop, "Pattern recognition and machine learning ", Information Science and Statistics, Springer, New York, USA, 2006
- [142] G. Anthony, H. Gregg and M. Tshilidzi, "Image classification using SVM's: One-against-One Vs One-against-All", Department of Electrical and Information Engineering, University of the Witwatersrand
- [143] R.McCue, "A comparison of the accuracy of support vector machine and naive Bayes algorithms in spam classification », University of California at Santa Cruz, 2009.
- [144] H. Bouirouga, S. El Fkihi, A. Jilbab and D. Aboutajdin, "Comparison of performance between different SVM kernels for the identification of adult video", World Academy of Science, Engineering and Technology, 2011.
- [145] G. Anthony, H. Gregg and M. Tshilidzi, "An SVM multiclassifier approach to land cover mapping", School of Electrical and Information Engineering, University of the Witwatersrand, Johannesburg, South Africa, 2006.
- [146] K.B. Duan¹, S. Keerthi, "Which is the best multiclass SVM method : an empirical study", Bio Informatics Research Centre, Nanyang Technological University; Pasadena, CA, USA, 2010.
- [147] J. Valyon, G. Horváth, "A robust LS-SVM regression ", World Academy of Science, Engineering and Technology, 2005.
- [148] T. Van Gestel, J. A. K. Suykens, G. Lanckriet, A. Lambrechts, B. De moor and J. Vandewalle, "Multiclass LS-SVMs: moderated outputs and coding-decoding schemes", Neural Processing Letters, 15 (2002), pp. 44-58.
- [149] J. Ye, T. Xiong, "SVM versus Least Squares SVM ", Department of Computer Science and Engineering Arizona State University, Tempe, 2009
- [150] P. Zhang J. Peng, "SVM vs regularized least squares classification", ICPR, pp. 176-179, 2004.
- [151] J. A. K. Suykens, T. Van Gestel, J. De Brabanter, B. De Moor, and J. Vandewalle, "Least Squares Support Vector Machines", World Scientific Pub. Co., Singapore, 2002.
- [152] J.A.K. Suykens, J. Vandewalle, "Least squares support vector machine classifiers », Catholique University Leuven, Department of Electrical Engineering, Belgium, August 1998.
- [153] Sylvain Arlot, "A survey of cross-validation procedures for model selection", CNRS, Willow Project-Team, Laboratoire d'Informatique de l'Ecole Normale Supérieure, Statistics Surveys, 4 (2010), pp. 40–79.
- [154] M. Mullin, R. Sukthankar, "Complete cross-validation for nearest neighbor classifiers", Just Research, Pittsburgh, USA, 2006.

- [155] A. Celisse, T. Mary-Huard, "Cross-validation for the kNN algorithm in classification: some theoretical results", Laboratoire de Mathématique Paul Painlevé, Université Lille 1, 2009.
- [156] A. Celisse, T. Mary-Huard, "Exact cross-validation for kNN and applications to passive and active learning in classification", JSFds, 152 (3), 2011.
- [157] Q. Li, D. Ouyang, "Cross-validation and nonparametric K nearest neighbor estimation", Department of Mathematics Texas A&M University College Station, USA, 2010.
- [158] S. An, W. Liu, S. Venkatesh, "Fast cross-validation algorithms for least squares support vector machine and kernel ridge regression", Sciences Directes, Pattern Recognition, 40 (8)(2007), pp. 2154–2162.
- [159] F. Alqallaf, P. Gustafson, "On cross-validation of Bayesian models", Canadian Journal of Statistics, 29 (2) (2001), pp. 333–340.
- [160] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim and J.M. Poggi, "Wavelets Toolbox Users Guide", Wavelet Toolbox for use with MATLAB®, 2000.
- [161] R.E. Bekka, "Fondements du Traitement du Signal", Office des Publications Universitaires, 3^{ème} édition, Alger, 2005.
- [162] A. Cohen, "Ondelettes et Traitement Numérique du Signal", Masson, Paris, 1992.
- [163] R. Benzid, "Ondelettes et Statistiques d'Ordre Supérieur Appliquées aux Signaux Uni et Bidimensionnels", Thèse de doctorat, Université de Batna, Algérie, 2005.
- [164] F. Truchetet, "Ondelettes pour le signal numérique", Hermes, Paris, 1998.
- [165] S. Mallat, "Une exploration des signaux en ondelettes", Editions de l'Ecole polytechnique, Paris, 2000.
- [166] S. Mallat, "A wavelet tour of signal processing", Academic Press, San Diego, CA, 1999.
- [167] A. Manoury, "Tatouage d'images numériques par paquets d'ondelettes", Thèse de doctorat, Ecole Nationale de Nantes et Université de Nantes, Décembre 2001.
- [168] A. Spătaru, "Fondements de la théorie de la transmission de l'information", Traité d'électricité, Presses polytechniques romandes, Lausanne, Suisse, 1987.
- [169] M. Chendeb, "Détection et classification des signaux non stationnaires par utilisation des ondelettes. Application aux signaux électromyographiques utérins", Thèse de doctorat, Université de Troyes, Mars 2006.
- [170] E. Hitti, "Sélection d'un banc optimal de filtres à partir d'une décomposition en paquets d'ondelettes. Application à la détection de sauts de fréquences dans des signaux multi-composantes", Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Nantes, Novembre 1999.
- [171] T. M. Cover, J. A. Thomas, "Elements of information theory", Wiley, New York, 1991.

- [172] R.R.Coifman and M.V.Wickerhauser, " Entropy based algorithms for best basis selection", IEEE Trans. Information Theory, Vol. 38, No. 38, pp. 713-718, March 1992.
- [173] H.Hitti, M.F.Lucas, "Wavelet-packet basis selection for abrupt changes detection in multicomponent signals", 9th European Signal Processing Conference EUSIPCO, Rhodes, Greece, September 1998.
- [174] M.A.Douar, M.C.Bouzidi, "Caractérisation de l'état de surface d'un isolateur pollué à l'aide des signaux du courant de fuite et de la tension appliquée", Mémoire de projet de fin d'études, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, Juin 2009.
- [175] V.S.Murthy, K.Tarakanath, D.K.Mohanta and S.Gupta, "Insulator condition analysis for overhead distribution lines using combined wavelet support vector machine (SVM)", IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul., Vol. 17, No. 17, pp. 89-99, February 2010.

Annexe A

Bases des signaux utilisées

Pour la vérification des méthodes développées dans ce travail, deux bases des signaux ont été utilisées. Ces bases contiennent des signaux issus des essais effectués au niveau du laboratoire de haute tension de l'Ecole Nationale Polytechnique sur deux modèles plans d'isolateurs. Définissons alors ces bases.

Mod1

- Cette base était élaborée par B. Moula et A. Mekhaldi, au cours de ses travaux présentés à la CNHT en 2011, sous le titre « *Comparaison des performances d'un isolateur haute tension soumis aux conditions de pollution artificielle* ».
- Le modèle utilisé est un modèle plan simulant l'isolateur réel **PVS 120B**.
- La pollution est non-uniforme.
- Cette base est constituée de deux ensembles. On appellera le premier ensemble **G1Mod1** représentant les signaux du courant de fuite et **G2Mod1** pour les signaux de la charge électrique. Chaque signal des deux ensembles est sur 10000 points correspondant à différentes bandes fréquentielles pour une fréquence d'échantillonnage de 100 kHz.
- Pour la mesure du courant de fuite, une résistance de $R = 1\text{ k}\Omega$ a été utilisée, et pour le signal de charge électrique une capacité de $C = 33\text{ }\mu\text{F}$.

Mod2

- Cette base a été élaborée par M.A. Douar, M.C. Bouzidi et A. Mekhaldi au cours de leur projet de fin d'études en 2009 s'intitulant « *Caractérisation de l'état de surface d'un isolateur pollué à l'aide des signaux du courant de fuite et de la tension appliquée* ».
- Le modèle utilisé est un modèle plan simulant l'isolateur réel **1512 L**.
- Cette base est constituée de deux ensembles. On appellera le premier ensemble **G1Mod2** représentant les signaux du courant de fuite sous une pollution non-uniforme et **G2Mod2** pour les signaux de la tension appliquée sous pollution uniforme. Chaque signal des deux ensembles est sur 10000 points correspondant à différentes bandes fréquentielles de fréquence d'échantillonnage de 250 kHz pour l'ensemble G1Mod2 et de 100 kHz pour l'ensemble G2Mod2.
- Pour la mesure du courant de fuite on utilise une résistance $R = 2\text{ k}\Omega$.

Le montage utilisé pour récupérer les différents signaux des différentes bases de données est le même. Il est donné par la figure A.1.

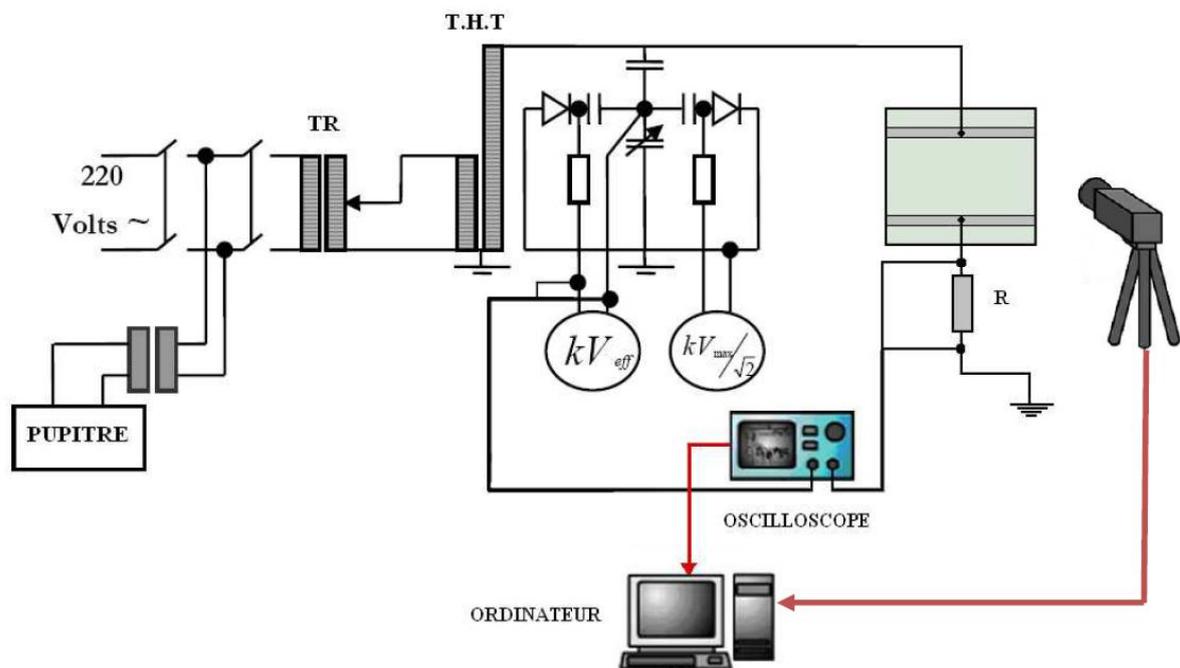


Figure A.1. Dispositif expérimental.

Notant que ce montage est pour la mesure des signaux de la tension appliquée et du celui du courant de fuite. Pour la mesure de la charge électrique, il suffit de remplacer la résistance R du montage par une capacité C.

Annexe B

Les classes de pollution

Afin d'étudier de la sévérité de la pollution, on adopte la norme CEI 60-1 qui exprime la pollution en fonction de la salinité équivalente.

- **Classe 1.** Pollution faible d'origine naturelle (sauf marine). Elle concerne généralement des zones non industrielles ayant une faible densité d'habitation, situées loin de la mer. Un isolement normal convient facilement pour ces zones. La salinité équivalente maximale retenue pour cette classe correspond à une pulvérisation d'une solution de chlorure de sodium de concentration 2.5g/l.
- **Classe 2.** Pollution moyenne d'origine naturelle (sauf marine) ou faiblement industrielle. Elle correspond à des zones à moyenne densité d'habitation et situées loin de la mer. Ces zones nécessitent un isolement renforcé, la concentration de la salinité équivalente maximale retenue est de 10g/l.
- **Classe 3.** Pollution forte d'origine marine et industrielle. Les zones considérées possèdent une forte densité d'habitation et sont situées près de la mer. Elles sont exposées à des embruns marins relativement forts. Ces sites nécessitent un isolement important, la concentration de la salinité équivalente maximale est de 80g/l.

Concentration en Kaolin [g/l]	Conductivité volumique [mS/cm]	Concentration de sel utilisé [g/l]	Classe
40	1,2 et 3,5	Entre 0.7 et 2.5	1
	6	Entre 3 et 10	2
	10 et 20	Inférieure à 60	3
100	1,2 et 3,5	Entre 0.7 et 2.5	1
	6	Entre 3 et 10	2
	10 et 20	Inférieure à 60	3
200	1,2 et 3,5	Entre 0.7 et 2.5	1
	6	Entre 3 et 10	2
	10 et 20	Inférieure à 60	3

Tableau B.1. La norme CEI 85-1 en fonction de la conductivité volumique de la couche polluante et de la concentration de sel utilisé.

في هذا العمل، نعالج موضوع تشخيص حالة سطح عوازل ملوثة، حسب اقتراحات CEI 60-1 اعتمادا على بيانات التجارب التي أجريت على مستوى محير ، التوتر العالي للمدرسة الوطنية المتعددة التقنيات على نماذج سطحية. أولا، نطبق تقنية RP على عناصر عالية التواتر لإشارة تيار التسرب و تقنية RQA على إشارة تيار التسرب. ثانيا، نقدم مقارنة لنمط الاعتراف لتقدير نشاط التفريجات السطحية على سطح النموذج اعتمادا على إشارة الشحنة الكهربائية و مقارنة فعالية مختلف طرق تقليص الأبعاد (ACP و ADL) و التصنيف (SVM ، naive bayésien ، k-PPV) . أخيرا، تقنية حزم الموجبات طبقت على كل من إشارتي التوتر المطبق و تيار التسرب معتمدين على أنتروبيا Shannon.

الكلمات المفتاحية : تشخيص، شدة التلوث، CEI 60-1، مخطط التراجع، التحليل الكمي للتراجع، نمط الاعتراف، تحليل العناصر الأساسية، التحليل التمييزي الخطي، طريقة بايز الساذجة، k-أقرب جار، حزم الموجبات، أنتروبيا Shannon

Résumé

Dans le présent travail, le diagnostic de l'état de surface des isolateurs pollués est effectué, suivant les recommandations de la CEI 60-1, en exploitant des bases de données établies au niveau du laboratoire de haute tension de l'école nationale polytechnique sur des modèles plans. En premier lieu, nous nous intéressons à appliquer la technique RP sur la composante haute fréquence du signal du courant de fuite ainsi que la RQA sur le signal du courant de fuite lui même. En second lieu, une approche de reconnaissance des formes est choisie pour évaluer l'activité des décharges partielles sur la surface du modèle en utilisant le signal de la charge électrique et de comparer les performances des différentes méthodes de réduction de dimensions (ACP et ADL) et de classification (SVM, naïve bayésien, k-PPV). Enfin, la technique des paquets d'ondelettes est employée sur le signal de la tension appliquée et sur le signal du courant de fuite en se basant sur le principe de l'entropie de Shannon.

Mots-clefs : diagnostic, sévérité de pollution, CEI 60-1, diagramme de récurrence, analyse quantitative de récurrence, reconnaissance des formes, analyse des composantes principales, analyse discriminante linéaire, machines à vecteurs de support, méthode naïve bayésienne, k-plus proches voisins, paquets d'ondelettes, entropie de Shannon.

Abstract

In this work, the diagnosis of the surface condition of polluted insulators is carried out, according to IEC 60-1 recommendations, by using databases set at high voltage laboratory of national polytechnic school on plan models. Initially, we apply RP technique to the high frequency component of the signal of the leakage current and the RQA to the signal of the leakage current. Then, a pattern recognition approach is selected to evaluate the activity of the partial discharges on surface of the model by using the signal of the electric charge to compare the performances of the various methods of dimensions reduction (PCA and LDA) and classification (SVM, naïve Bayes, k-NN). Lastly, the technique of the wavelet packets is employed on the signal of the applied voltage and the signal of leakage current while being based on the principle of the entropy of Shannon.

Key words : diagnosis, pollution severity, IEC 60-1, recurrent plot, recurrence quantification analysis, pattern recognition, principal component analysis, linear discrimination analysis, support vector machine, naïve Bayes method, k-nearest neighbors, wavelet packets, Shannon entropy.