

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE



MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTROTECHNIQUE

*Mémoire du projet de Fin d'Etudes
Pour l'obtention du Diplôme d'Ingénieur d'Etat en Electrotechnique*

Thème

Traitement et analyse du signal du courant de fuite pour la caractérisation des surfaces isolantes polluées par apprentissage supervisé

Réalisé par :
Amirouche ANNOUCHE
Mohamed Said BERKANI

Proposé et Encadré par :
Pr. A.MEKHALDI

Promotion Juin 2011
ENP 10, Avenue Hassen Badi, 16200 El Harrach, ALGER

ملخص:

في العمل الحالي، تم إجراء دراسة لشدة التلوث استنادا إلى البيانات التي تم الحصول عليها على النماذج المتواجدة في مختبر المدرسة الوطنية لعوازل عالية التوتر. في الجزء الأول، نستعرض الأعمال التي أجريت مؤخرا لأحدث التقنيات التشخيصية لسطح العوازل الملوثة. في الجزء الثاني منه ، نقدم لأول مرة مجالا لمعالجة الإشارات ، وتطبيقا لتقنية TFD عن طريق دراسة العلاقة بين التيار المتسرب و بعض التوافقيات (3 ، 5 ، 7)، بعدها سنحلل التيار المتسرب بتقنية الموجات لتحديد شدة تلوث العوازل. في الأخير نستعرض مختلف أساليب التطبيق (SVM, نايف بايزين), ثم نقوم بتطبيق هاتين الطريقتين باستخدام معطيات الدخول الناتجة عن تطبيق الطريقتين DWT و TFD سلفا.

الكلمات الرئيسية : شدة التلوث ، نموذج مسطح، تقنية الموجات , أسلوب التطبيق, طريقة نايف بايزين.

Résumé :

Dans le présent travail, l'étude de la sévérité de la pollution est effectuée en se basant sur des essais réalisés au laboratoire de haute tension de l'école nationale polytechnique. Ces essais ont été réalisés sur des modèles plans simulant des isolateurs réels. Dans une première partie, nous présentons une synthèse bibliographique traitant des plus récentes techniques de diagnostic de l'état de surface des isolateurs pollués. Dans la seconde partie, nous appliquons d'abord la Transformée de Fourier Discrète aux différents signaux de courant de fuite, puis dans un second temps, nous définissons et mettons en application l'analyse par la technique des ondelettes pour l'étude de corrélation avec la sévérité de pollution, et enfin, nous présentons différentes techniques d'apprentissage supervisé (SVM, Naïve Bayesienne), et nous procédons à l'application de ces deux méthodes en ayant comme entrées les résultats obtenus précédemment avec la TFD et DWT.

Mots clés : Sévérité de pollution, Modèle plan, Technique d'Ondelettes, Apprentissage supervisé, Machine à vecteurs supports, Méthode Naive Bayesienne

Abstract:

In the present work, the study of pollution severity is based on data obtained upon plans models which simulate insulator. In the first part, we present a bibliographical synthesis which study the most recent diagnosis methods. In the second part, firstly, we apply the Discret Fourier Transform to different leakage current signal, then, we define and we put into way the analysis by the wavelets transform technics, and finally, we present different technics of machine learning (SVM, Naive Bayes), and we proceed on application of these two methods having as inputs the results obtained earlier with DTF and DWT.

Key-words: Pollution severity, Plan model, Wavelets transform, machine learning, Support Vector Machine, Naiv Bayes method



Remerciements

Nous tenons à remercier Dieu Clément et Miséricordieux de nous avoir donné la force et la volonté d'achever ce travail.

Nos remerciements vont à Monsieur Abdelwahab MEKHALDI pour l'aide qu'il nous a apporté, pour ses conseils durant l'élaboration de ce travail.

Un grand merci pour l'intérêt qu'a porté Mr. Belkacem MOULA à notre travail, à sa précieuse aide et à ses qualités humaines.

Nous remercions Mr A.Boubakeur pour l'intérêt qu'il a porté à notre modeste travail.

Nos remerciements vont également à Mr M.Teguar pour son aide et ses qualités humaines.

Nous tenons également à remercier tous les enseignants ayant contribué à notre formation et ce depuis le tronc commun jusqu'à la dernière année de graduation.

Enfin, nous remercions les membres du jury qui ont accepté d'évaluer notre modeste travail.

Je dédie cet humble mémoire à tous ceux qui m'ont aidé, soutenu et encouragé, à tous ceux qui ont contribué de loin ou de près.

Je citerai d'abord mes parents pour leur compréhension, sacrifice, patience leur soutien et encouragements.

A ma grand-mère, à mon grand père à qui je souhaite un très bon rétablissement, à mes frères et sœurs Hamza, Halima, Amina et Housseem.

A mes tantes et oncles Dahbia, Salima, Hayat, Samia, Fayza, Nounour, Hakim, Larbi, Arezki et Walid.

Au cercle fermé de mes amis qui m'aident et me soutiennent au quotidien, à Hmimed et Imed pour leur présence.

A mes amis de l'école nationale polytechnique, Mourad, Bislam, Sofiane, Ouss, Djamal, Tak, Youcef et Moh.

Je tiens à remercier profondément ma future femme Siham qui m'a soutenu et encourager tout au long de mon cursus universitaire.

Amirouche

Je dédie ce travail à :

D'abord mes parents pour leur compréhension, sacrifice, patience soutien et encouragements

Mes grands-parents

Mes deux sœurs et mes deux frères -Malha, Dihia, Djigo, Massi-

Ma famille

Mes amis

Mes amis de l'école nationale polytechnique

Tous ceux qui croient en moi.

Moumouh

Liste des symboles

Liste des symboles

a	: Paramètre d'échelle
cA	: Coefficient d'approximation
cD	: Coefficient d'ondelette
CEI	: Commission Electrotechnique Internationale
COV	: Coefficient of Variation
CWT	: Continuous Wavelet Transform
DDNS	: Densité du Dépôt Non Soluble
DDSE	: Densité du Dépôt de Sel Equivalent
DET	: Déterminisme
DP	: Décharges partielles
DR	: Distortion Rate
DWT	: Discrete Wavelet Transform
ESDD	: Equivalent Salt Deposit Density
FEM	: Finite Element Method
FFT	: Fast Fourier Transform
FOV	: Flashover Voltage
HO	: Hyperplan Optimal
HR	: Humidité Relative
HT	: Haute Tension
I_h	: La valeur crête du courant de fuite
I_n	: La composante harmonique d'ordre n
LC	: Leakage Current
LS-SVM	: Least Square Support Vector Machine
MEF	: Mean Error Function
MFNN	: Multilayer Feedforward Neural Network
MRSD	: Multi Resolution Signal Decomposition
NaCl	: Chlorure de Sodium
RMSE	: Root-Mean-Square Error
RNA	: Réseaux de Neurones Artificiels

Liste des symboles

RP	: Reccurent Plot
RR	: Rate of Recurrences
R^2	: La fraction absolue de la variance
SF6	: Hexafluorure de Soufre
SIR	: Silicon Rubber
STD-MRA	: Standard Deviation-Multi Resolution Analysis
SVM	: Support Vector Machine
TFD	: Transformée de Fourier discrète
THD	: Total Harmonic Distortion
THT	: Très Haute Tension
TOC	: La transformation en ondelette continue
TST	: Travaux sous tension
VS	: Vidéo Surveillance
$w(n)$: Fonction de fenêtrage
γ	: Paramètre de régularisation
σ	: Paramètre correspondant au type de noyau
θ	: L'angle de déphasage entre le courant de fuite et la tension appliquée
σ_t	: Variation temporelle
σ_w	: Variation fréquentielle
τ	: Paramètre de translation

Sommaire

Introduction générale.....1

Chapitre I : Travaux antérieurs sur le diagnostique des isolateurs

I-1 Introduction.....	4
I-2 Analyse temporelle et fréquentielle du signal du courant de fuite d'un isolateur pendant une accumulation de glace	4
I-3 Analyse du déphasage entre le courant de fuite et la tension appliquée.....	6
I-4 Détermination de la probabilité d'occurrence d'un contournement à l'aide des composantes harmoniques du signal du courant de fuite	7
I-5 L'analyse des décharges partielles pour le diagnostique de l'état de surface des isolateurs SIR	9
I-6 Evaluation de l'état de service des isolateurs en porcelaines en utilisant les caractéristiques temps/fréquence du courant de fuite (LC).....	13
I-7 Prédiction de l'état de performance des équipements isolants.....	17
I-8 Prédiction de la tension de contournement des isolateurs en utilisant LS-SVM.....	19
I-9 Analyse de l'état des isolateurs en utilisant une combinaison machine à vecteurs de support(SVM) et la transformée en ondelettes	23
I-10 Utilisation de la technique RP pour l'analyse du signal du courant de fuite sur des isolateurs composites contaminé par la glace.....	26
I-11 Etude des caractéristiques du courant de fuite et du déphasage des isolateurs sous pollution.....	29

Chapitre II : Analyse du signal du courant de fuite par la TFD

II-1 Introduction.....	35
II-2 La transformée de Fourier et ses dérivées.....	35
II-2-1 La transformée de Fourier continue.....	35

II-2-1-1 Conditions d'existences.....	36
II-2-1-2 Propriétés de la transformée de Fourier.....	36
II-2-1-3 Egalité de Parseval	36
II-2-2 Transformée de Fourier à temps discret.....	36
II-2-2-1 Définition.....	37
II-2-2-2 Propriétés.....	38
II-2-3 Définitions des paramètres utilisés pour le diagnostic.....	38
II-3 Etude fréquentielle du signal du courant de fuite pour une pollution uniforme.....	38
II-3-1 Représentation fréquentielle des signaux du courant de fuite.....	39
II-3-2 Utilisation de la base de données de A. Douar	40
II-3-2-1 Étude du coefficient $K_{5/3}$ du signal du courant de fuite.....	40
II-3-2-2 Etude du coefficient $K_{7/5}$ du signal du courant de fuite.....	41
II-3-3 Utilisation de la base de données de B. Moula.....	42
II-3-3-1 Etude du coefficient $K_{5/3}$ du signal du courant de fuite pour 40g/l de Kaolin.....	42
II-3-3-2 Etude du coefficient $K_{7/5}$ du signal du courant de fuite pour 40g/l de Kaolin.....	42
II-3-3-3 Etude du coefficient $K_{5/3}$ du signal du courant de fuite pour 100g/l de Kaolin.....	43
II-3-3-4 Etude du coefficient $K_{7/5}$ du signal du courant de fuite pour 100g/l de Kaolin.....	44
II-3-3-5 Etude du coefficient $K_{5/3}$ du signal du courant de fuite pour 200g/l de Kaolin.....	44
II-3-3-6 Etude du coefficient $K_{7/5}$ du signal du courant de fuite pour 200g/l de Kaolin.....	45
II-4 Conclusion	46

Chapitre III : Analyse du signal du courant de fuite par la DWT

III-1 Introduction.....	47
III-2 Limites de la transformée de Fourier.....	47

III-2-1 Analyse temps-fréquence.....	47
III-2-2 Principe d'incertitude d'Heisenberg.....	48
III-3 La transformée en ondelettes.....	48
III-3-1 La transformation en ondelette continue.....	49
III-3-1-1 Définition.....	49
III-3-1-2 La relation entre échelle et fréquence.....	50
III-3-1-3 Calcul des coefficients de la CWT.....	51
III-3-2 La transformée en ondelettes discrètes (DWT).....	52
III-3-2-1 Définition.....	52
III-3-2-2 Approximation et détail.....	52
III-3-2-3 Analyse multi-résolution (AMR).....	53
III-3-2-4 Niveau maximal de décomposition.....	53
III-3-2-5 Choix de l'ondelette analysante.....	54
III-4 Analyse du courant de fuite par la transformée d'ondelettes discrètes (DWT).....	54
III-4-1 Impact de la DWT sur l'analyse du courant de fuite.....	55
III-4-2 Décomposition du signal de courant de fuite par DWT.....	55
III-4-3 Calcul des caractéristiques des coefficients d'approximations et des coefficients de détails d'ondelette.....	57
III-4-3-1 Etude de la standard déviation des approximations et des détails du signal du courant de fuite pour une pollution avec 100 g/l de Kaolin.....	58
III-4-3-2 Etude des maximums des approximations et des détails du signal du courant de fuite pour une pollution avec 100 g/l de Kaolin.....	62
III-4-3-3 Etude des minimums des approximations et des détails du signal du courant de fuite pour une pollution avec 100 g/l de Kaolin.....	66
III-5 Conclusion.....	70

Chapitre IV : Classification de l'état de surface des isolateurs

IV-1 Introduction.....	71
IV-2 Description des différentes méthodes d'apprentissage supervisé	71
IV-2-1 Machine à vecteurs de support.....	71

IV-2-1-1 Définition.....	71
IV-2-1-2. Principe général	72
IV-2-1-2-1 Discrimination linéaire et hyperplan séparateur	72
IV-2-1-2-2. Exemple.....	72
IV-2-1-3 Construction de l'hyperplan optimal.....	73
IV-2-1-3-1 Cas des données linéairement séparables.....	73
IV-2-1-3-2 Cas des données non-linéairement séparables.....	76
IV-2-1-4 Remarques.....	77
IV-2-2 Classification naïve Bayésienne.....	78
IV-2-2-1 Avant propos.....	78
IV-2-2-2 Le théorème de Bayes en statistique.....	78
IV-2-2-3 Définitions pratiques.....	79
IV-2-2-3-1 Maximum de vraisemblance.....	79
IV-2-2-3-2 Matrice de variance-covariance.....	80
IV-2-2-3-3 Estimation de la valeur des paramètres.....	81
IV-2-2-4 Le modèle bayésien naïf	82
IV-2-2-5 Construction d'un classifieur à partir du modèle de probabilités....	83
IV-3 Les Classes de pollution	83
IV-4 Application des méthodes d'apprentissage supervisé pour la classification de l'état d'isolateurs.....	84
IV-4-1 Composition des vecteurs d'états.....	84
IV-4-2 Classification naïve Bayésienne.....	85
IV-4-2-1 Caractéristiques du modèle.....	86
IV-4-2-2 Entraînement des modèles.....	86
IV-4-2-3 Validation du modèle.....	87
IV-4-3 Séparateur à vaste marge (SVM).....	88
IV-4-3-1 Caractéristiques du modèle.....	88
IV-4-3-2 Entraînement du modèle.....	89
IV-4-3-3 Validation des modèles SVM-multi classes.....	89
IV-4-4 Comparaison entre les deux méthodes.....	91
IV-5 Conclusion.....	92
Conclusion générale.....	93

Introduction générale

De nos jours, le contournement des isolateurs en haute tension est toujours un des problèmes les plus importants pour la transmission électrique de puissance [1]. Afin d'éviter les problèmes qui en découlent, plusieurs mesures ont été adoptées comme le revêtement hydrophobe de la surface de l'isolateur et le nettoyage régulier. Les résultats de ces derniers ne sont pas très satisfaisants. Car ils sont tributaires des résultats de détection de l'état de surface de l'isolateur considéré. C'est pour cela qu'il est urgent de développer des systèmes fiables d'évaluation de l'état de surface de ces derniers [2].

L'expérience ainsi que les études en laboratoire montrent que l'évolution du courant de fuite est étroitement liée au processus de développement du contournement final [1,3]. En plus, le courant de fuite est facile à surveiller continuellement en pratique [4]. Ainsi la mesure et l'analyse du signal du courant de fuite ont attiré l'attention de beaucoup de chercheurs comme T. Suda et al [2].

La circulation du courant de fuite provoque l'assèchement de certaines zones proches des électrodes. Ces dernières préviennent cette circulation, et presque la totalité de la tension inter électrodes est appliquée à ces zones sèches. Si la rigidité diélectrique est insuffisante, l'arc se produit, ce qui peut entraîner la déformation du signal du courant de fuite et l'augmentation des composantes harmoniques [1, 3, 4]. Une des méthodes utilisées pour l'estimation du niveau de pollution des isolateurs est l'utilisation des caractéristiques temporelles du courant de fuite [3]. Des chercheurs [2, 5] ont étudié les relations entre les caractéristiques fréquentielles du courant de fuite et les niveaux de pollution des isolateurs. Il est noté [2] que le contournement total peut très probablement se produire quand le taux de certains harmoniques impaires dépasse un certain seuil. Dans certains travaux [6, 7] les caractéristiques du courant de fuite ont été étudiées par la transformée de Fourier discrètes (TFD). Il est toute fois bien connu, que la transformée de Fourier n'est pas un excellent outil pour le traitement de signaux non-stationnaires, par conséquent, beaucoup de chercheurs se sont intéressés aux techniques des ondelettes. La décomposition du signal du courant de fuite par la transformée en ondelettes discrètes (DWT) a été proposée comme un outil efficace pour comprendre les caractéristiques temps-fréquences du signal et d'extraire des informations importantes pour l'identification de l'état de surface d'un isolateur [8]. Des chercheurs [9] concluent que la variation des composantes harmoniques de hautes fréquences est étroitement liée à l'état de surface de l'isolateur.

L'apprentissage supervisé a émergé ces dernières années comme un outil efficace pour la classification dans de nombreux domaines [1]. Les Machines à Vecteurs de Supports (SVM) sont une des ces techniques de classification, elles ont été appliquées à de très nombreux domaines (bioinformatique, recherche d'information, vision par ordinateur, finance) [2], et récemment pour le diagnostic des isolateurs en haute tension. En Inde, les recherches réalisées par V.S.Murthy et al [10], se sont concentrées principalement sur l'application de la transformée en ondelettes basée sur l'extraction des caractéristiques de traitement d'image numérique et la SVM pour l'analyse de l'état des isolateurs. La plus grande contribution de leur travail consiste à calculer les indices d'état pour les isolateurs de haute tension pour surmonter les difficultés liées aux applications de vidéo surveillance.

Afin de déterminer le comportement du contournement des isolateurs pollués à haute tension et à identifier les mécanismes physiques qui régissent ce phénomène, M.Uyar et al [11], ont construit un modèle dynamique de tension de contournement des isolateurs en utilisant la machine à vecteurs de support à moindres carrés (LS-SVM). A cet effet un ensemble d'apprentissage a été généré en utilisant une méthode numérique basée sur la méthode des éléments finis (FEM) pour plusieurs isolateurs avec des géométries différentes. Pour améliorer la généralisation du modèle, un algorithme d'optimisation efficace pour la recherche d'ensemble d'apprentissage est adopté pour régler les paramètres dans la conception de LS-SVM. En outre, un ensemble de deux essais différents est utilisé pour évaluer l'efficacité et la faisabilité de la méthode proposée [11]. Dans cette étude, le modèle LS-SVM a été élaboré avec l'aide de la relation entre la tension critique de contournement et les variables d'entrée, telles que la hauteur de l'isolateur, le diamètre de l'isolateur, la longueur de fuite d'un élément de l'isolateur, la conductivité de sa surface et le nombre d'éléments sur une chaîne.

Le présent travail consiste à utiliser le signal du courant de fuite pour extraire des critères de jugement sur l'état de surface de l'isolateur pollué et servir d'entrées pour deux classificateurs (SVM, Naïve Bayes) dont les sorties représentent la classe de pollution assignée à un isolateur pollué donné.

Dans le premier chapitre, nous présentons une synthèse bibliographique sur les principaux travaux qui traitent le diagnostic de l'état de surface des isolateurs pollués. Ces différentes méthodes sont principalement basées sur l'étude du courant de fuite avec plusieurs méthodes afin d'en extraire le maximum d'informations sur l'état de surface de l'isolateur considéré.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons dans un premier temps, l'environnement du traitement du signal en traitant les principales idées sur la transformée de Fourier à temps continu et à temps discret, puis nous appliquons la TFD aux signaux de courant de fuite, puis nous nous intéressons à quelques rapports entre les amplitudes des harmoniques les plus significatifs (entre le 3^{ème} et 5^{ème}, et entre le 5^{ème} et 7^{ème}), ceci en les étudiant en fonction de la conductivité volumique de l'agent polluant recouvrant la surface de l'isolateur. Pour cela, nous exploitons les données des résultats expérimentaux obtenus au laboratoire de Haute Tension de l'ENP.

Dans le troisième chapitre, nous mettons en application l'analyse par la technique des ondelettes. Pour la pollution uniforme, la transformée en ondelette discrète (DWT) est utilisée afin d'extraire les approximations et les détails des différents niveaux de décomposition. L'objectif de notre méthode proposée est de développer des critères liant le signal du courant de fuite enregistré à l'état de surface de l'isolateur nécessaires pour la prévention contre le contournement.

Dans le quatrième et dernier chapitre, nous présentons dans un premier temps, les différentes méthodes d'apprentissage supervisé (SVM, Naïve Bayesienne) et les différentes classes associées à chaque niveau de pollution, puis nous procédons à l'application de ces

deux méthodes (SVM et Naïve Bayesienne), et enfin, nous comparons ces dernières, entre elles, à travers les résultats obtenues par chacune d'elles.

En dernier lieu, nous terminons par une conclusion générale qui représente une synthèse globale de ce que nous avons fait ainsi que les perspectives qui permettront de réaliser une étude plus approfondie.

Chapitre I

*Travaux antérieurs sur le
diagnostic des isolateurs.*

I-1 Introduction

L'importance de la recherche sur la pollution des isolateurs s'est considérablement accentuée avec l'élévation de la tension de service des lignes de transmissions. Les isolateurs de haute tension constituent une partie essentielle des systèmes de transports d'électricité. Toute défaillance dans l'utilisation des isolateurs de haute tension entraîne une perte considérable de capitaux, car il y a de nombreuses industries qui dépendent de la disponibilité d'une alimentation électrique ininterrompue. Les isolateurs extérieurs sont soumis à diverses conditions d'exploitations et d'environnements. La contamination à la surface des isolateurs augmente la probabilité du contournement. Au cours des deux dernières décennies, 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 le modèle Machines à Vecteurs de Support (SVM). Dans ce chapitre, nous présentons les plus récents travaux concernant le diagnostic des isolateurs pollués ainsi qu'une brève explication sur les algorithmes utilisés. Ces recherches sont pour la plupart basées sur l'étude du signal du courant de fuite et des décharges partielles, qui procurent des informations essentielles sur l'état de surface des isolateurs concernés.

I-2 Analyse temporelle et fréquentielle du signal du courant de fuite d'un isolateur recouvert de glace :

Au Canada, F. Meghnefi et al [20] se sont intéressés à l'analyse du signal du courant de fuite (LC) d'un isolateur en porcelaine recouvert de glace. Les résultats obtenus montrent que le courant de fuite lors de l'accumulation de glace passe par deux périodes distinctes caractérisées par des formes d'onde spécifiques et les fréquences des harmoniques. Les tests effectués au laboratoire ont démontré que la durée de la première période est directement liée au taux de gel. Ils ont aussi établi que le taux de gel peut être estimé à travers l'analyse du signal du courant de fuite, comme l'évolution dans le temps des harmoniques d'ordres 3 et 5 ainsi que par le déphasage entre la tension appliquée et le courant de fuite.

La simulation du gel a été faite artificiellement dans une chambre froide de 6m×6m×9m spécialement conçue pour ces recherches. La glace a été formée à partir de gouttelettes en surfusion produites par un système de buses, comme le montre la figure I.1

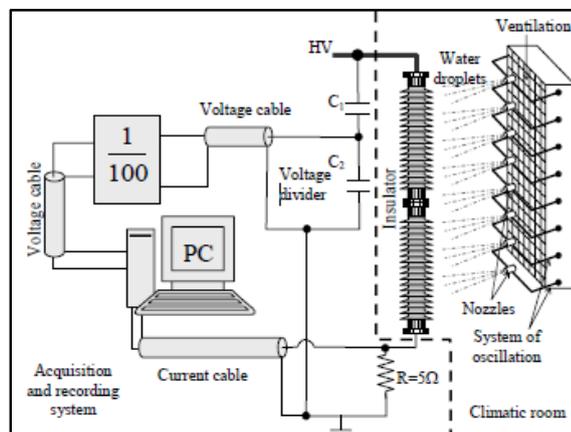


Figure I.1 : Dispositif expérimental [20].

La source de haute tension est un transformateur de 350 kV. Le courant de fuite est enregistré à travers un shunt de 5Ω , et la tension au moyen d'un diviseur de tension capacitif.

Les isolateurs utilisés pour les expériences sont des isolateurs 735 kV utilisés dans le réseau Hydro-Québec, et vu la limitation de la tension d'alimentation d'essai à 350 kV, alors ils n'ont utilisé qu'une partie de ces isolateurs.

Avec les formes d'ondes représentées dans la figure I.2.a, ils ont observé que le courant de fuite a une forme sinusoïdale, mais déphasé par rapport à la tension appliquée et concluent que ceci est dû à la nature capacitive de l'isolateur au début du gel. Par contre, dans la représentation fréquentielle (Figure I.2.b) du courant de fuite, ils ont observé une composante en fréquence 60 Hz qui exprime la forme sinusoïdale du courant et l'apparition d'autres harmoniques de faibles amplitudes [20].

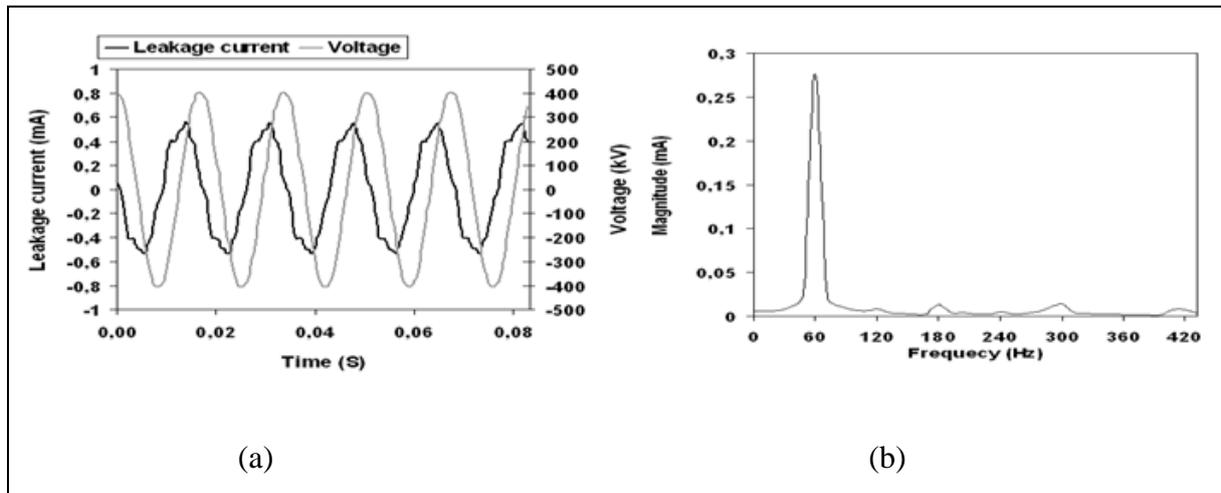


Figure I.2 : Représentation temporelle (a) et fréquentielle (b) du courant de fuite [20].

Dans les mêmes travaux, les auteurs ont étudié les variations des harmoniques du signal du courant de fuite et ceci en se limitant à ceux d'ordre 3 et 5 (180Hz, 300Hz). Pour une meilleure compréhension, les amplitudes des harmoniques d'ordres 3 et 5 sont représentés par rapport à celle du fondamental (Figure I.3).

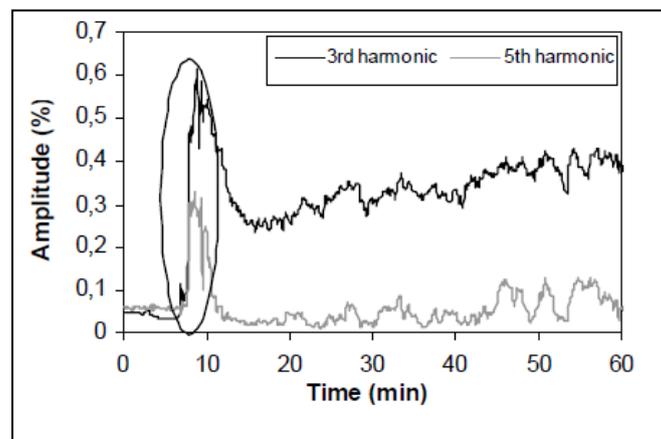


Figure I.3 : Evolution des harmoniques d'ordres 3 et 5 du courant de fuite [20].

Les auteurs ont observé à travers la figure I.3 que les amplitudes des deux harmoniques sont faibles par rapport à celle du fondamental, ce qui confirme que le courant de fuite est sinusoïdal durant cette période. Ils ont pu conclure aussi que l'étude du déphasage entre la tension appliquée et le courant de fuite permet de détecter l'apparition de

l'accumulation de la glace sur les isolateurs, vu que ce déphasage est constant et commence à augmenter au début de l'accumulation [20].

I-3 Analyse du déphasage entre le courant de fuite et la tension appliquée :

Dans leur projet de fin d'étude, M. A. Douar et al [17] ont étudié le déphasage entre la tension appliquée et le courant de fuite pour comprendre l'attitude adoptée par le circuit équivalent de l'isolateur et cela pour différentes répartitions de la pollution à la surface du modèle plan. Dans le cas où l'isolateur est sec (Figure I.4), ils ont trouvé que le comportement de l'isolateur pour des faibles niveaux de tension ($<24kV_{eff}$) est plutôt capacitif avec un léger comportement résistif, cependant l'effet résistif a tendance à augmenter par rapport à l'effet capacitif pour un niveau de tension ($53kV_{eff}$).

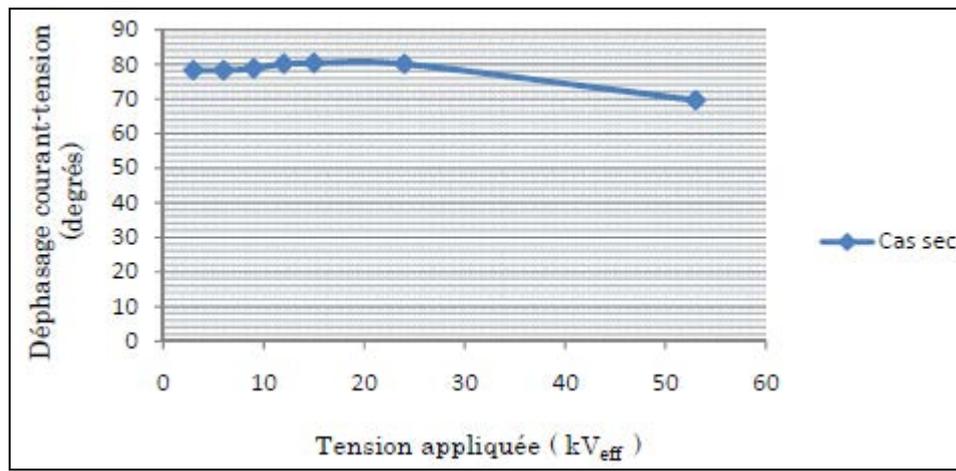


Figure I.4 : Evolution du déphasage courant-tension en fonction de la tension appliquée pour le cas sec [17].

Dans le cadre du même travail, les auteurs se sont aussi intéressés aux déphasages courant-tension en fonction des différentes conductivités (Figure I.5)

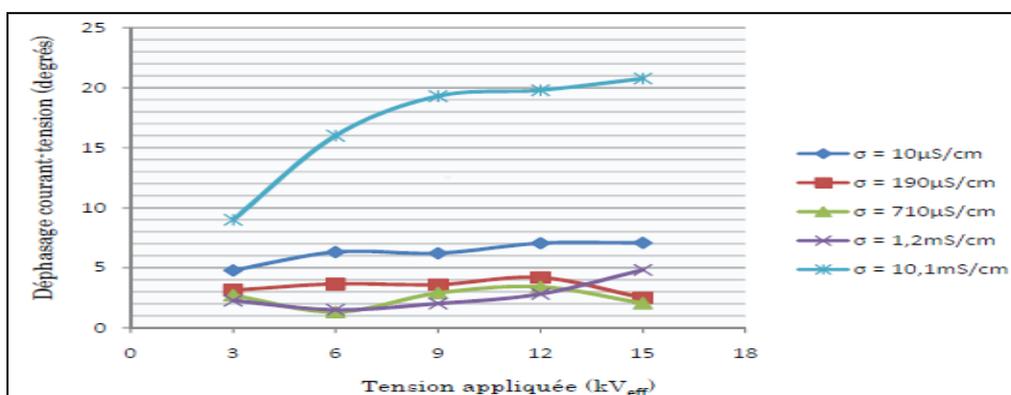


Figure I.5 : Variation du déphasage courant-tension en fonction de la tension appliquée pour différentes conductivités [17].

Ils remarquent d'après la figure I.5 que le déphasage courant-tension a tendance à diminuer avec l'augmentation de la conductivité du milieu (10, 190 et 710 $\mu S/cm$) et cela quelque soit la tension appliquée. Ils concluent que le comportement de l'isolateur est en grande partie résistif avec un léger effet capacitif [17]. Pour la conductivité 10,1 mS/cm.

I-4 Détermination de la probabilité d’occurrence d’un contournement à l’aide des composantes harmoniques du signal du courant de fuite :

En Iran, les chercheurs H. H. Kordkheili et al [7] ont proposé une nouvelle méthode pour prédire le contournement des isolateurs type (SIR) et sa probabilité d’occurrence en analysant les composantes harmoniques du signal du courant de fuite. Les essais sur des échantillons d’isolateurs pollués, la mesure du courant de fuite et la sauvegarde des données ont été effectués dans un laboratoire de configuration suivante (Figure I.6)

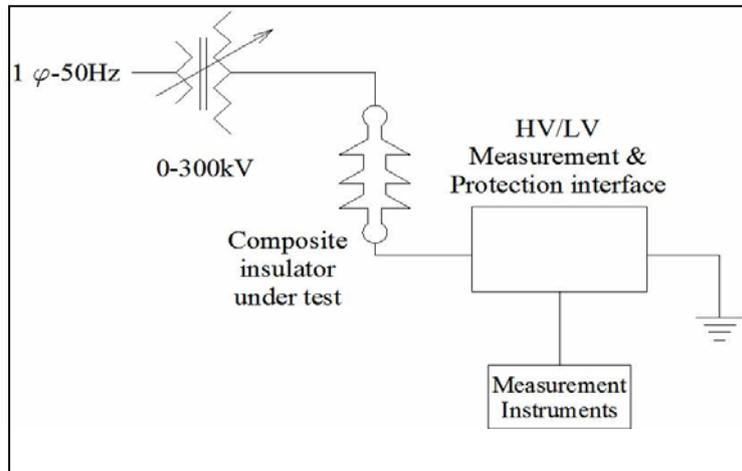


Figure I.6: Configuration du circuit d’essai [7]

Cette configuration a été faite selon la norme CEI60507 [10]. Elle comprend une chambre à brouillard propre, un transformateur 300kV, un système de mesure du courant de fuite. Dans ce dernier, un circuit de protection électronique a été utilisé pour isoler les instruments de mesure de la haute tension, leurs FFT ont été stockées par un oscilloscope numérique. Les échantillons testés sont des isolateurs (SIR) avec différents profils (Figure I.7-Tableau I.1).

Insulator No.	1	2	3	4	5
Nominal voltage (KV)	33	24	24	24	24
Mechanical tension strength(KN)	70	70	70	70	70
Height (mm)	720	520	520	449	449
Creepage distance (mm)	1070	770	590	674	630
Shed diameter (mm)	100/86	98/73	70/35	100	100/86



Tableau I.1 : Caractéristiques des isolateurs [7].

Figure I.7 : Isolateurs testés.

Afin de valider leurs nouvelles méthodes, les chercheurs H. H. Kordkheili et al [7], ont mesuré le courant de fuite sur les différents isolateurs (Figure I.7) et pour différents taux d’humidités, et différents niveaux de contaminations. Les résultats obtenus pour l’isolateur N°1 sont représentés dans la figure I.8

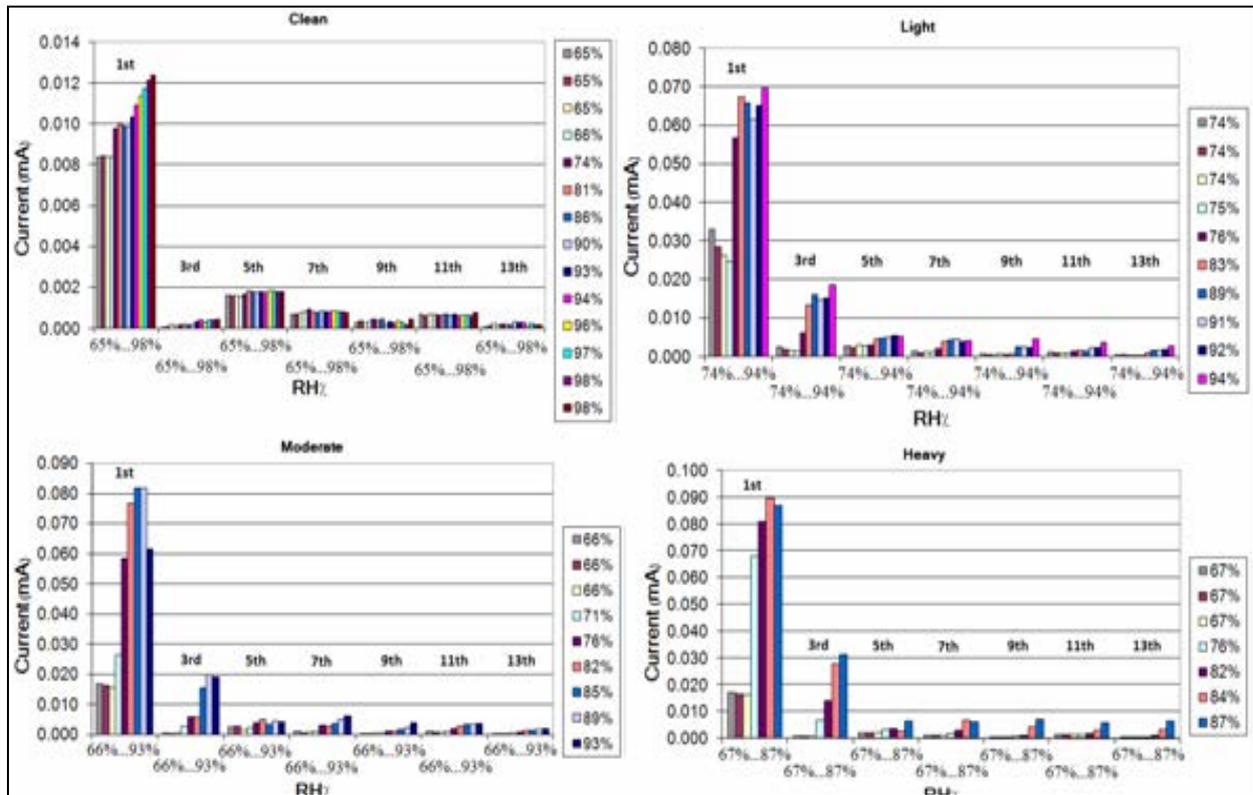


Figure I.8 : Variation de l’amplitude des harmoniques du courant de fuite, pour différents taux d’humidités et différents niveaux de contaminations [7].

Les chercheurs trouvent que lorsque l’amplitude de la composante harmonique d’ordre 5 est plus importante que celle d’ordre 3 cela signifie que l’isolateur est soit dans des conditions normales de propreté ou très légèrement pollué. Il a aussi été constaté que pour de faibles niveaux de pollution, le fondamental du courant de fuite est d’abord faible mais commence à augmenter quand le brouillard est appliqué, et il commence à diminuer quand le taux d’humidité est élevé [7]. Les chercheurs ont aussi observé que si le contournement ne se produisait pas au début de l’humidification, alors il n’y a pas de chance que ce dernier se produise au niveau de la saturation en humidité. Dans le même cadre, les chercheurs pensent que la variation du rapport entre les amplitudes de l’harmonique 3 et 5 peut être un critère pour juger de l’état de surface d’un isolateur donné.

$$K_{5/3} = \frac{\text{Amplitude de l'harmonique 5}}{\text{Amplitude de l'harmonique 3}} \tag{I. 1}$$

D’après les tests effectués dans le même laboratoire, les chercheurs ont remarqué que dans les conditions normales de service l’index $K_{5/3} > 100\%$, et le contournement ne se produit jamais, donc, ils concluent que si $K_{5/3} > 100\%$ alors, l’isolateur utilisé est sous conditions normales. Et ils ont aussi remarqué que pour tous les cas où le contournement se produit, l’index $K_{5/3} < 30\%$, alors, ils concluent que pour reconnaître qu’un isolateur est défectueux, la condition $K_{5/3} < 30\%$ est une condition nécessaire mais pas suffisante. Ils démontrent que la probabilité d’occurrence du contournement dans ce dernier cas est de 90% [7].

I-5 Analyse des décharges partielles pour le diagnostic de l'état de surface des isolateurs SIR

S. Chandrasekar et al [21] ont consacré toute une recherche pour l'analyse des caractéristiques des décharges partielles dans les isolateurs SIR, et ce, dans le but de développer une nouvelle méthode pour identifier la sévérité de pollution des isolateurs externes. Les auteurs ont d'abord effectué des tests sur plusieurs échantillons sous tension alternative et différents niveaux de contaminations en utilisant le chlorure de sodium comme polluant, ainsi que différentes humidités relatives, pour étudier les caractéristiques des décharges partielles (DP) dans le domaine temporel comme dans le domaine fréquentiel. Enfin, ils ont évalué quelques paramètres statistiques des différents modèles de décharges partielles afin d'établir une évaluation quantitative de la sévérité de pollution des isolateurs SIR.

- **Montage expérimental**

Dans cette partie du rapport, S. Chandrasekar et al [21] ont décrit brièvement les caractéristiques et la forme des échantillons utilisés (Figure I.9), le diagramme schématisé du montage expérimental est représenté dans la figure I.10.

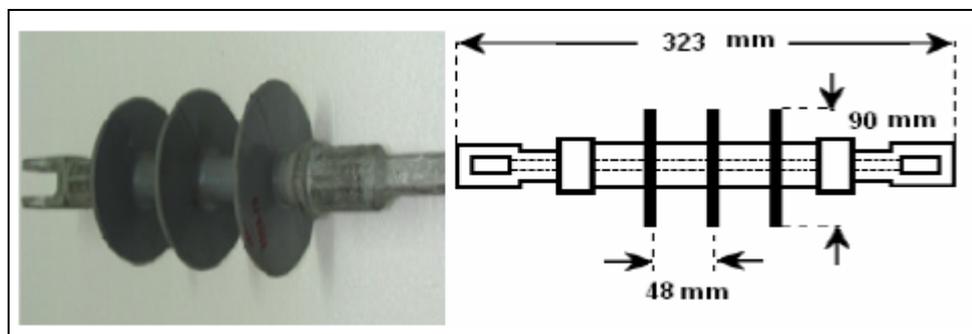


Figure I.9 : Photographie et schéma d'un échantillon SIR 11kV [21].

L'échantillon est suspendu verticalement à l'intérieur d'une chambre à brouillard (1,5 m × 1,5 m × 1,5 m) et les tests effectués selon la norme CEI60507. Ils décrivent aussi la façon dont ils ont pollué les isolateurs afin d'obtenir différents ESDD [mg/cm^2] allant de 0,06 à 0,25. Les signaux des décharges partielles ont été captés à travers un transformateur de courant haute fréquence connecté du côté terre de l'isolateur.

Les auteurs ont fait plusieurs essais qu'on peut résumer comme suit

- Essais sur un isolateur SIR propre, sous différents taux d'humidité relative.
- Essais sur un isolateur SIR avec un niveau de pollution 0,08 ESDD, sous différents taux d'humidité relative (HR).
- Essais sur un isolateur (SIR) à un taux d'humidité relative de 100% et sous différents niveaux de pollution (allant de 0,06 ESDD à 0,25 ESDD).

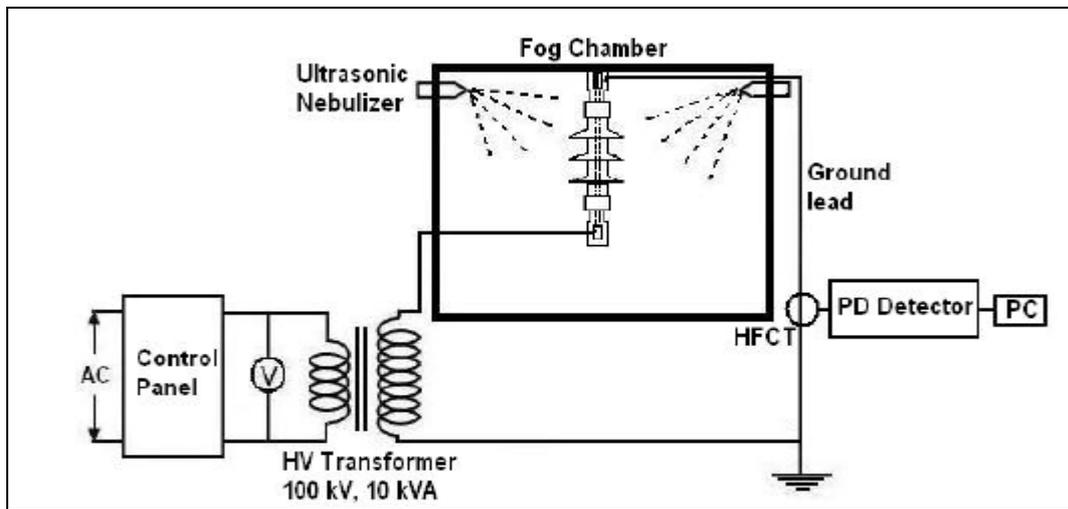


Figure I.10 : Diagramme schématique du montage expérimental [21].

Les résultats obtenus sur deux isolateurs propres, l'un à surface sèche et l'autre à surface humide sont illustrés dans la figure I.11 (a-b).

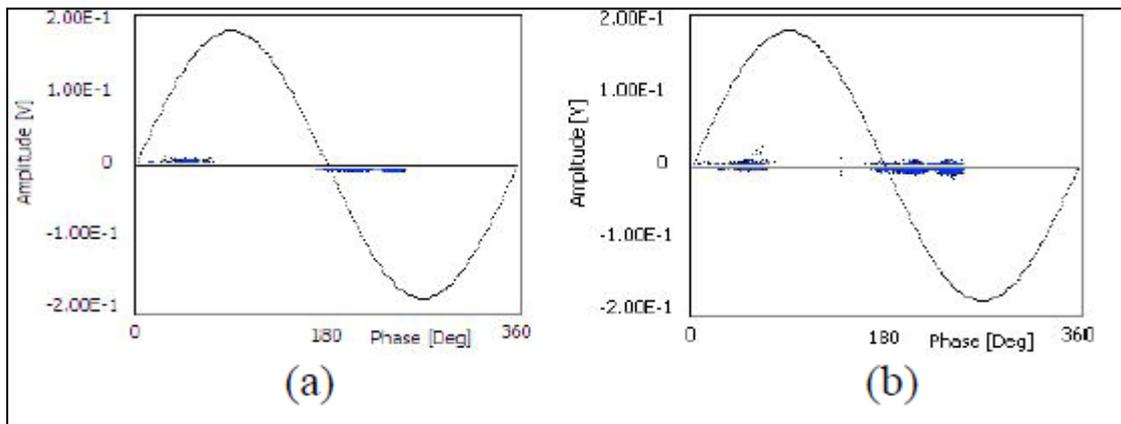


Figure I.11 : signaux des PD obtenus a-Propre et sec b-Propre et humide [21]

Après avoir établi le signal temporel et fréquentiel des DP, ils concluent qu'il n'y a pas de présence de décharges partielles dans ce cas, mais seulement un bruit dû aux instruments de mesures.

Dans le cadre du même travail, les auteurs ont réalisé toute une série d'essais sur les isolateurs et ce pour un niveau de pollution constant et sous différentes HR. Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure I.12. A partir de ces essais les auteurs ont observé :

- i. La durée dans le temps ainsi que l'amplitude des DP augmentent avec l'augmentation de HR
- ii. Aux faibles HR (60% à 80%), les composantes fréquentielles dominantes du signal (DP) sont comprises dans la bande 6-25 MHz alors que celles des mêmes signaux pour des niveaux HR élevées (particulièrement au dessus de 90%) sont comprises dans la bande 2-6MHz.

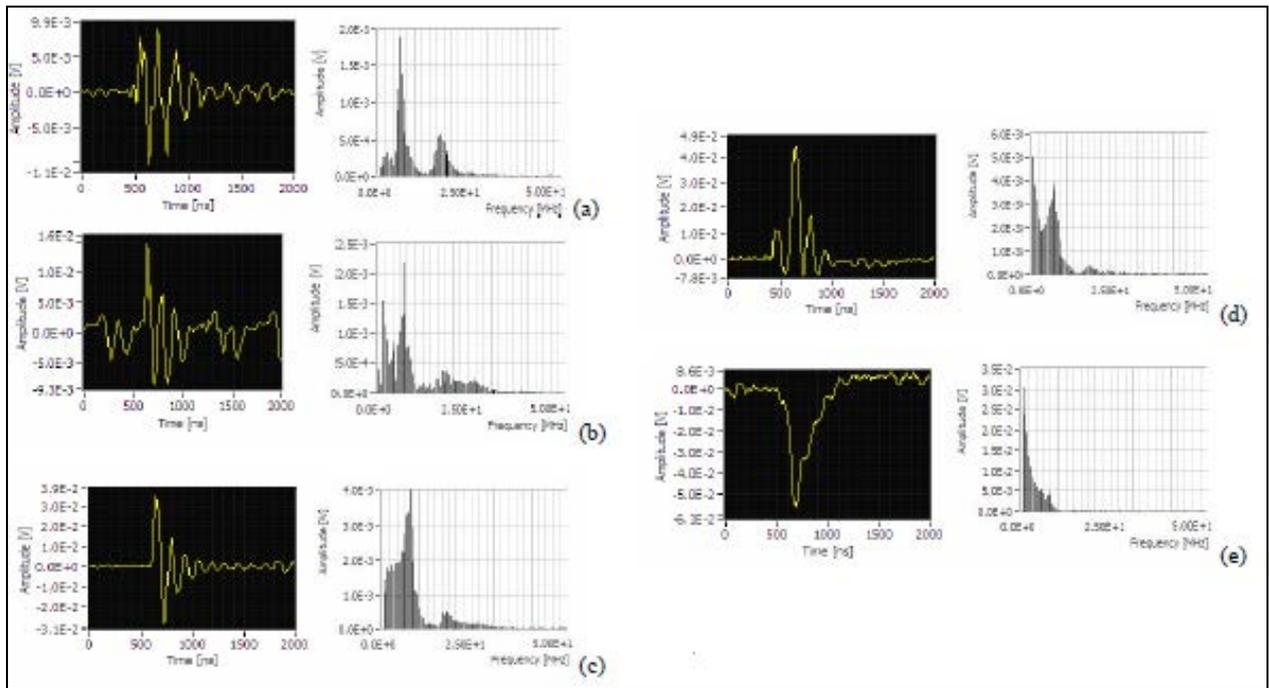


Figure I.12 : Signaux obtenus (représentations temporels et fréquentiels) des DP à 0,08 ESDD (a)60%HR (b)70%HR (c)80%HR (d)90%HR (e)100% HR [21].

Une autre série d’essais a été effectuée dans le but de quantifier l’effet de la pollution sur le phénomène des décharges partielles. Les auteurs ont fait accroître le niveau de pollution de 0,06 ESDD à 0,25 ESDD et ce, en gardant la chambre à brouillard à une HR supérieure à 98%. Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure suivante.

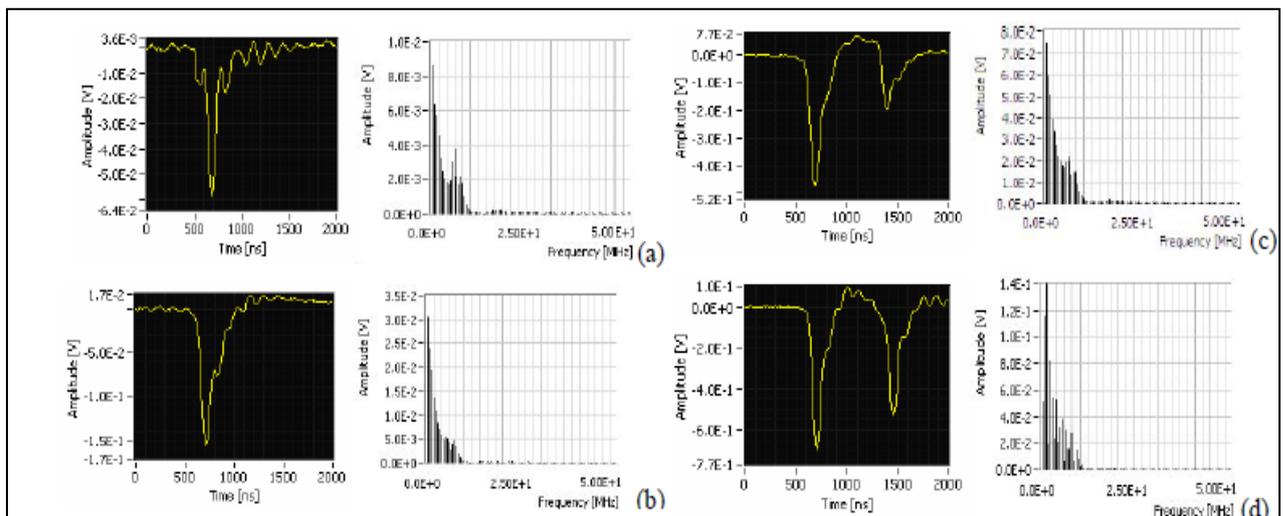


Figure I.13 : Signaux obtenus (représentations temporels et fréquentiels) des DP pour RH=100%, (a) 0,06ESDD (b)0,08ESDD (c)0,12ESDD (d)0,25ESDD [21]

A partir des essais et figures précédentes, les auteurs ont conclu que quand le niveau de pollution augmente :

- i. Les amplitudes des DP augmentent dans la partie positive comme dans la partie négative du signal.

- ii. Le taux de répétition diminue (apparition de la totalité des DP dans un délai spécifique).
- iii. Les amplitudes des composantes fréquentielles augmentent dans la bande 1-6MHz.
- iv. Les durées des DP augmentent avec la pollution.
- v. Occurrence de multiples impulsions de DP dans le cas d'une pollution très forte.

Dans le but d'une étude statistique des décharges partielles, les auteurs S. Chandrasekar et al [21] ont utilisé quelques paramètres qui se basent sur le caractère aléatoire des DP, et en admettant que la distribution des hauteurs d'impulsions des DP coïncident bien avec la fonction de distribution de Weibull à deux paramètres définie comme suit [21]:

$$F(q) = 1 - e^{-(\frac{q}{\alpha})^\beta} \tag{I.2}$$

Tel que :

α : paramètre d'échelle de la distribution

β : paramètre de forme

q : auteur de l'impulsion

Dans notre travail, on va se limiter à l'exposition d'un seul de ces paramètres qui est le coefficient de dissymétrie qui est souvent utilisé pour comprendre la façon dont les données sont réparties dans une plage donnée [21]. Le coefficient de dissymétrie (*skewness*) est un moment standardisé qui mesure l'asymétrie de la densité de probabilité d'une variable aléatoire définie sur les nombre réels [12].

$$\gamma_1 = \frac{\mu_3}{\sigma^3} \tag{I.3}$$

γ_1 : La valeur de l'asymétrie

μ_3 : Le troisième moment centré.

σ^3 : L'écart-type.

Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure suivante :

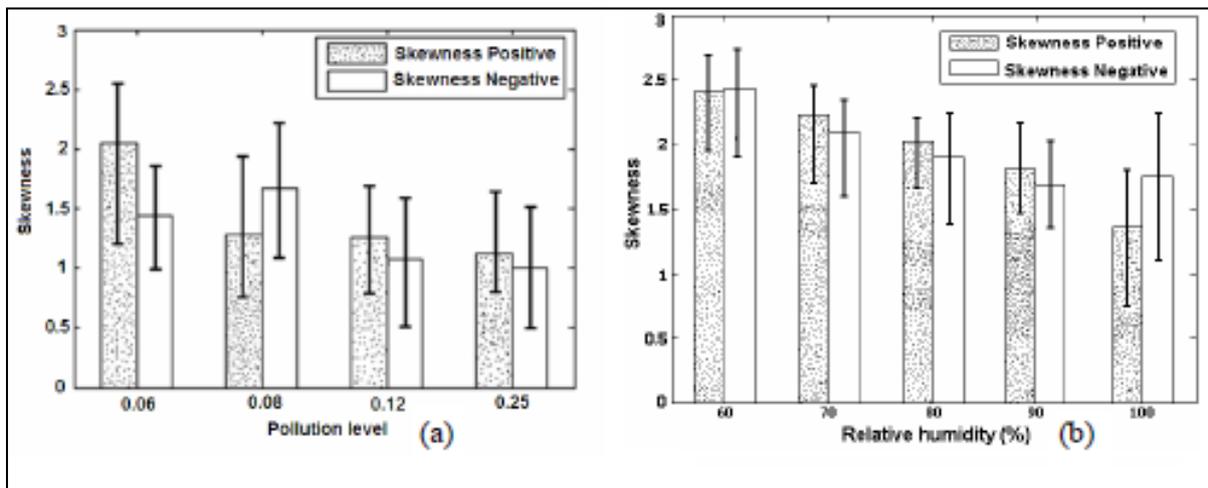


Figure I.14 : Variation de l'asymétrie : (a) en fonction du taux de pollution (b) en fonction de HR [21].

En se basant sur les résultats et les figures obtenues, les auteurs ont conclu que

- A des pollutions élevées, la valeur de l'asymétrie diminue considérablement, mais pensent que l'utilisation de ce paramètre à lui seul ne suffit pas pour le diagnostic de l'état de l'isolateur.
- L'asymétrie diminue avec l'augmentation de HR.

I-6 Evaluation de l'état de service des isolateurs en porcelaine en utilisant les caractéristiques temps/fréquence du signal du courant de fuite (LC)

X. Jiang et al [23] ont proposé une nouvelle méthode pour évaluer l'état de surface d'un isolateur de suspension (IEC standard). Dans le cadre de leur étude, ils ont effectué dans un premier temps un nombre de tests sur différents isolateurs avec différents taux d'humidité (HR) et différents dépôts de sels équivalents (ESDD). En suite en se basant sur la banque de donnée, ils ont analysé le signal du courant de fuite (LC) dans les deux domaines temporel et fréquentiel. Ils ont observé que la valeur crête (I_h) du courant de fuite (LC) n'avait aucun rapport avec le ESDD quand l'humidité relative (HR) est basse, mais quand HR est importante, I_h augmente avec l'augmentation du ESDD, l'angle (θ) du déphasage entre le courant de fuite et la tension appliquée décroît avec la croissance de RH. Enfin, un réseau de neurone artificiel a été développé afin d'évaluer l'état de l'isolateur en se basant sur trois paramètres d'entrées I_h , θ et THD (distorsion harmonique totale) [23].

Les expériences ont été réalisées dans le laboratoire technologique de l'université Chongqing(Chine), la chambre climatique artificielle avait un diamètre de 2m et une hauteur de 3,8m. Le circuit d'essai de la pollution artificielle est représenté dans la figure II.15 (à droite). Le circuit comprend un diviseur de tension (F), un oscilloscope TDS5052B (Y). La tension d'alimentation est assurée par un transformateur 150kV/900kVA avec un courant de CC maximum de 30A, les isolateurs utilisés sont des isolateurs standards (IEC U160BL) dont les caractéristiques sont représentées dans la figure I.15 (à gauche), les tests sont faits selon les normes présentées dans [10]. Après avoir soigneusement nettoyé les échantillons d'essais, la méthode de la couche solide (solid layer method) est utilisée pour polluer les isolateurs. Et enfin l'isolateur est suspendu durant 24h dans la chambre climatique afin d'être séché. La pression de la chambre était constante et égale à 99,5 kPa et la température de 26°C. L'humidité relative (HR %) a été contrôlée par un générateur de vapeur et un déshydratant. une fois les paramètres RH, SDD voulus sont obtenus, une tension de 20kV/50Hz est appliquée à une chaîne d'isolateur et au même moment le courant de fuite (LC) est enregistré.

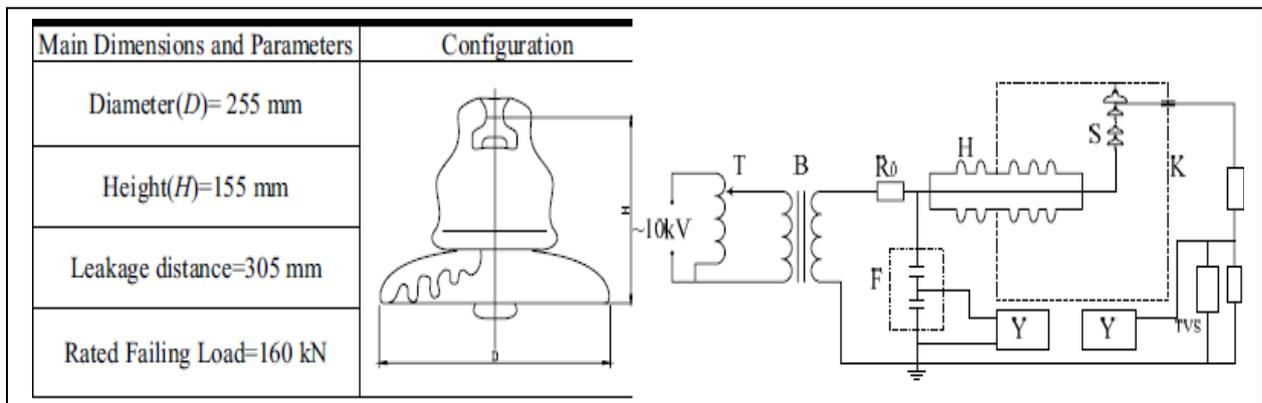


Figure I.15 : caractéristiques de l'isolateur à gauche [23] et circuit d'essais à droite.

La valeur crête du courant de fuite sous différents RH et SDD, est l'un des paramètres qui caractérise l'état de surface d'un isolateur dans le domaine temporel [24]. Dans le cadre

des travaux menés par X. Jiang et al [23], les résultats obtenus ont été compatibles avec les résultats obtenus auparavant par d'autres chercheurs, et ils sont illustrés dans la figure II.16.

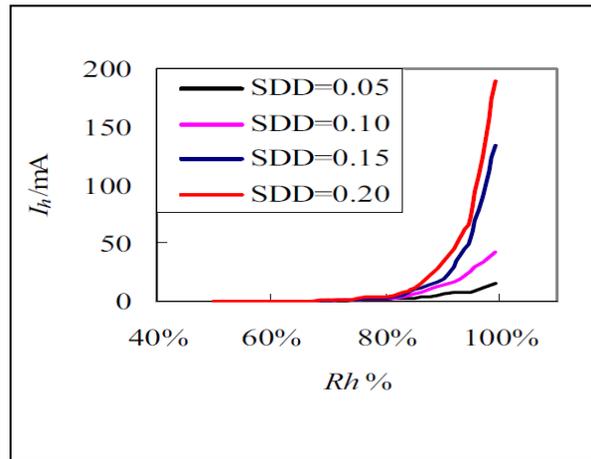


Figure I.16 : Caractéristiques du courant de fuite en fonction de RH et SDD [23].

- **Caractéristique du signal du courant de fuite dans le domaine fréquentiel**

Dans cette partie d'études, X. Jiang et al [23] ont analysé principalement la composante fréquentielle de fréquence inférieure à 1kHz, deux paramètres ont été définis pour quantifier les composantes harmoniques du courant de fuite (HD et THD).

$$HD = \sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} I_n} \tag{I.4}$$

Tel que I_n est la composante harmonique d'ordre n ($n < 19$ [1kHz]).

Le THD est défini comme étant le rapport de HD sur la composante fondamentale du courant de fuite

$$THD = \frac{HD}{I_1} \tag{I.5}$$

La FFT est utilisée pour obtenir le caractère fréquentiel du courant de fuite sous différentes HR (%) et ESDD. Les résultats qu'ils ont obtenus sont représentés dans la figure I.17.

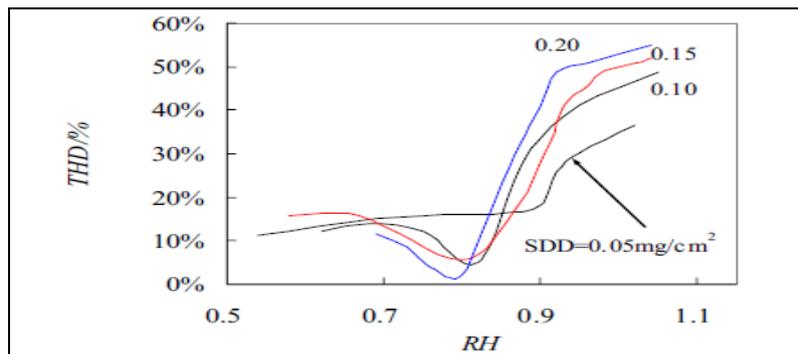


Figure I.17 : La relation entre THD et RH pour différents SDD [23].

Les auteurs ont conclu à partir de la figure précédente que le THD n'a pas de relation linéaire avec RH et les relations entre eux sont différentes pour différents SDD.

- **Le déphasage entre le courant de fuite et la tension appliquée (θ)**

Les auteurs X. Jiang et al [23], ont aussi utilisé le déphasage entre le courant de fuite et la tension appliquée comme un paramètre qui définit l'état de surface d'un isolateur. A cause de la forme non sinusoïdale du courant de fuite, le fondamental est utilisé pour le calcul de θ . Ce dernier est calculé en fonction de (Δt) qui est le retard entre le fondamental du courant de fuite et la tension appliquée [5].

$$\theta = \frac{\Delta t}{T} \times 360 \quad (\text{I.6})$$

Tel que :

T : la période (20ms).

Les résultats obtenus par X. Jiang et al [23] illustrent la relation entre θ et RH (Figure I.18).

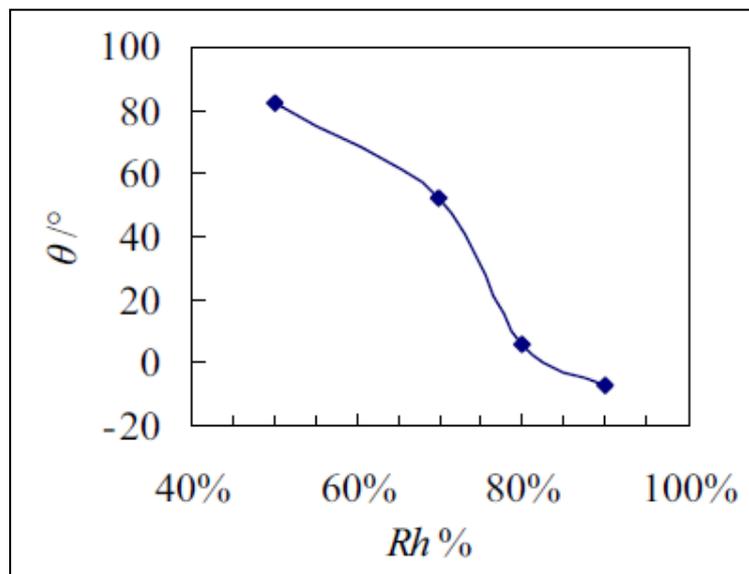


Figure I.18 : Relation entre le déphasage et l'humidité relative [23].

- **Caractéristiques du réseau de neurones utilisé**

Vu que les paramètres d'entrée d'un Réseau de neurone artificiel doivent être soigneusement sélectionnés, et suivant les études faites par X. Jiang et al [23] sur les caractéristiques du courant de fuite, les auteurs ont choisi comme paramètres d'entrées : θ , I_h et THD.

Vu la nature floue de l'état de sécurité des isolateurs pollués (bon, mauvais, moyen), alors, les auteurs ont choisi un RNA avec quatre sorties floues, A, B, C et D tel que :

A-[sans danger] : Pas de décharges ou très faibles décharges sur la surface de l'isolateur, donc l'isolateur peut être employé sans danger.

B-[alarme faible] : Existence de faibles arcs électriques sur la surface de l'isolateur, sous ces conditions, l'état de service de l'isolateur n'est pas affecté mais si l'humidité ou la pollution s'accroît, alors une attention particulière doit être portée.

C-[alarme modérée] : Présence continue de faibles arcs électriques sur la surface de l’isolateur, sous ces conditions, si la pollution s’accroît, alors le contournement peut se produire. Dans ce cas, le système doit immédiatement être examiné.

D-[alarme grave] : Existence d’un arc principal intense sur la surface de l’isolateur, dans ce cas le système de protection doit agir de toute urgence.

Dans le but de développer un RNA qui évalue l’état de surface d’un isolateur, les auteurs ont utilisé l’ensemble de données obtenues dans leur travail (68 paires entrées-sorties).

Ils ont divisé cet ensemble de données en deux groupes, un qui sert d’apprentissage pour le RNA utilisé (60 paires) et l’autre qui sert à valider le modèle du RNA proposé (8 paires) [20]. Le modèle du RNA utilisé comprend trois couches, une couche d’entrée, une couche cachée et une couche de sortie, utilisant l’algorithme d’apprentissage de rétropropagation du gradient de l’erreur. La fonction d’activation de la couche cachée est la fonction $th(x)$, et celle utilisée pour la couche de sortie est la fonction log-sigmoïde. Comme les variables d’entrées doivent être petites afin d’éviter la saturation causée par la fonction d’activation $th(x)$, alors les auteurs ont normalisé les valeurs des vecteurs d’entrées par la relation suivante

$$p_i = 2 \times \frac{p - \min(P)}{\max(P) - \min(P)} - 1 \tag{I.7}$$

Tel que p_i est la valeur normalisée de l’élément i du vecteur P .

La fonction d’activation de sortie est choisie de façon à garantir que les sorties soient dans l’intervalle [0,1].

Après application du réseau de neurone sur les 8 paires pour valider le modèle, ils ont obtenu les résultats suivants :

Test No.	1	2	3	4	5	6	7	8
$SDD/(mg/cm^2)$	0.05	0.05	0.10	0.10	0.15	0.15	0.20	0.20
$RH\%$	49%	97%	83%	99%	62%	98%	64%	99%
θ°	82°	-5.6°	4.3°	-8.9°	69°	-9.8°	68°	-13°
I_i/mA	0.41	0.17	11.31	35.12	0.38	121.05	0.42	190.21
$THD\%$	11.2%	30.3%	29.1%	48.8%	15.8%	42.9%	11.5%	56.7%
$A/B/C/D$	1.00/0.03/ 0.01/0.00	0.03/0.9/ 0.01/0.00	0.20/0.64/ 0.02/0.00	0.01/0.98/ 0.02/0.00	0.97/0.04/ 0.00/0.00	0.00/0.00/ 0.95/0.97	0.99/0.0/ 0.00/0.00	0.00/0.00/ 0.06/1.00
Verified results	Accord	Accord	Accord	Accord	Accord	Accord	Accord	Accord
Note: Group of string of insulator of 3 unit($t=26\pm 2^\circ C$)								

Tableau I.2 : Validation du modèle de réseau de neurone [23].

Après entraînement du réseau de neurone par 60 paires, les auteurs ont appliqué leur modèle sur les 8 paires restantes. Les résultats obtenus concordent et sont en accord avec les résultats souhaités, et concluent que leur méthode peut aisément être appliquée pour le diagnostic des isolateurs à haute tension.

I-7- Prédiction de l'état de performance des équipements isolants

Vu l'avantage des isolateurs fabriqués à base de polymères qui est d'apporter plus de performances que ceux traditionnels à base de porcelaine, pour les applications extérieures. Les auteurs G. Iyer et al [26], ont consacré toute une étude pour établir un modèle théorique basé sur la distribution de Weibull à deux paramètres pour prédire la performance d'équipements isolants à moyenne tension (<100kV) fabriqué à base d'époxy cycloaliphatiques. Ils ont effectué des essais sur des échantillons neufs et d'autres vieillies en service, et pour cela, ils ont utilisé deux modes de dégradations, vieillissement artificiel et contournement. Un total de 20 échantillons (neufs, vieillies en services) ont été évalués [26].

Les auteurs ont utilisé toute une panoplie d'échantillons, certains ont été utilisés dans des climats froids comme la Norvège ($T < 0^{\circ}\text{C}$ pendant 200 jours par an), d'autres ont été exposés à des climats rigoureux dans des sites de test en plein air comme KIPTS (Koeberg Insulators Pollution Test Station, South Africa), ainsi que certains échantillons neufs :

- **Détails sur les essais**

Deux des sites d'essais étaient situés aux Etats Unis (-Phoenix, Arizona- et -Pinetops, North Carolina-), dans le site de l'Arizona une température d'environ 38°C a été observée pendant 150 jours par an, et un en Afrique du Sud (KIPTS), tel que ce dernier est soumis à des pollutions marines et industrielles. L'index de pollution dans ce dernier est de 2mS/cm [26], ce qui est considéré comme une très forte pollution selon la norme IEC 60815[26].

Les auteurs se sont basés sur deux modèles de prédictions pour leur recherche :

-Modèle de prédiction par le contournement : dans ce cas, le but était de tester les échantillons pour une tension donnée et de mesurer la résistance normalisée de la surface polluée. D'abord, les échantillons ont été soumis à leurs tensions nominales dans une chambre à brouillard (aucun des isolateurs n'a claqué), en suite, certains échantillons ont été soumis à des pollutions plus importantes et leurs résistances ont été mesurées avant le contournement. Dans le cas où le contournement ne se produisait pas à la tension nominale, une pollution plus importante a été encore appliquée jusqu'à ce que l'échantillon claque [26].

-Modèle de prédiction par le vieillissement : Ils ont d'abord effectué des tests sur les échantillons d'essais et sous conditions standards (aucun contournement observé dans ce cas), et en suite, ils ont sablé certains échantillons pour multiplier la rugosité de leurs surfaces et enfin, ils les ont testé dans un plan incliné pendant 6 heures sous différentes tensions, et conductivités et ce, pour observer leurs dégradations, ruptures [26].

- **Résultats et interprétations**

Dans le cas du premier modèle, les auteurs G. Iyer [26] et al ont obtenu des résultats sur la probabilité de claquage de chaque moèle.

Par en suite, ils ont tracé la courbe qui donne la probabilité de claquage en fonction de la conductance (inverse de la résistance normalisée) et ont remarqué que cette dernière concordait avec la fonction de distribution de Weibull à deux paramètres (FigureI.19).

Avec le tracé de cette courbe, les auteurs déterminent les paramètres de forme et d'échelle de la fonction de distribution de Weibull, et en utilisant ces deux paramètres, ils proposent une méthode de calcul de la probabilité de claquage d'un isolateur :

$$F(t_1, \alpha_1, \beta_1) = 1 - e^{-\left(\frac{t_1}{\alpha_1}\right)^{\beta_1}} \tag{I.8}$$

Tel que :

t_1 : La conductance de la surface

$F(t_1)$: Probabilité de contournement pour la valeur t_1

α_1, β_1 : Paramètres d'échelle et de forme respectivement.

A partir, de cette dernière fonction, ils concluent que la probabilité de claquage est de 95% pour des valeurs de conductances 7,56 μS (132 $\text{k}\Omega/\text{cm}$) ou plus.

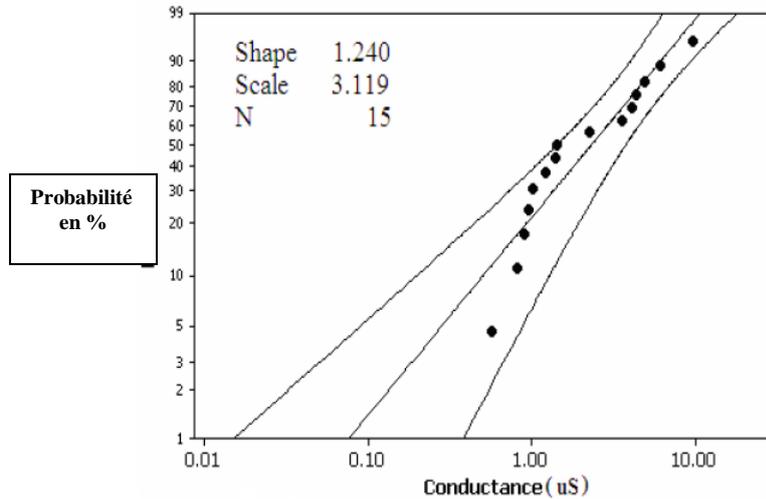


Figure I.19 : Probabilité de Weibull en fonction de la conductance de surface avec un intervalle de confiance de 95% [26].

Les résultats obtenus pour le deuxième modèle sont illustrés dans le tableau suivant :

Applied Voltage [kV]	Conductivity [$\mu\text{S}/\text{cm}$]	Leakage current [mA] at the end of each duration						
		initial	1hour	2hrs	3hrs	4hrs	5hrs	6hrs
1.5	2500	17	20	26	33	Fail		
	3500	20	25	33	Fail			
3.5	2500	12	37	36	36	37	37	Fail
	3500	17	31	32	Fail			

Tableau I.5 : Résultats sur les échantillons sablés (30 μm) [26]

Ils ont remarqué à partir de leurs essais que :

- Il n’y a pas d’arc pour des courants de fuite inférieurs à 10mA
- La durée d’un arc à un endroit donné (mesuré par une caméra haute vitesse) est de 60 à 90 cycles pour le 60Hz, et parfois 180 cycles dans des endroits où l’érosion est initiée.

Vu qu’il n’y a pas eu d’arc pour des courants inférieurs à 10mA, alors, les auteurs ont remplacé le courant (i) par ($i' = i - 10$) et ont multiplié ce dernier par un autre paramètre (t) qui est la durée de l’arc à un endroit, et enfin, ils ont tracé la courbe donnant la probabilité

de contournement en fonction de $(t \times i')$ (Figure I.20), et ils ont remarqué que cette dernière concordait avec la fonction de distribution de Weibull à deux paramètres [26].

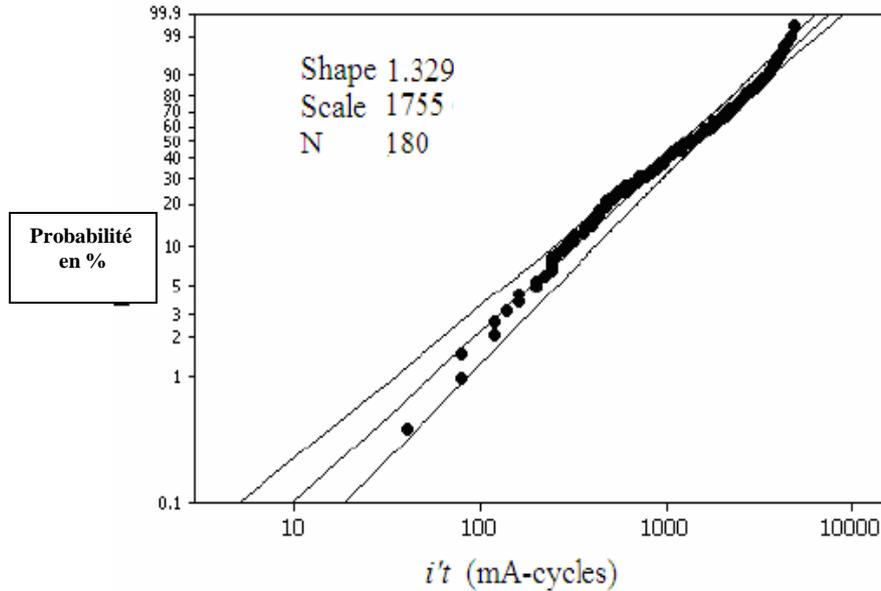


Figure I.20 : Probabilité de Weibull en fonction de $(i't)$ avec un intervalle de confiance de 95% [26]

En utilisant ces deux paramètres, les auteurs proposent une fonction qui détermine la probabilité de dégradation d'un isolateur :

$$F(t_2, \alpha_2, \beta_2) = 1 - e^{-\left(\frac{t_2}{\alpha_2}\right)^{\beta_2}} \tag{I. 9}$$

Tel que :
 $t_2 = i't$

A partir de cette dernière fonction, les auteurs ont conclu que la probabilité d'initiation de la dégradation est de 95% pour $t_2=4007$ ou plus.

En dernier lieu, les auteurs G. Iyer et al [26], proposent une fonction pour calculer la probabilité de nécessité de mise hors service pour des isolateurs soumis aux deux modes (dégradation, contournement) qui est illustrée comme suit :

$$P(F) = 1 - e^{-\left\{ \left[\left(\frac{t_1}{\alpha_1}\right)^{\beta_1} + \left(\frac{t_2}{\alpha_2}\right)^{\beta_2}\right] \right\}} \tag{I. 10}$$

Un exemple a été proposé pour l'isolateur N°11 (cité plus haut) vu que ce dernier est soumis à de forts taux ESDD, ainsi qu'à la dégradation.

I-8 Prédiction de la tension de contournement des isolateurs en utilisant LS-SVM

Afin de déterminer le comportement du contournement des isolateurs pollués à haute tension et à identifier les mécanismes physiques qui régissent ce phénomène, M.Uyar et al [11] ont construit un modèle dynamique de tension de contournement des isolateurs en

utilisant la machine à vecteurs de support à moindres carrés (LS-SVM). A cet effet un ensemble d'apprentissage a été généré en utilisant une méthode numérique basée sur la méthode des éléments finis (FEM) pour plusieurs isolateurs avec des géométries différentes. Pour améliorer la généralisation du modèle, un algorithme d'optimisation efficace pour la recherche d'ensemble d'apprentissage est adopté pour régler les paramètres dans la conception de LS-SVM. En outre, un ensemble de deux essais différents est utilisé pour évaluer l'efficacité et la faisabilité de la méthode proposée [11].

Construire un ensemble d'apprentissage contenant suffisamment de données représentant les points est une étape importante dans la construction d'un modèle LS-SVM que peut représenter la dynamique de la tension de contournement de l'isolateur. La règle de base sur la construction d'un ensemble d'apprentissage est que les données devraient couvrir la plage de fonctionnement étendue du modèle LS-SVM. Dans l'étude réalisé par M.Uyar et al [11], la hauteur de l'isolateur (H_i - mm), le diamètre de l'isolateur (D -mm), la longueur de fuite de l'isolateur d'un élément (L -mm), la conductivité de surface (σ - μ S), le nombre d'éléments sur une chaîne(n) sont appliquées comme des variables d'entrée de LS-SVM pour la modélisation dynamique des isolateurs, et la tension de contournement est une variable de sortie. Dans cette étude, les données d'apprentissage sont générées en utilisant le programme CLAQUAGE qui utilise la méthode des éléments finis. Le programme CLAQUAGE a été développé pour le calcul des tensions de contournement des isolateurs pollués. Les formes de 10 isolateurs sont présentées dans la figure I.21 et les valeurs caractéristiques des isolateurs sont données dans le tableau I.6.

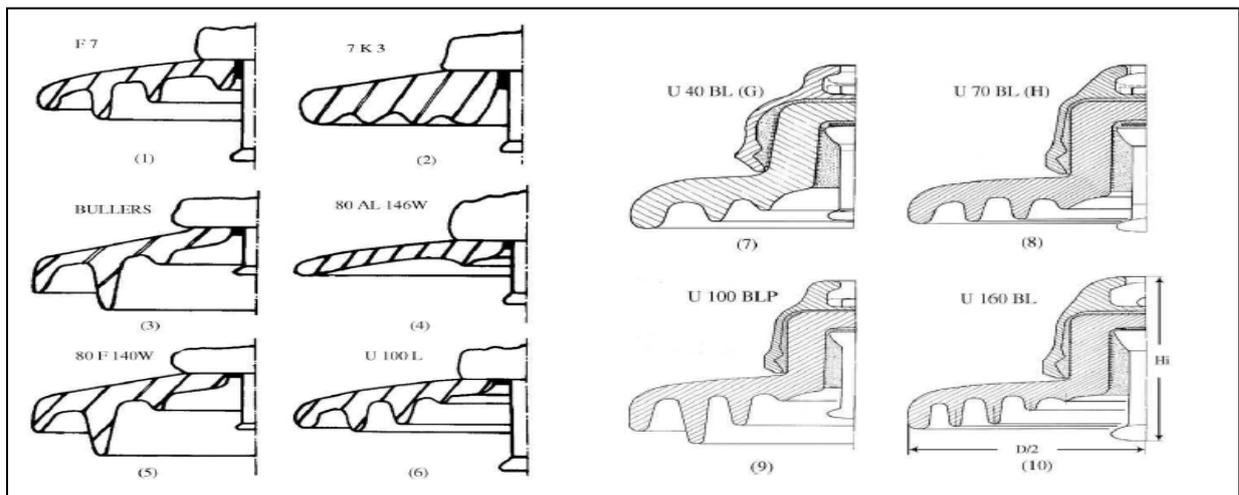


Figure I.21 : Isolateurs utilisés pour la formation du modèle LS-SVM [11].

Insulator type	H_i (mm)	D (mm)	L (mm)	n
1 F7	146	255	311	9
2 7K3	185	288	304	7
3 BULLERS	140	290	418	9
4 80AL146W	146	355	300	9
5 80F140W	140	280	415	9
6 U100L	146	255	300	9
7 U40BL	110	175	185	6
8 U70BL	146	255	280	9
9 U100BLP	146	280	432	9
10 U160BL	170	280	390	9

Tableau I.6: Valeurs caractéristiques des isolateurs pour construire l'ensemble d'apprentissage [11].

Enfin, les valeurs du potentiel et de l'intensité du champ électrique et la tension de contournement ont été calculées en utilisant un programme informatique. Par conséquent, l'ensemble d'apprentissage avec les données d'entrée-sortie a été construit pour le processus d'entraînement. Chaque modèle de l'ensemble d'apprentissage contient six entrées qui caractérisent les paramètres H_i , D , L , σ , n , d et une sortie qui représente la tension critique du contournement. La construction d'un ensemble de test est également une étape importante dans l'évaluation de la performance de prédiction du modèle LS-SVM avec des points de données représentant des isolateurs différents qui ne sont pas utilisés pendant la formation. A cet effet, deux séries d'essais ont été effectués (Test-I et II respectivement). Dans l'essai-I, le modèle LS-SVM a été testés par des valeurs de tension de contournement pour sept chaînes d'isolateurs qui ont été obtenues à partir de l'étude expérimentale de référence [29]. Dans l'essai II, un ensemble d'essais inclus les points de données différentes de la même chaîne isolateurs, qui a été obtenu à partir de l'étude basée sur un modèle de référence de Sundararajan et al [29], a également été utilisé pour la comparaison des performances. Ces isolateurs sont présentés dans la figure I.22 et les valeurs correspondantes caractéristiques sont données dans le tableau I.7.

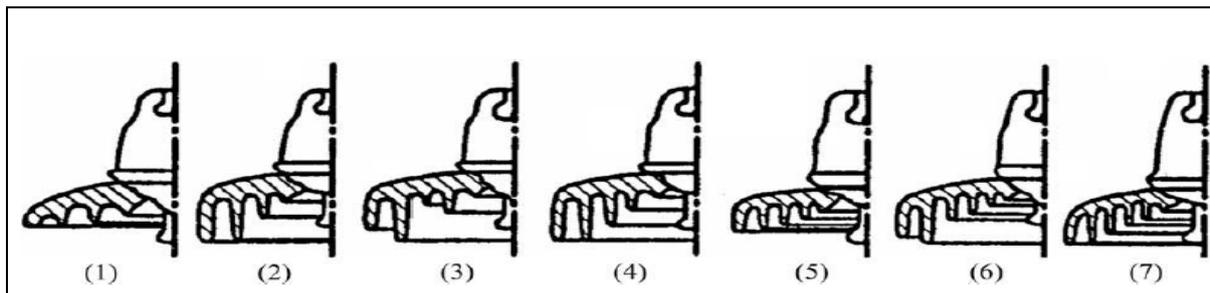


Figure I.22 : Isolateurs pour la construction de l'ensemble d'essai.

Insulator type	H_i (mm)	D (mm)	L (mm)	d
1	146	254	280	4
2	146	254	432	4
3	165	320	512	5
4	180	320	545	5
5	197	320	457	5
6	197	400	686	6
7	250	420	718	6

Tableau I.7 : Valeurs caractéristiques des isolateurs pour la construction de l'ensemble d'essais

Afin d'avoir un résultat de prévision plus précis, les ensembles de données doivent être convenablement normalisés avant l'apprentissage. Cela empêche tout autre paramètre de la domination de la valeur de sortie et assure une meilleure convergence et une bonne précision du processus d'apprentissage. Pour les colonnes de valeurs d'entrée et de sortie, il est normalisé dans l'intervalle [0,1] par la formule de transformation suivante:

$$\mathbf{u}_{nor} = \frac{\mathbf{u}}{\vec{\mathbf{1}}_N (\sqrt{\text{diag}(\mathbf{u}^T \mathbf{u})})^T} \tag{I.11}$$

Où

- \mathbf{u} sont les données d'entrée ou de sortie définie,
- $\vec{\mathbf{1}}_N = [\mathbf{1} \ \mathbf{1} \ \mathbf{1} \ \mathbf{1} \ \dots \ \mathbf{1}]^T$ est un vecteur à N dimensions,

- N représente le nombre de modèles dans l'entrée ou de sortie réglé,
- $\text{diag}(\mathbf{u}^T \mathbf{u})$ sont les valeurs de la diagonale de la matrice carrée $(\mathbf{u}^T \mathbf{u})$.

Comme toutes les valeurs d'entrées sont normalisées, la valeur \mathbf{u}_{nor} de sortie produite par le LS-SVM n'est pas la valeur réelle. Elle peut être transformé en utilisant \mathbf{u}_{nor}^{-1} l'inverse de \mathbf{u}_{nor} afin d'obtenir la valeur de sortie réelle \mathbf{u}_{nor} .

Pour atteindre un haut niveau de performances avec le modèle LS-SVM, certains paramètres doivent être réglés, y compris le paramètre de régularisation γ et le paramètre de noyau correspondant au type de noyau (σ ou d). Par conséquent, une stratégie de recherche efficace est nécessaire. A cet effet, le processus de maillage grossier de recherche est d'abord utilisé pour limiter la zone de recherche de l'espace des paramètres. Dans le processus de recherche secondaire, les étapes progressives du réseau sont considérablement grandes pour obtenir un espace de recherche suffisant pour chaque point du réseau. La valeur efficace de l'erreur quadratique (RMSE) pour L-validation croisée est déterminée et l'intervalle minimum RMSE est détectée. La validation croisée est une méthode très fiable de prédire l'erreur de généralisation [11]. En L-validation croisée, les données d'apprentissage sont divisées de façon aléatoire en L sous-ensembles à peu près égale. Un modèle de prédiction de LS-SVM est formé en utilisant (L-1) de ces sous-ensembles et validé sur le sous-ensemble à l'écart. Cette procédure est répétée L fois avec chacun des sous-ensembles utilisés comme sous-ensemble de validation. La moyenne des erreurs de validation au cours des L essais donne une prédiction de l'erreur de généralisation. L'erreur quadratique moyenne est donnée à titre

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\mathbf{u}_{ac,k} - \mathbf{y}_{pre,k})^2} \quad (\text{I. 12})$$

Où

N est le nombre de modèles dans l'ensemble de données,

$\mathbf{y}_{pre,k}$ indique le prédit,

$\mathbf{u}_{ac,k}$: la valeur des tests d'un point de données k.

En outre, plusieurs méthodes statistiques, la fraction absolue de variance (R^2), la fonction d'erreur moyenne (MEF) et le coefficient de variation(COV), sont utilisés pour comparer les valeurs prédites et les essais pour le calcul de la validation du modèle. Les paramètres R^2 , MEF et COV sont calculés à partir de:

$$R^2 = 1 - \sum_{k=1}^N \left[\frac{(\mathbf{u}_{ac,k} - \mathbf{y}_{pre,k})}{(\mathbf{u}_{ac,k})} \right]^2 \quad (\text{I. 13})$$

$$MEF = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{|\mathbf{u}_{ac,k} - \mathbf{y}_{pre,k}|}{(\max(\mathbf{u}_{ac,k}) - \min \mathbf{u}_{ac,k})} 100 \right) \quad (\text{I. 14})$$

$$COV = \frac{RMSE}{|\bar{\mathbf{u}}_{ac,k}|} 100 \quad (\text{I. 15})$$

Les valeurs de RMSE, R^2 , MEF et COV correspondante pour la comparaison sont présentés dans le tableau I.8. Les comparaisons ont été effectuées en utilisant uniquement les

valeurs obtenues à partir de l'ensemble d'essai, qui n'a pas été présenté à la LS-SVM au cours des procédures d'apprentissage.

LS-SVM and MFNN model with optimum parameters	Statistical model validation parameters			
	RMSE	R ²	MEF	COV
RBF kernel	0,002877	0,99975	0,94214	1,6746
Poly-kernel	0,002386	0,99983	0,77625	1,3887
MFNN	0,005940	0,99894	1,59040	3,4574

Tableau I.8 : Valeurs de RMSE, R², MEF et COV correspondante pour la comparaison.

Dans cette étude, le modèle LS-SVM est élaboré avec l'aide de la relation entre la tension critique de contournement (FOV) et les variables d'entrée, telles que la hauteur de l'isolateur, le diamètre de l'isolateur, la longueur de fuite d'un élément de l'isolateur, la conductivité de la surface et le nombre d'éléments sur une chaîne. En outre, les résultats obtenus par LS-SVM sont comparés avec les résultats obtenus par MFNN dans cette étude. Les résultats montrent que LS-SVM est plus puissante dans la prédiction de la tension de contournement des différents isolateurs que MFNN. Grâce à l'utilisation de la théorie de l'apprentissage statistique, LS-SVM permet d'éviter plusieurs inconvénients, à savoir une solution optimale locale, à faible vitesse de convergence et la généralisation particulièrement faible quand quelques échantillons ne sont disponibles. Les comparaisons et les résultats présentés dans cette étude montrent clairement la capacité potentielle de la méthode proposée pour prédire les valeurs de tension de contournement des différents isolateurs.

I-9-Analyse de l'état des isolateurs des lignes aériennes de distribution en utilisant une combinaison machine à vecteurs de support (SVM) et la transformée en ondelettes

L'analyse de l'état des isolateurs des lignes aériennes de distribution en utilisant une combinaison machine à vecteurs de support (SVM) et l'analyse multi-résolution (MRA) semble être prometteuse pour faire face à la complexité du système. En Inde, les recherches réalisées par V.S.Murthy et al [10], se sont concentrées principalement sur l'application de la transformée en ondelettes basée sur l'extraction des caractéristiques de traitement d'image numérique et la SVM pour l'analyse de l'état des isolateurs. La plus grande contribution du document consiste à calculer les indices d'état pour les isolateurs à haute tension pour surmonter les difficultés liés aux applications de vidéo surveillance. La figure II.23 montre l'algorithme de surveillance de l'état des isolateurs et leur classification selon leurs états.

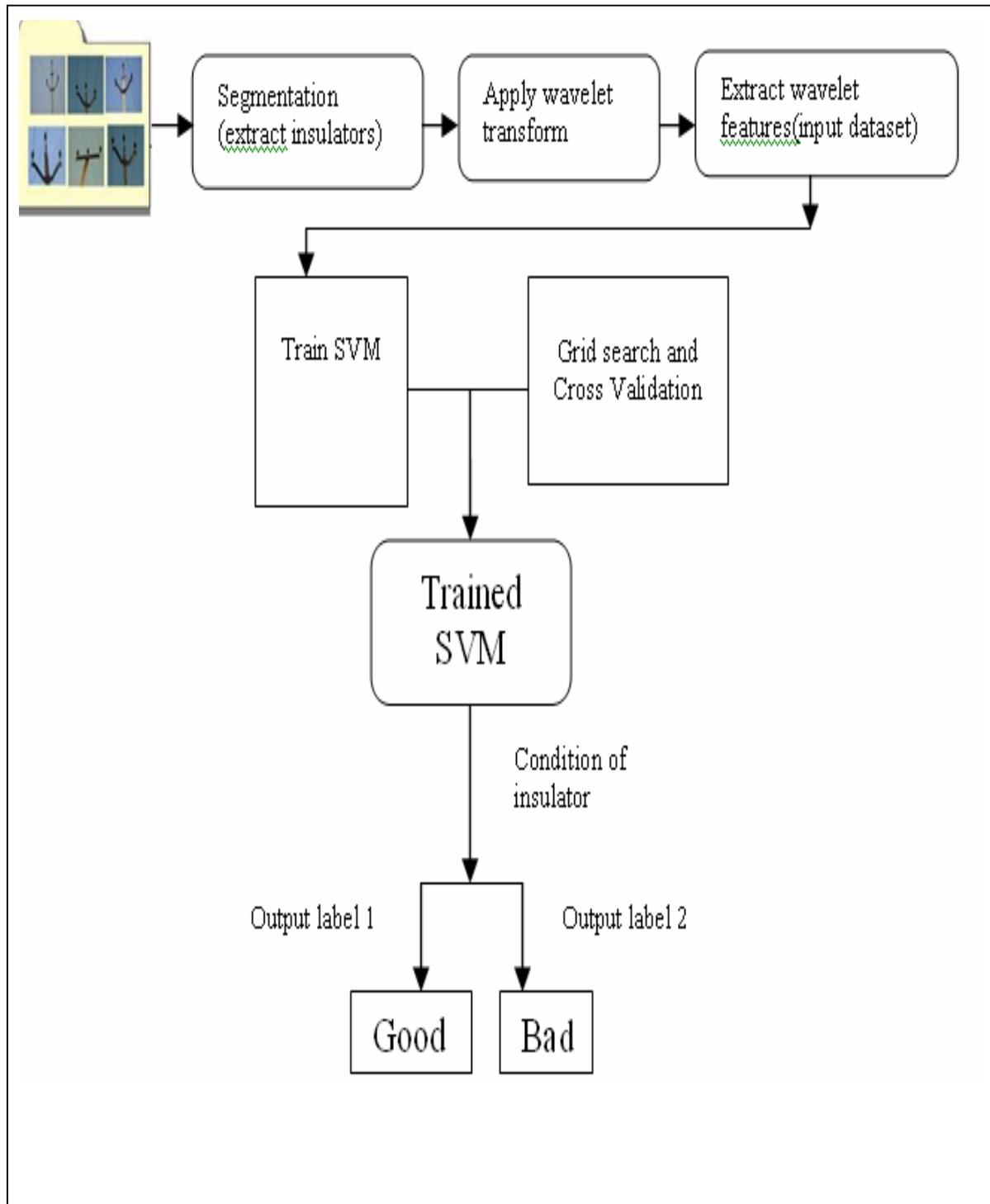


Figure I.23 : Algorithme de surveillance de l'état des isolateurs [10].

Les caractéristiques d'ondelettes pour les isolateurs sains et endommagés sont présentées sous forme d'histogramme comme le montre les figures I.24 et I.25.

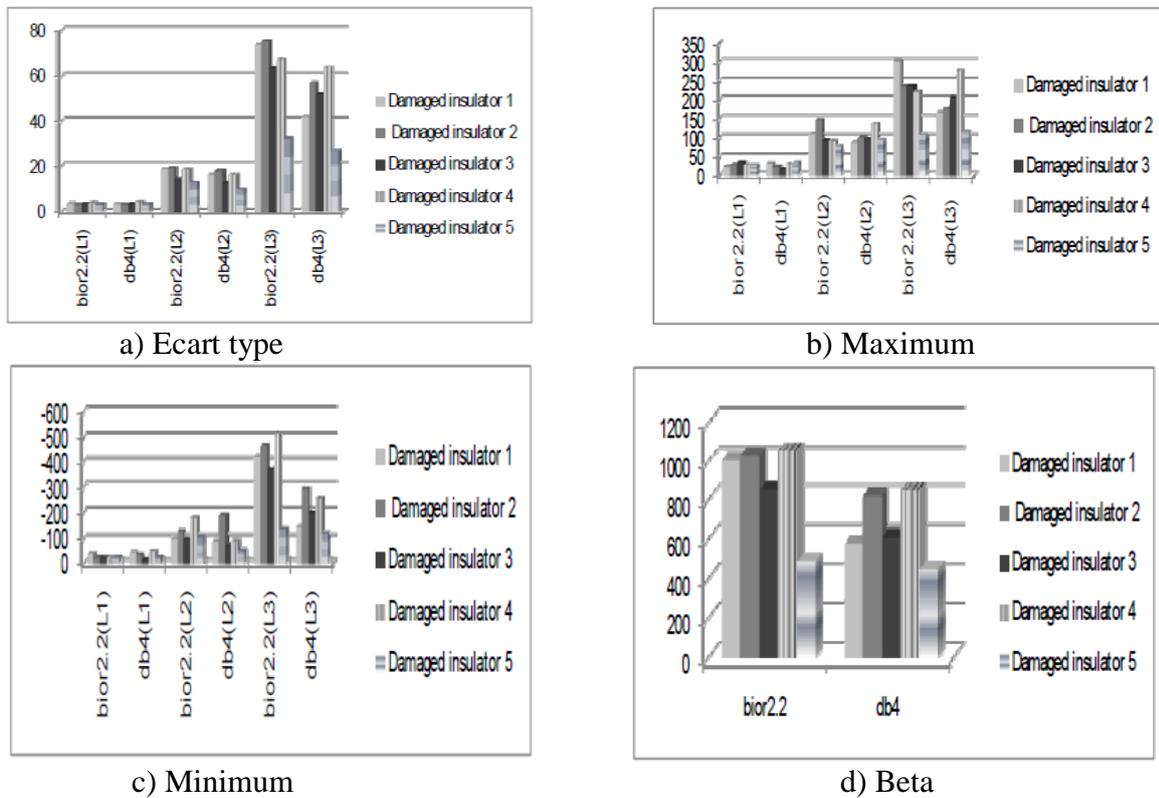


Figure I.24 : Caractéristiques d'ondelettes pour les isolateurs endommagés

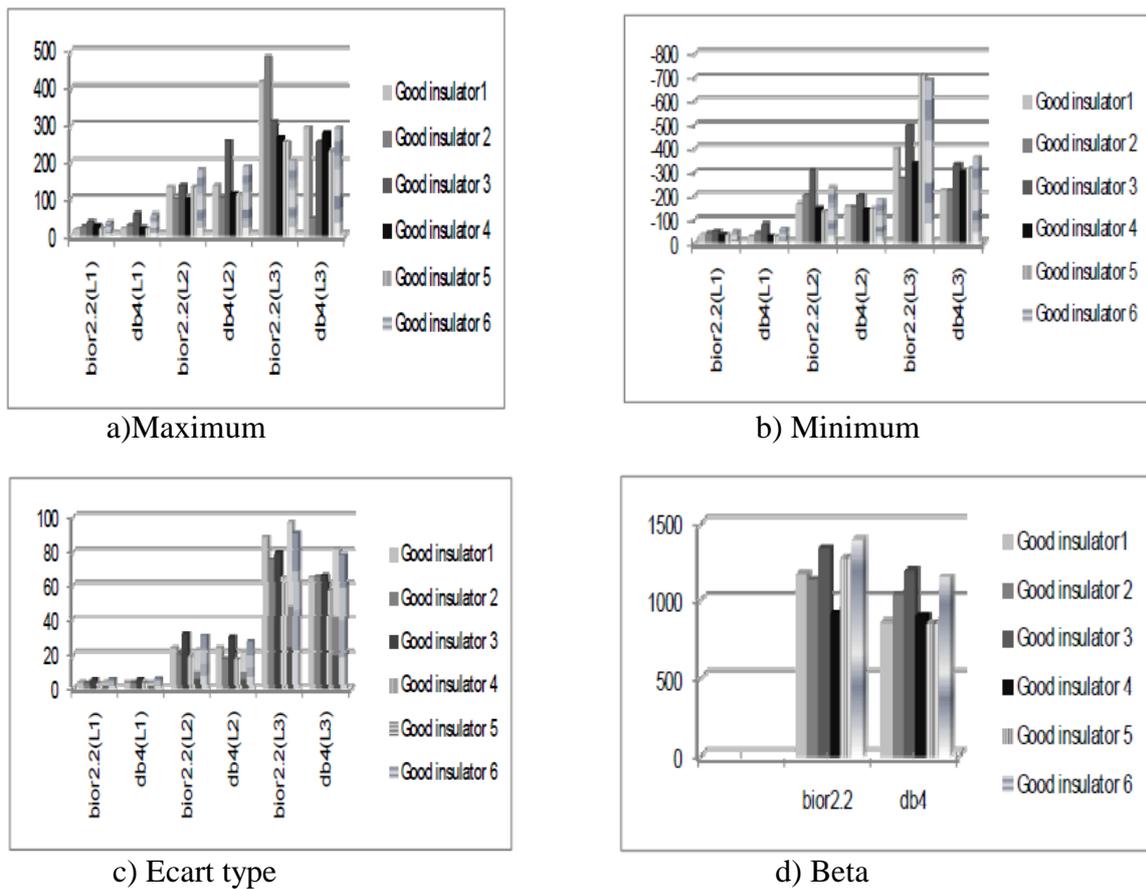


Figure I.25: Caractéristiques d'ondelettes pour les isolateurs sains.

Good	SD1	SD2	SD3	BETA (β)	Actual Health of insulator(I) = ($\beta / 1200$)*100	Condition Indices	SVM Output	Predicted Class
	3.825	23.63	88.7	1166.55	97.2	Healthy	Healthy	Yes
	3.407	20.86	74.87	1125.07	93.8	Healthy	Healthy	Yes
	6.575	30.7	90.77	1431.78	100	Healthy	Healthy	Yes
	5.663	27.57	86.12	1200.37	100	Healthy	Healthy	Yes
	5.094	31.6	80.01	1343.47	100	Healthy	Healthy	Yes
	3.851	22.54	96.92	1280.33	100	Healthy	Healthy	Yes
	3.878	24.12	86.97	1235.75	100	Healthy	Healthy	Yes
	5.541	30.8	91	1398.59	100	Healthy	Healthy	Yes
	5.941	29.8	87.9	1454.62	100	Healthy	Healthy	Yes
	5.1	30.12	91.25	1640	100	Healthy	Healthy	Yes
Damaged	3.083	17.8	57.12	823.74	68.6	Marginal	Marginal	Yes
	4.173	16.07	64	847.85	70.7	Marginal	Marginal	Yes
	3.409	14.017	63.44	853.3	71.1	Marginal	Marginal	Yes
	3.528	18.48	73.67	1008.31	84	Marginal	Marginal	Yes
	4.673	21.41	55.16	918.3	76.5	Marginal	Marginal	Yes
	3.293	9.837	27	450.68	37.6	Risky	Risky	Yes
	3.306	9.497	31	517.52	43.1	Risky	Risky	Yes
	4.97	16.75	41.12	678.18	56.5	Risky	Risky	Yes
	3.313	16.12	41.73	576.44	48	Risky	Risky	Yes
	3.229	12.55	51.68	611.22	50.9	Risky	Risky	Yes

Tableau I.9 : Indices de l'état des isolateurs en utilisant SVM [10].

Les éléments importants suivants sont extraits pour analyser l'état des isolateurs. Le β et les écarts type σ_{L1} , σ_{L2} , σ_{L3} sont obtenus à partir des détails des trois premiers niveaux de décomposition par la DWT. Les indices de l'état des isolateurs sont aussi obtenus en utilisant SVM comme indiqué dans le tableau I.9. Par l'observation de plusieurs isolateurs endommagés et sains, nous avons observé que la valeur Beta (β) joue un rôle important pour distinguer entre les isolateurs parfaits et endommagés.

La principale limite de la méthode proposée est l'installation de caméras qui ont deux degrés de liberté (horizontale et verticale). Aussi la technique proposée ne peut pas prendre en compte les défauts non-visuels tels que les fissures internes, les activités à forte décharge partielle et le courant de fuite élevé en raison de la contamination. Cependant l'algorithme pour la surveillance des isolateurs d'un système de distribution à haute tension en utilisant la vidéo surveillance (VS) avec l'aide de SVM démontre l'efficacité pour des applications en temps réel pour l'approvisionnement en alimentation fiable.

I-10 Utilisation de la technique RP pour l'analyse du signal du courant de fuite sur des isolateurs composites contaminé par la glace [33]

En raison de la large application des isolateurs composites dans le secteur de l'énergie, la performance des isolateurs est contestée par des environnements différents. Pour déterminer la performance de contournement des isolateurs contaminé par la glace [33]. B.X.Du [33] et al ont réalisé une étude en laboratoire dans une chambre climatique artificielle afin de simuler différentes morphologie de glace sur la surface de l'isolateur. En conformité avec les phénomènes de décharge, la transition du courant de fuite jusqu'au contournement a

été analysée en utilisant la technique “Reccurent Plot Analysis“. Contrairement aux autres techniques d’analyses comme la DWT, la FFT et l’analyse spectrale utilisées pour le diagnostic des isolateurs sous pollution [13,38] , la RP étudie les caractéristiques non-linéaires du signal 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, en se basant sur les informations extraites à partir de la transformée en ondelette du signal du courant de fuite.

La figure I.26 montre un exemple de RP à partir d'une forme d'onde typique de courant de fuite lors du processus du contournement. Les figures I.26a et I.26c montrent la forme d'onde originale du courant de fuite et son RP. Il a été constaté que la décharge se produit fréquemment au niveau des pics positifs et négatifs de la forme d'onde. Les figures II.26b et II.26d montre la forme du courant de fuite traitée par la transformée en ondelettes et son RP.

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 et capacitif déduit du fait de l’existence d’arc local 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 formants une diagonale qui est présente quelle que soit l’évolution des décharges et indiquent une symétrie de la représentation selon celle-ci.

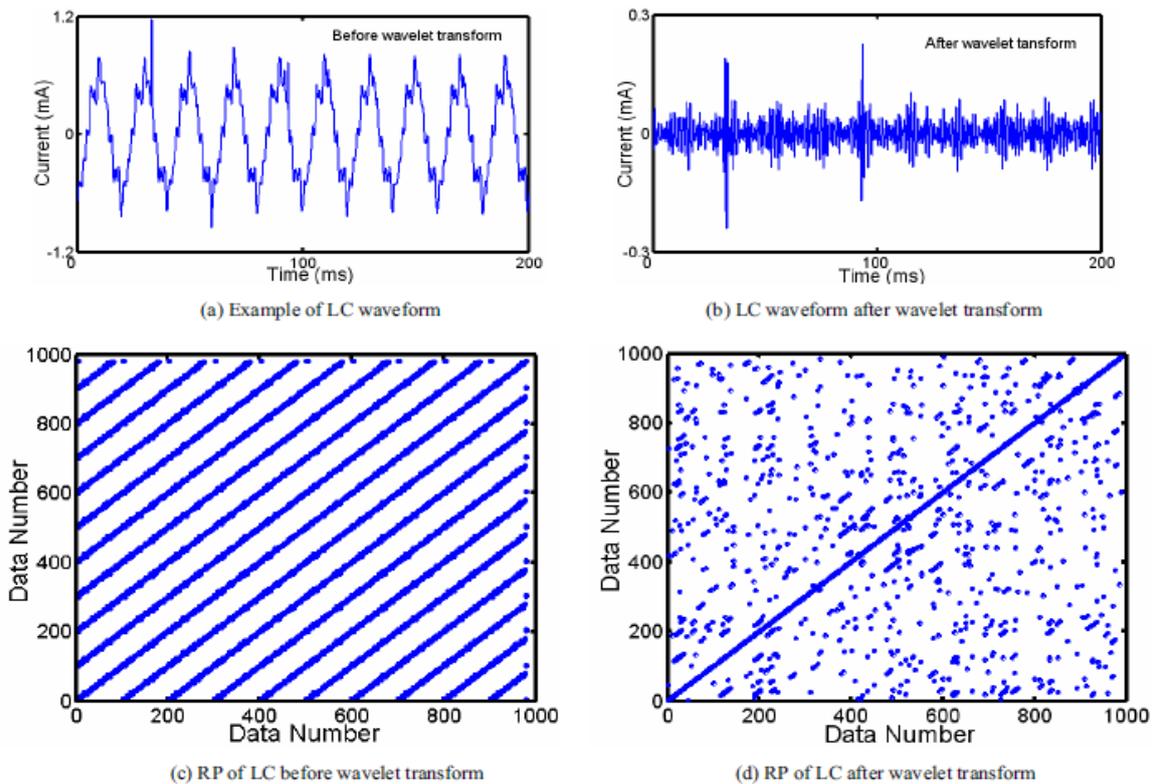


Figure I.26 : exemple du RP du LC [33].

Après l'extraction des composantes à hautes fréquences du courant de fuite, les structures topologiques du RP pendant le processus de contournement sont obtenus comme le montre la Figure I.27, qui fournit les caractéristiques non-linéaires du signal du courant de fuite. L'évaluation visuelle de la structure indique la transition de la performance dynamique sur la surface de l'isolateur

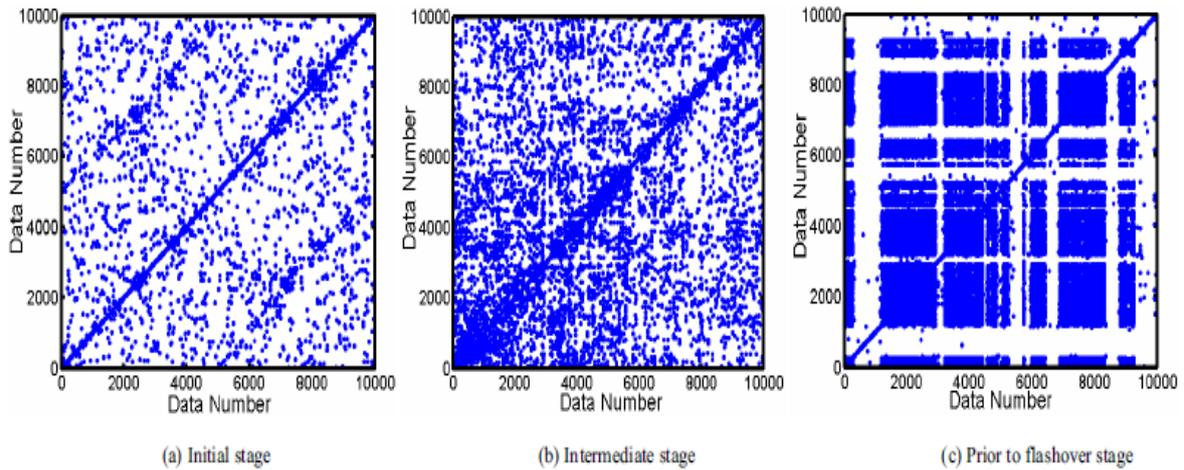


Figure I.27 : RP des composantes hautes fréquences du LC au cours du contournement [33].

Afin de décrire quantitativement les caractéristiques de la RP, le taux de récurrences (RR) et le déterminisme (DET) ont été calculé. RR désigne le degré de proximité des vecteurs dans l'espace des phases. Une plus grande valeur de RR désigne la plus petite distance entre les vecteurs. DET différencie les points de récurrences liés les uns avec les autres dans la direction diagonale à partir des points isolés dans une carte RP. Une plus petite valeur de DET désigne le système étudié est de moins en moins déterministe [39].

La figure II.27 montre les indicateurs quantitatifs de la RP du courant de fuite au cours du contournement. Comme on le constate dans la Figure I.28, le RR diminue dès la phase initiale jusqu'à la phase qui précède le contournement, indiquant la réduction de la performance régulière sur la surface de l'isolateur. Il se trouve que la variation de RR et DET sont bien liées à la transition de la structure topologique de RP de la figure I.26.

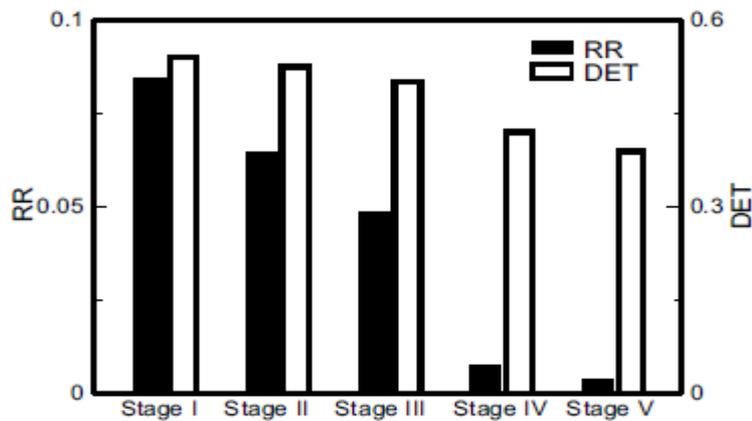


Figure I.28: Indicateur quantitatif de la RP au cours du contournement [33].

Le contournement des isolateurs composites sous la contamination de la glace a été étudié en se basant sur l'analyse de LC par la technique RP. Selon l'observation visuelle des morphologies de la glace et des décharges sur la surface de l'isolateur, les chercheurs ont constaté l'apparition des décharges au bord de l'isolateur qui dépend de la fonte de la glace. L'application de la RP sur les composantes de basses fréquences du signal de décharges (de 50 jusqu'à 250 Hz) 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 courant de fuite (composante sinusoïdale, composante d'arc local et la composante transitoire) et rendent possible la surveillance de l'état de surface des isolateurs et donc la prédiction du contournement [33].

I-11 Etude des caractéristiques du courant de fuite et du déphasage des isolateurs sous pollution

Vu que les isolateurs extérieurs jouent un rôle important dans le maintien de la fiabilité du système de transport d'énergie électrique, les auteurs S. Chandrasekar et al [21] ont analysé les caractéristiques du signal du courant de fuite des isolateurs en porcelaines et SIR (Silicon Rubber) en utilisant la DWT, la FFT et aussi la STD-MRA (Standard Deviation Multi Resolution Analysis) et ce afin d'établir un outil de diagnostic qui évalue la sévérité de la pollution des isolateurs extérieurs.

Le type d'isolateur capot et tige a été utilisé pour la pollution expérimentale. Le Tableau I-10 montre les détails techniques de l'isolateur en porcelaine, la figure I.29 montre les dimensions principales de l'isolateur (SIR-11kV) utilisé pour leur étude.

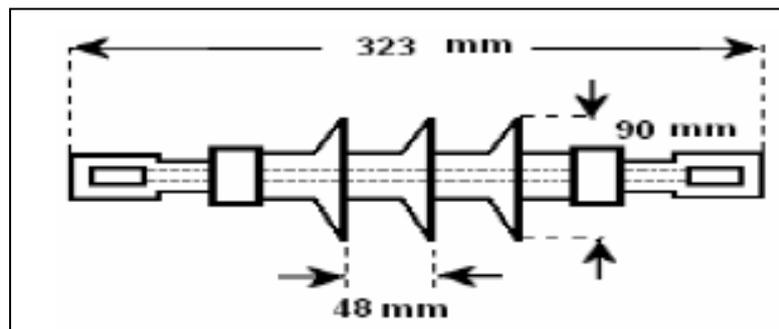


Figure I.29 : Dimension de l'isolateur (SIR-11kV) [21].

Shed diameter	254 mm
Leakage distance	330 mm

Tableau I.10 : Données techniques de l'isolateur en porcelaine [21].

La figure I.30 illustre le diagramme schématique du dispositif d'essais, où PU (unité de protection), DAS (système d'acquisition de données), PC (Personnel computer). Les isolateurs, afin d'être testés, ont été suspendus verticalement dans une chambre à brouillard

(1,5m×1,5m×1,5m). La tension d'essai a été de $11kV_{rms} / 50Hz$. Avant le début des testes, les isolateurs ont été nettoyés par l'alcool isopropylique et en suite rincés par de l'eau distillée. Afin de reproduire la pollution saline des régions côtières, les auteurs S. Chandrasekar et al [21] ont utilisé de l'NaCl et 40g de Kaolin dilués dans un litre d'eau distillée, et ils faisaient varier la concentration de l'NaCl pour avoir différents ESSD (Equivalent Salt Deposit Density) de 0,06 à 0,25mg/cm². Un dispositif a été mis en place afin de maintenir l'humidité relative (HR) souhaitée dans la chambre à brouillard.

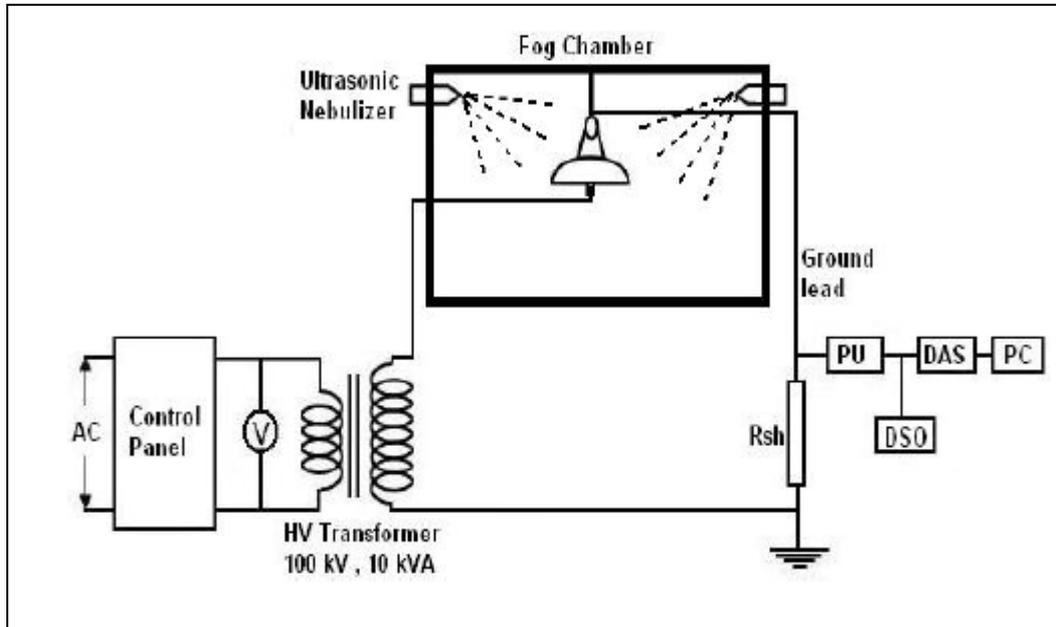


Figure I.30 : Diagramme schématique du dispositif d'essais [21].

Afin d'étudier les caractéristiques du signal du courant de fuite dans le domaine temps-fréquence, les auteurs ont utilisé la transformée en Ondelette.

$$\Psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (I.16)$$

$$DWT_x^\Psi(u, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int x(t) \Psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \quad (I.17)$$

Tel que : $x(t)$ est le signal discrétisé, $\Psi(t)$ est la fonction d'ondelette, dans ce processus, l'ondelette est dilatée, translatée, en agissant sur les paramètres s et

L'analyse multi résolution de la transformée en ondelettes discrète vise à produire une représentation de l'échelle temporelle du signal donné (discrétisé $x(n)$) à des niveaux de décomposition différents. Les étapes utilisées sont illustrées par un diagramme de la figure I.30.

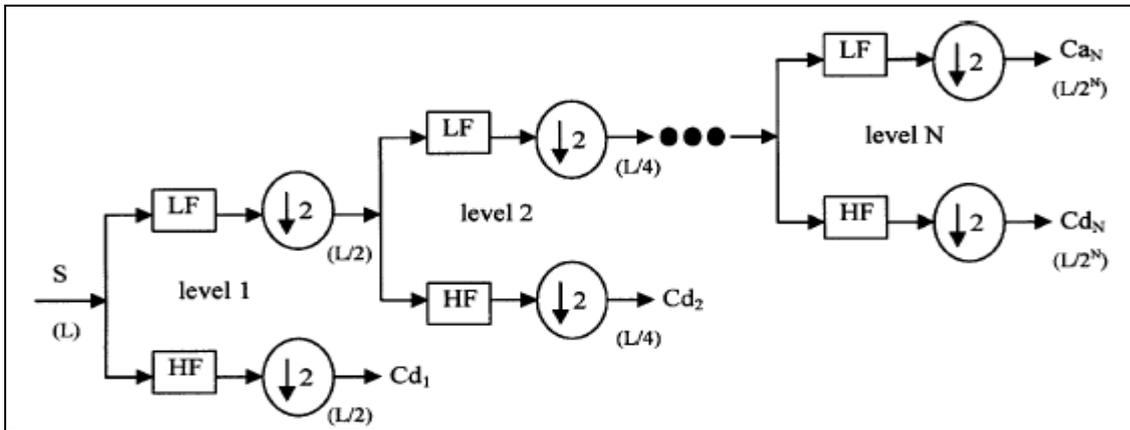


Figure I.31 : Chaine de décomposition de la DWT incluant le filtrage et le sous-échantillonnage.

La MRSD (Multi Resolution Signal Decomposition) est principalement utilisée pour atteindre deux propriétés importantes. La première est la propriété de localisation dans le temps afin d'identifier tout changement de caractéristique, la seconde est l'identification du partitionnement de l'énergie du signal en bandes de fréquences différentes. Les auteurs S. Chandrasekar et al [21] ont décomposé le signal du courant de fuite (LC) en 7 niveaux, les différents niveaux de fréquences sont détaillés dans le Tableau I.11.

Detailed components of DWT	Frequency band (Hz)
D1	1250-2500
D2	625-1250
D3	312.5-625
D4	156.25-312.5
D5	78.125-156.25
D6	39.0625-78.125
D7	19.53125-39.0625

Tableau I.11 : Bande de fréquences des composantes de la DWT [21].

L'écart-type peut être considéré comme une mesure de l'énergie présente dans le signal à valeur moyenne nulle [9]. Par conséquent, les valeurs de l'écart-type (STD-MRA) sont calculées pour les éléments détaillés afin de déterminer l'énergie présente dans le signal transitoire à différents niveau de décomposition (D1 à D7). L'écart-type du n^{ème} niveau du détail du signal est calculé selon la formule suivante [2]

$$std = \sqrt{\frac{1}{N_n - 1} \sum_{j=1}^{N_n} [d_n(j) - \mu_n]^2} \tag{I.18}$$

Tel que :

μ_n est la valeur moyenne du vecteur d_n et N_n est la longueur du vecteur d_n .

Et afin de bien comprendre la distorsion aux hautes fréquences du signal du courant de fuite, les auteurs ont calculé le taux de distorsion DR comme rapport entre $(D_3 + D_4 + D_5)$ et le fondamental D_6 .

Les différents tests effectués par les auteurs au laboratoire pour des isolateurs en porcelaine et des SIR ont été fait dans les conditions suivantes :

- i. Surfaces propres, avec différentes HR.
- ii. Niveaux de pollutions de 0,06 ESDD et sous différentes HR.
- iii. Sous différents niveaux de pollution (0,06 à 0,25 ESDD) et HR=100%.

Dans un premier temps, les auteurs S. Chandrasekar et al [21] ont brièvement expliqué le phénomène de contournement des isolateurs pollués par voie humide à travers l'analyse du signal du courant de fuite et du déphasage, les résultats obtenus sont illustrés dans la figure I.32.

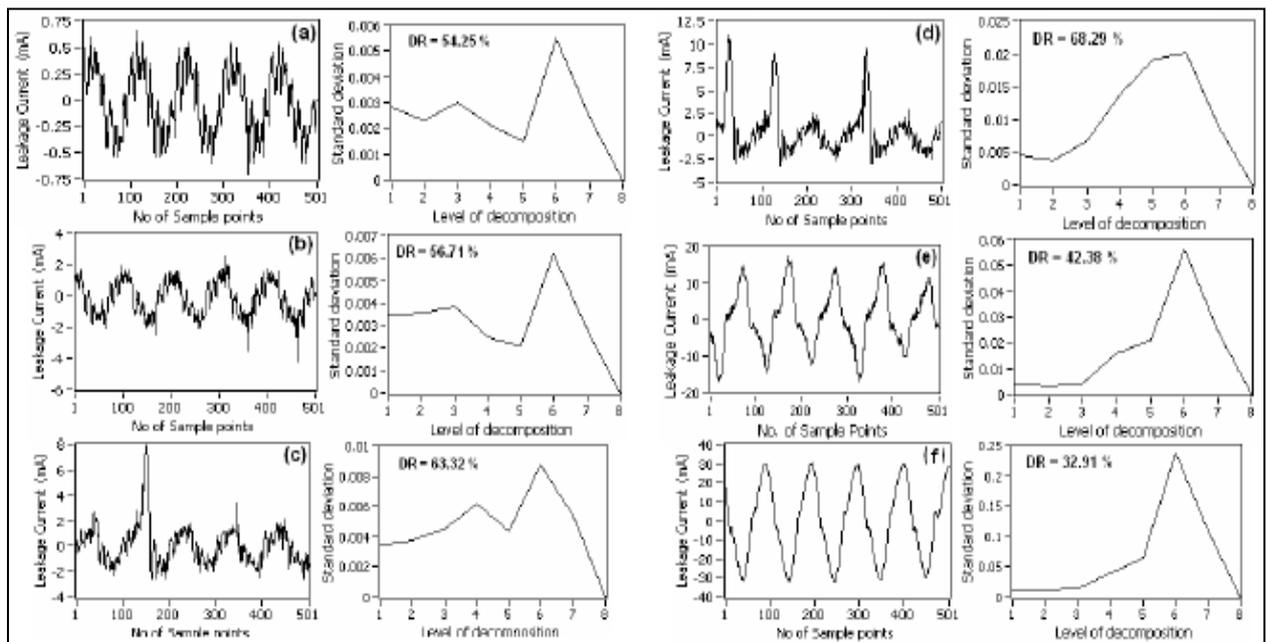


Figure I.32: Courbes obtenus lors des expériences a) LC sous conditions de surface propres et sèche b) LC sous initiation de pollution humide (c, d) décharge de courte durée (e, f) arc de longue durée et leurs STD-MRA correspondantes [21].

En se basant sur les résultats obtenus, les auteurs concluent que sous conditions propres, l'amplitude du LC est faible et elle est affectée par les composantes hautes fréquences (D_1 à D_4), et avec les mêmes résultats, ils classent les décharges comme étant de courtes durées si leurs durées n'excèdent pas un cycle et de longue durées si elles sont comprises entre 5 et 20 cycles. Ils ont observé que l'amplitude de D_5 augmente comparé aux autres composantes hautes fréquences (Figure I.32d). Ceci indique que quand la fréquence d'occurrence de décharges de courtes durées augmente, l'amplitude de l'harmonique d'ordre 3 augmente dans le signal du courant de fuite [32]. Ils remarquent aussi que quand la pollution et HR augmentent, une augmentation significative de l'amplitude du fondamental du LC et une réduction de celles des hautes fréquences. Ils notent que le DR (Taux de distorsion) estimé par la DWT augmente considérablement lors de l'apparition des décharges

de courtes durées, et diminue brusquement lors des formations des décharges longues durées. La variation du DR pour différents types de LC est illustrée dans la figure I.33

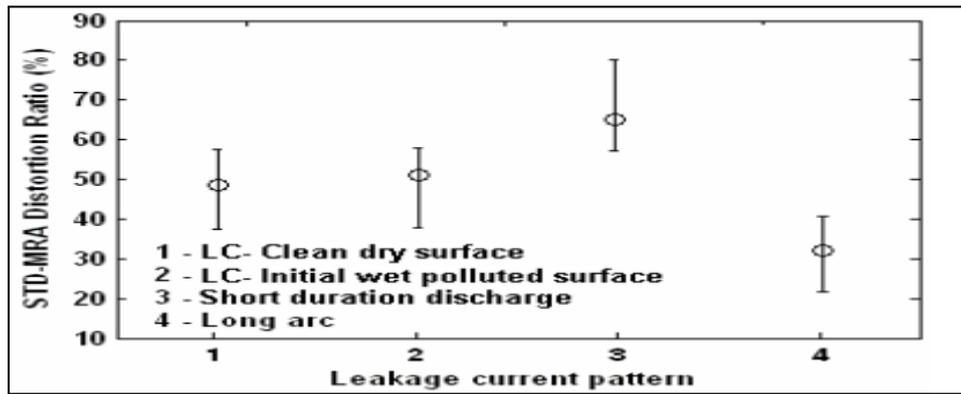


Figure I.33 : Variation du DR (tau de distorsion) STD-MRA (%) pour différents LC [21].

• **Résultats obtenus**

Dans le cas de surfaces propres et sèches, les auteurs ont obtenu les résultats suivant :

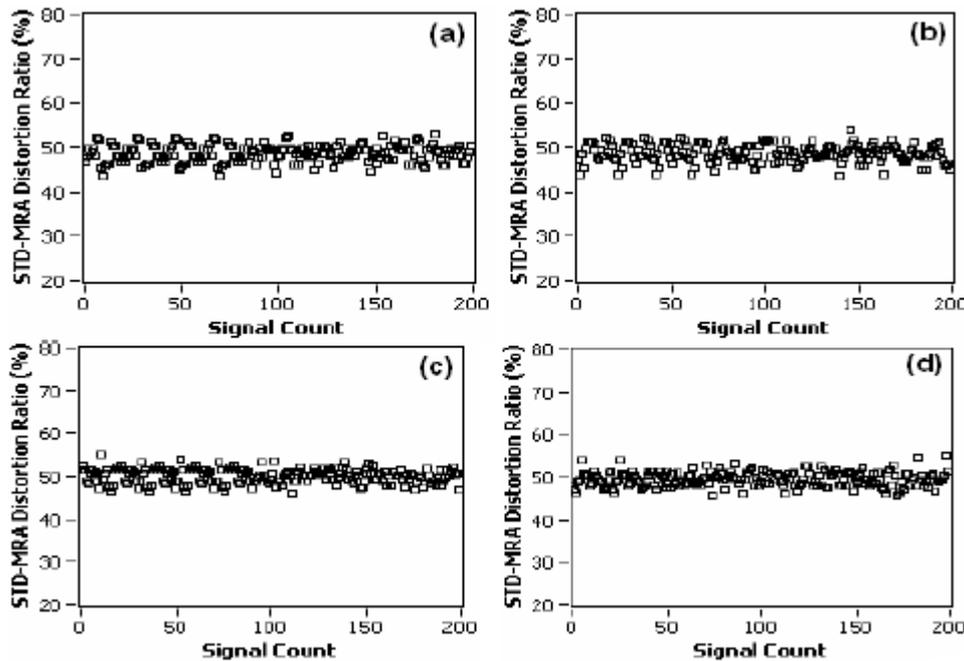


Figure I.34: DR obtenus pour (a) Porcelaine, surfaces propres et sèches (b) SIR, surfaces propres et sèches (c) Porcelaine, surfaces propres avec HR=98% (d) SIR, surfaces propres avec HR=98% [21].

Les auteurs observent que dans le cas où la surface est propre le DR (tau de distorsion) STD-MRA est compris entre 45% et 50% pour les deux types d'isolateurs (Porcelaine, SIR) et ceci indépendamment de HR.

Dans le cas de pollution constante est sous différentes HR, les auteurs ont obtenu les résultats suivant :

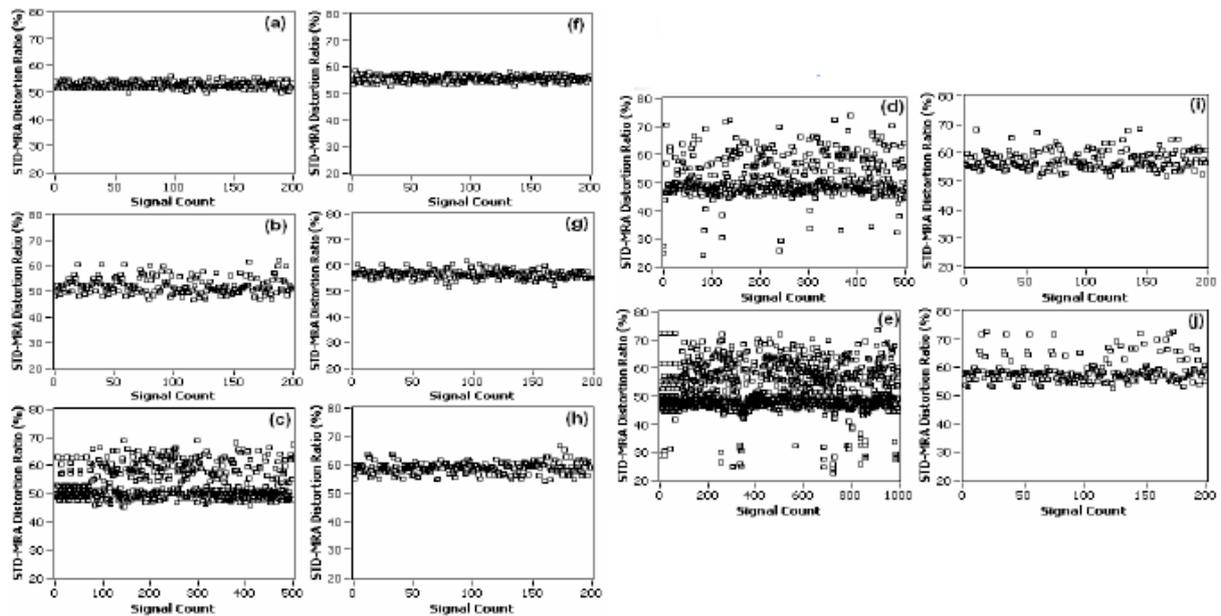


Figure I.35 : DR obtenus pour 0,06 ESDD de pollution- isolateurs en porcelaine, (a)60% HR, (b) 70% HR, (c)80% HR, (d)90% HR, (e)100% HR, -Isolateurs SIR (f)60% HR, (g)70% HR, (h)80% HR, (i)90% HR, (j)100% HR [21].

En se basant sur ces figures, les auteurs observent :

- i. Dans le cas des isolateurs en porcelaines, les décharges de courtes durées (correspondant à > 60% de DR pour HR=80% ou plus, dans le cas des SIR elles sont observées pour HR=90%
- ii. Les arcs de longues durées (correspondant à <40% DR STD-MRA) dans les isolateurs en porcelaine pour HR=90%.

A partir des essais et des analyses qu'ils ont effectués, les auteurs S. Chandrasekar et al [21] concluent qu'à chaque fois qu'il y'a apparition d'un arc sur la surface d'un isolateur en raison de la pollution élevée et des conditions humides, une augmentation de l'amplitude de D_6 est observée (D_6 provient du fondamental du courant de fuite). Durant la formation d'arc, une augmentation de l'amplitude de D_5 est observée mais au même temps une diminution significative de D_4 et D_3 est aussi observée. Une fois que l'arc se produit, il va sécher la surface de l'isolateur et immédiatement après, les amplitudes de D_4 et D_3 augmentent avec une diminution de D_5 , et en fin ils déduisent que la sévérité de pollution des isolateurs extérieurs peut être évaluée en examinant l'évolution des composantes détails DWT au cours du temps.

Chapitre II

*Analyse du signal du
courant de fuite par la
TFD*

I-1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons dans un premier temps, présenter l'environnement du traitement du signal en traitant les principales idées sur la transformée de Fourier à temps continu et à temps discret, puis nous allons faire l'application de la TFD sur les signaux de courant de fuite.

Dans cette application, nous allons d'abord faire des représentations fréquentielles de quelques signaux de courant de fuite, puis nous nous intéresserons à quelques rapports entre les amplitudes des harmoniques les plus significatifs (3^{ème}, 5^{ème}, 7^{ème}), ceci en les étudiant en fonction de la conductivité électrique de la surface de l'isolateur pour une pollution uniforme [23,34].

Le calcul des différents coefficients ainsi que les outils utilisés ci-dessous ont été effectués à l'aide d'un programme (script) écrit sous MATLAB® pour la pollution uniforme avec les différentes conductivités.

Les données utilisées dans ce chapitre proviennent de la base de données du laboratoire de Haute Tension de l'ENP d'Alger, ces données regroupent entre autres celles mesurées par B. Moula [28] et celle mesurées par M. A. Douar et M. C. BOUZIDI [17].

II-2 La transformée de Fourier et ses dérivées

De nos jours, la transformée de Fourier est devenue un outil puissant en traitement de signal puisqu'elle localise toutes les composantes fréquentielles d'un signal quelconque. Cependant son application est liée à la nature du signal qu'il soit continu ou discret.

II-2-1 La transformée de Fourier continue

Lorsque l'on s'intéresse au domaine du traitement du signal, la transformée de Fourier est une référence majeure. En 1807, le mathématicien français Joseph Fourier indique que tout signal périodique peut être décomposé en une somme infinie de sinus et de cosinus de fréquences diverses (**Figure II-1**), dont on fait varier d'une part les amplitudes en les multipliant par des coefficients, et d'autre part les phases, de manière à ce qu'elles s'additionnent ou se compensent. Elle permet d'obtenir une représentation en fréquence (représentation spectrale) de ces signaux [31]. La transformée de Fourier d'un signal $s(t)$ est une fonction généralement complexe définie par :

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{II. 1})$$

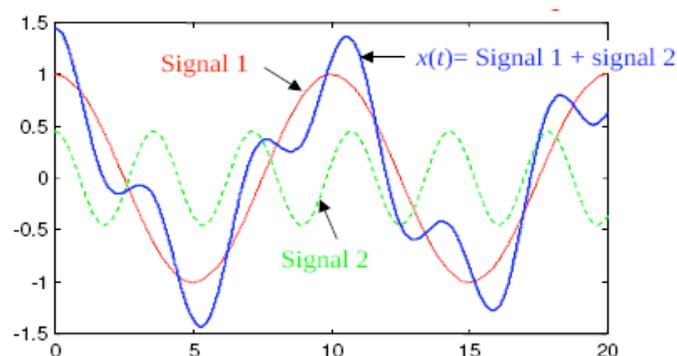


Figure II-1 : Décomposition en série de Fourier [31].

On peut aussi définir la partie réelle ainsi que la partie imaginaire de cette transformée comme suit :

$$R[S(f)] = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \cos(2\pi ft) dt \quad \text{et} \quad I[S(f)] = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \sin(2\pi ft) dt \quad (\text{II. 2})$$

- Spectre d'amplitude

$$|S(f)| = \sqrt{R[S(f)]^2 + I[S(f)]^2} \quad (\text{II. 3})$$

- Spectre de phase

$$\text{Arg}[S(f)] = \text{arctg} \left(-\frac{I[S(f)]}{R[S(f)]} \right) \quad (\text{II. 4})$$

II-2-1-1 Conditions d'existences [37]

Pour que le signal $s(t)$ possède une transformée de Fourier, il faut et il suffit que :

- $s(t)$ soit une fonction bornée
- L'intégrale $\int_{-\infty}^{+\infty} s(t) dt$ ait une valeur finie.
- Les discontinuités de $s(t)$ ainsi que les minimums et maximums soient en nombres finis.

Dans notre cas, tous les signaux qu'on va étudier remplissent les conditions citées ci-dessus. Donc, l'existence de la transformée de Fourier est considérée comme évidente.

II-2-1-2 Propriétés de la transformée de Fourier

$$\text{Linéarité : } ax(t) + by(t) \stackrel{TF}{\rightleftharpoons} aX(f) + bY(f) \quad (\text{II. 5})$$

Décalage :

$$\bullet \quad x(t - t_0) \stackrel{TF}{\rightleftharpoons} X(f)e^{-j2\pi ft_0} \quad (\text{II. 6})$$

$$\bullet \quad x(t)e^{-j2\pi ft_0} \stackrel{TF}{\rightleftharpoons} X(f - f_0) \quad (\text{II. 7})$$

$$\text{Homothétie : } x(at) \stackrel{TF}{\rightleftharpoons} \frac{1}{|a|} X\left(\frac{f}{a}\right) \quad (\text{II. 8})$$

$$\text{Produit de convolution : } x(t) * y(t) \stackrel{TF}{\rightleftharpoons} X(f) \times Y(f) \quad (\text{II. 9})$$

II-2-1-3 Egalité de Parsevale

Pour un signal d'énergie finie, l'énergie du signal est identique dans les domaines temporel et fréquentiel

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |S(f)|^2 dt \quad (\text{II. 10})$$

II-2-2 Transformée de Fourier à temps discret

Comme dans le cadre de notre travail, tous les signaux traités sont des signaux échantillonnés (à temps discret), alors la transformée de Fourier à temps discret est toute aussi importante. L'échantillonnage consiste à transformer un signal analogique (continu) en signal numérique (discret), en capturant des valeurs à intervalle de temps régulier. C'est une étape nécessaire pour pouvoir enregistrer, analyser et traiter un signal par ordinateur, car celui-ci ne peut traiter que des nombres.

II-2-2-1 Définition

Dans le but de calculer la transformée de Fourier d'un signal $S(t)$ à l'aide d'un ordinateur, on est amené à discrétiser le signal (échantillonnage) et à le tronquer temporellement [31]. On obtient ainsi une suite de N termes représentés par

$$S_{e,\pi}(t) = \sum_{k=0}^{N-1} S(kT_e)\delta(t - kT_e) \quad (\text{II. 11})$$

Avec les termes $S_{e,\pi}$ sont appelés S_k . On appelle Transformée de Fourier Discrète (TFD ou DFT: Discret Fourier Transform) d'un signal défini par N échantillons, la suite de N termes définie par:

$$S_{e,\pi}(f) = \sum_{m=0}^{N-1} S_m \delta\left(f - m \frac{f_e}{N}\right) \quad (\text{II. 12})$$

Avec

$$S_m = \sum_{k=0}^{N-1} S_k e^{-j2\pi \frac{km}{N}} \quad (\text{II. 13})$$

Si les N échantillons ont été prélevés avec une fréquence d'échantillonnage $F_e = \frac{1}{T_e}$ la durée du signal échantillonné, sur laquelle a été calculée la transformée de Fourier discrète est donnée par l'équation (II.14)

$$\tau = NT_e = \frac{N}{F_e} \quad (\text{II. 14})$$

La transformée de Fourier discrète réalise la correspondance entre deux suites de N termes (Figure III-2).

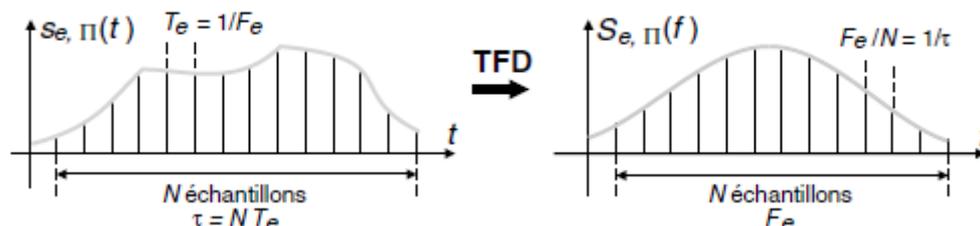


Figure II-2 : Transformée de Fourier Discrète [35].

En conséquence, le spectre de ce signal échantillonné, composé de N termes est calculé sur un domaine fréquentiel $[0, F_e]$ avec une précision ou distance fréquentielle entre points égale à

$$\Delta F = \frac{1}{\tau} = \frac{1}{NT_e} = \frac{F_e}{N} \quad (\text{II. 15})$$

Lorsque le signal échantillonné est de taille $N=2^n$, il est préférable de calculer la transformée de Fourier rapide **TFR** ou **FFT** (*Fast Fourier Transform*). Cette dernière est simplement un algorithme permettant de réduire le nombre d'opérations (temps de calcul), en particulier, le nombre de multiplications pour calculer la TFD[35].

Ce temps de calcul est en effet primordial pour réaliser des systèmes numériques en « temps réel ». Le gain en fonction du nombre d'échantillons est important, sachant que le calcul de TFD se fait généralement sur un minimum de 512 ou 1 024 échantillons et que le temps de calcul d'une multiplication est prépondérant par rapport à l'addition, le temps de calcul d'une TFD par FFT peut être réduit d'un facteur [40,41]:

$$G = \frac{2N}{\log(N)} \quad (\text{II. 16})$$

II-2-2-2 Propriétés :

Les propriétés de la TTFD sont similaires à celles de la TFTC ; elles concernent beaucoup plus le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel.

II-2-3 Définitions des paramètres utilisés pour le diagnostic

- Le coefficient $K_{m/n}$:

$$K_{m/n} = \frac{\text{Amplitude de l'harmonique } m}{\text{Amplitude de l'harmonique } n} \quad (\text{II. 17})$$

Tel que : m et n sont des entiers naturels impaires non multiples de 3

- La valeur **THD** (Tau de Distorsion Harmonique) [7] :

$$HD = \sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} I_n} \quad (\text{II. 18})$$

Tel que I_n est la composante harmonique d'ordre n ($n < 19$ [1kHz]). Le THD est défini comme étant le rapport de HD sur la composante fondamentale du signal

$$THD = \frac{HD}{I_1} \quad (\text{II. 19})$$

II-3 Etude fréquentielle du signal du courant de fuite pour une pollution uniforme

Dans cette partie d'études, nous allons nous intéresser aux variations des différents coefficients ($K_{5/3}$, $K_{7/5}$) en fonction de la conductivité de l'agent polluant et pour différentes tensions appliquées dans le cas d'une pollution uniforme.

Les données utilisées sont celles obtenues par A. Douar et al [17]. Pour la pollution uniforme de la surface du modèle, la mesure du courant de fuite a été faite grâce à l'oscilloscope TEKTRONIX par l'intermédiaire du signal de la tension avec une résistance $R = 1k\Omega$, afin de limiter l'effet des parasites qui altèrent la qualité du signal du courant de fuite, ainsi que les données mesurées par B. Moula [28].

II-3-1 Représentation fréquentielle des signaux du courant de fuite

Dans ce paragraphe, nous allons représenter quelques signaux de courant de fuite dans le domaine temporel et fréquentiel dans le but de voir comment varient de manière générale les harmoniques (3, 5, 7).

Pour ce cas de figure (Figure II-3)-, et pour un faible niveau de pollution, nous remarquons que le signal temporel n'est pas parfaitement sinusoïdal ce qui se traduit par la présence d'harmoniques d'ordre (3, 5, 7). Nous observons aussi que l'amplitude du fondamental est la plus importante suivie de celle de l'harmonique n° 5 puis le n°3 et enfin celle du n° 7.

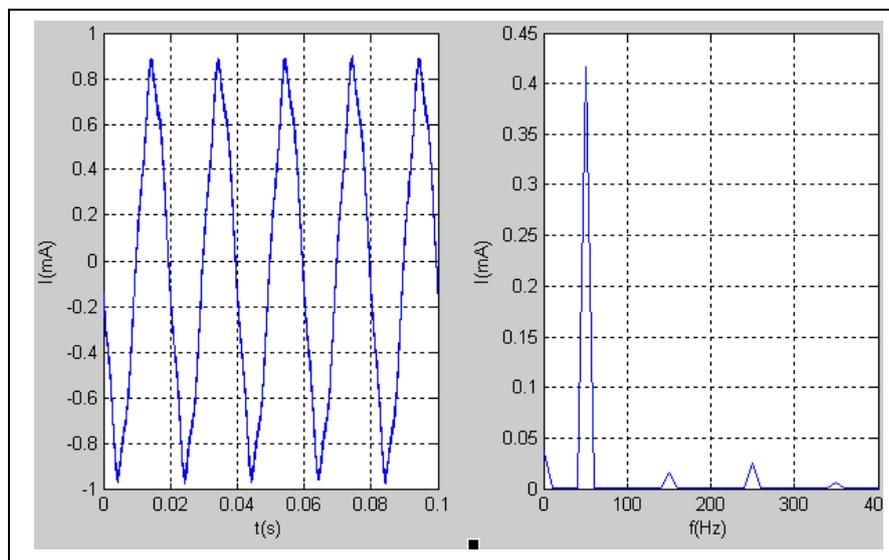


Figure II-3 : Représentation du signal du courant de fuite -modèle utilisé par A. Douar et al [17]- temporelle (à gauche) et fréquentielle (à droite) pour une conductivité de $710\mu\text{S}/\text{cm}$ et une tension appliquée de $15kV_{eff}$

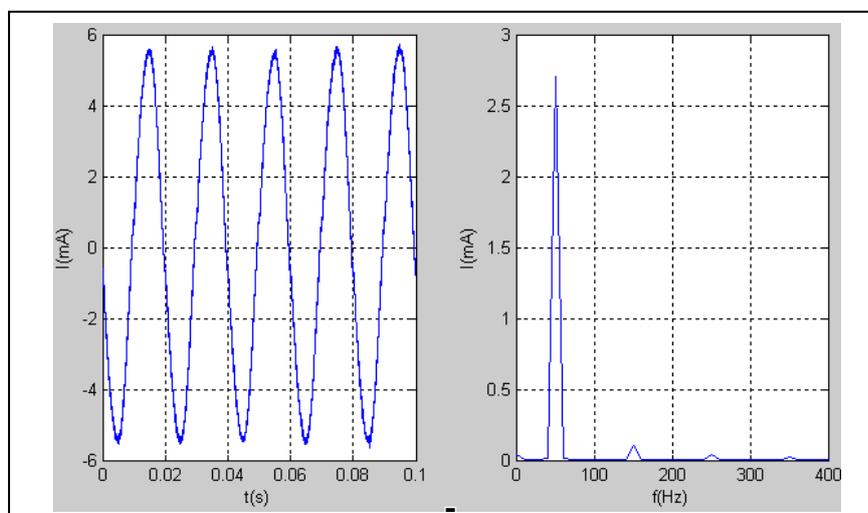


Figure II-4 : Représentation du signal du courant de fuite -modèle utilisé par A. Moula [28]- temporelle (à gauche) et fréquentielle (à droite) pour une conductivité de $3.5\text{mS}/\text{cm}$ et une tension appliquée de $14kV_{eff}$

Pour la figure II-4 –niveau de pollution important-, nous remarquons que l'amplitude de l'harmonique n° 3 est légèrement plus importante que celle du n° 5, cette augmentation d'amplitude marque le début de l'activité des décharges à la surface de l'isolateur, nous remarquons aussi que l'amplitude de l'harmonique n° 7 est plus importante que pour le cas d'une faible sévérité de pollution ce qui se traduit par une déformation plus accentuée du signal du courant de fuite.

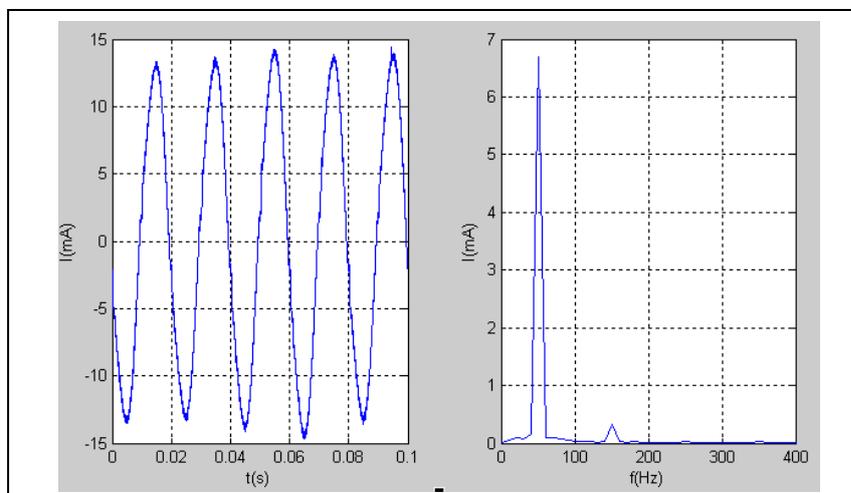


Figure II-5 : Représentation du signal du courant de fuite -modèle utilisé par B. Moula [28]- temporelle (à gauche) et fréquentielle (à droite) pour une conductivité de 10 mS/cm et une tension appliquée de $21kV_{eff}$

Pour ce dernier cas, et pour une très forte sévérité de pollution, nous remarquons que le signal temporel du courant de fuite est déformé ce qui se traduit par l'apparition de plusieurs harmoniques dans le domaine fréquentiel. Nous constatons aussi que l'amplitude de l'harmonique n° 3 est nettement plus importante que celle du n° 5.

II-3-2 Utilisation de la base de données de A. Douar et al [17]

II-3-2-1 Étude du coefficient $K_{5/3}$ du signal du courant de fuite

Pour la figure II.6, nous remarquons que pour chaque niveau de tension, le coefficient $K_{5/3}$ a tendance à diminuer avec l'augmentation de la sévérité de pollution. Nous remarquons aussi que pour une conductivité volumique constante, le coefficient $K_{5/3}$ est toujours plus important pour la tension $3kV_{eff}$ puis diminue pour les deux tensions 6 et $9kV_{eff}$ pour augmenter très légèrement pour une tension appliquée de $12kV_{eff}$ et diminuer encore pour le dernier niveau de tension. La diminution de la valeur $K_{5/3}$ est due principalement à l'augmentation de l'amplitude de l'harmonique n° 3 qui traduit l'occurrence de décharges électriques à la surface de l'isolateur [17].

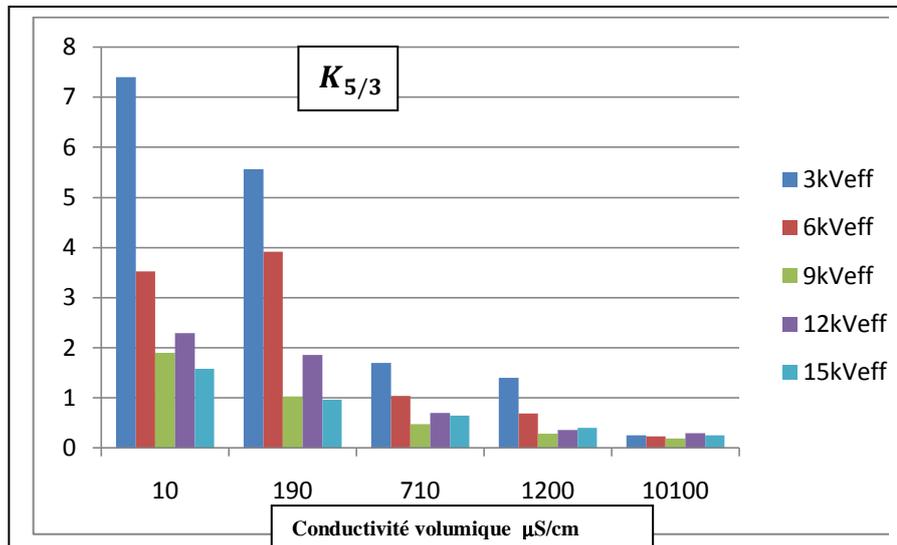


Figure II-6 : Variation du coefficient $K_{5/3}$ en fonction de la conductivité volumique pour différents niveaux de tensions

II-3-2-2 Etude du coefficient $K_{7/5}$ du signal du courant de fuite

Pour ce cas de figure, nous remarquons qu’à chaque niveau de tension appliquée, le coefficient $K_{7/5}$ augmente avec l’augmentation de la sévérité de pollution. Nous remarquons aussi que pour une conductivité constante, le coefficient $K_{7/5}$ a tendance à augmenter avec l’augmentation de la tension appliquée. L’augmentation du coefficient $K_{7/5}$ nous renseigne que l’amplitude de l’harmonique n° 7 augmente plus rapidement que le n° 5 avec l’augmentation de la sévérité de pollution.

Nous observons aussi que les valeurs prises pour $K_{7/5}$ sont très faibles (inférieures à 0.25) pour les faibles niveaux de pollutions (10, 190 $\mu\text{S/cm}$) sauf pour une tension appliquée de 15 kV_{eff} où sa valeur est plus importante (entre 0.62 et 1.3).

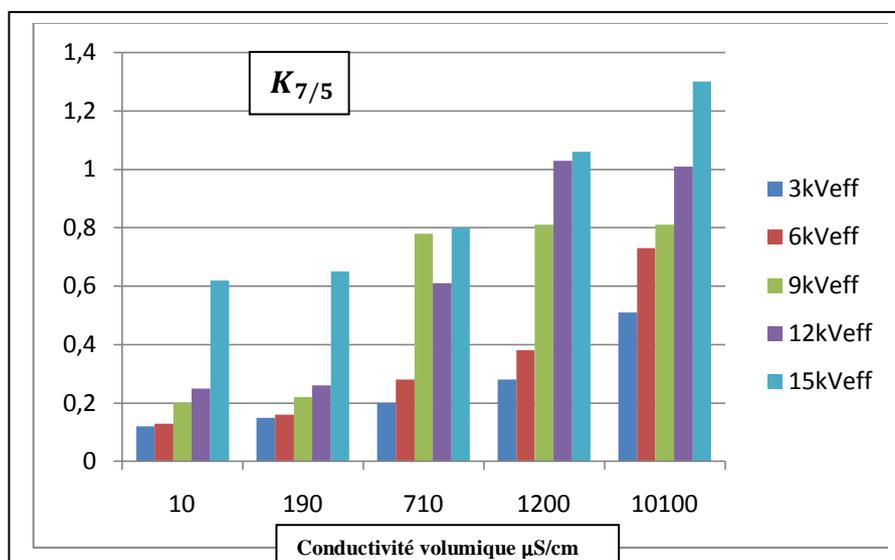


Figure II-7 : Variation du coefficient $K_{7/5}$ en fonction de la conductivité volumique pour différents niveaux de tensions

II-3-3 Utilisation de la base de données de B. Moula [28]

Nous considérons toujours le cas d'une pollution uniforme et le même circuit de mesure, sauf pour la résistance de mesure R où B. Moula a utilisé la valeur de $R = 39 \Omega$.

II-3-3-1 Etude du coefficient $K_{5/3}$ du signal du courant de fuite pour 40 g/l de Kaolin

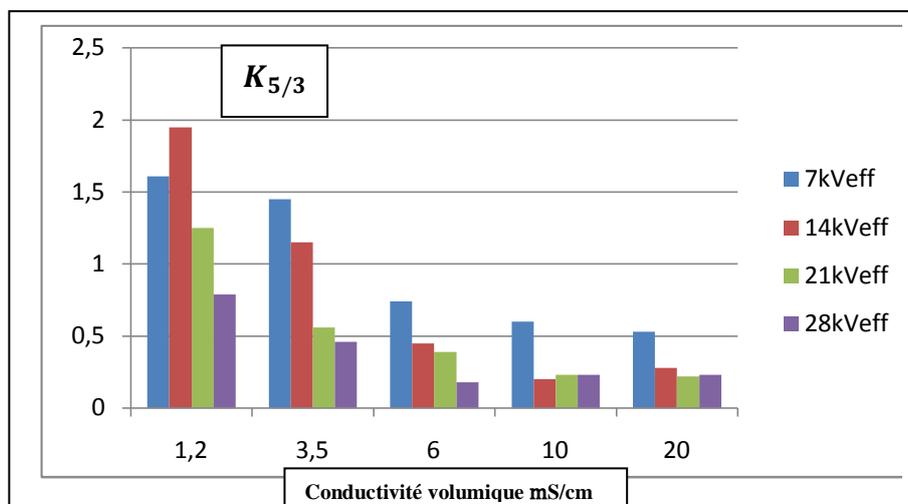


Figure II-8 : Variation du coefficient $K_{5/3}$ en fonction de la conductivité volumique pour différents niveaux de tensions

Pour ce cas de figure, Nous remarquons que de façon générale, comme dans le cas précédent, que le coefficient $K_{5/3}$ a tendance à diminuer avec l'augmentation de la conductivité du milieu, nous remarquons aussi que la valeur prise par ce coefficient est toujours inférieure à 0.5 pour les forts niveaux de pollution (10, 20mS/cm) ce qui signifie que l'amplitude de l'harmonique n°3 est au moins deux fois plus important que le n° 5, indiquant la présence de décharges électriques sur la surface de l'isolateur plan, ceci est vrai pour tous les niveaux de tension appliquée sauf pour 7 kV_{eff} . Ces résultats concordent de manière générale avec ceux obtenus par S.M. Gubanski et al [37].

Nous constatons aussi que les valeurs prises par $K_{7/5}$ pour les grandes conductivités (10, 20mS/cm) sont relativement constantes au tour de la valeur 0.25 sauf pour le niveau de tension 7 kV_{eff} , et pour la plus faible conductivité (1.2mS/cm) où la probabilité de contournement est faible, sa valeur est supérieur à 1 pour tous les niveaux de tensions sauf pour 28 kV_{eff} . Ces mêmes résultats coïncident avec ceux trouvés par M. Tabasi et al [7].

II-3-3-2 Etude du coefficient $K_{7/5}$ du signal du courant de fuite pour 40g/l de Kaolin

Dans ce cas de figure (Figure IV-9), nous remarquons que le coefficient $K_{7/5}$ a tendance à augmenter avec l'augmentation de la sévérité de pollution, ceci est vrai pour tous les niveaux de tension appliquée sauf pour la tension 21 kV_{eff} où il diminue légèrement pour la conductivité 10mS/cm, ce qui est du probablement aux conditions expérimentales qui ne sont pas toujours les mêmes.

Nous remarquons aussi que les valeurs prises par ce coefficient sont très souvent inférieures à 1 ce qui indique que l'amplitude de l'harmonique n° 5 est plus importante que celle du n° 7, ces résultats ont été aussi observées par A. Douar et al [17]. Nous constatons

que la valeur de $K_{7/5}$ reste relativement constante pour les faibles pollutions (1.2, 3.5 mS/cm), ceci est vrai pour tous les niveaux de tensions sauf pour le cas d'une tension appliquée de 21 kV_{eff} pour une conductivité 3.5 mS/cm.

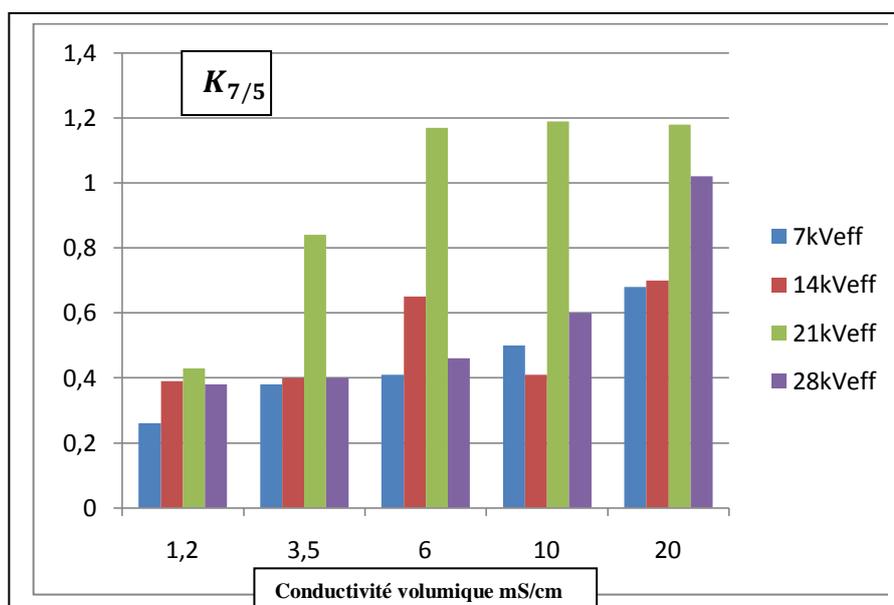


Figure II-9 : Variation du coefficient $K_{7/5}$ en fonction de la conductivité volumique pour différents niveaux de tensions

II-3-3-3 Etude du coefficient $K_{5/3}$ du signal du courant de fuite pour 100g/l de Kaolin

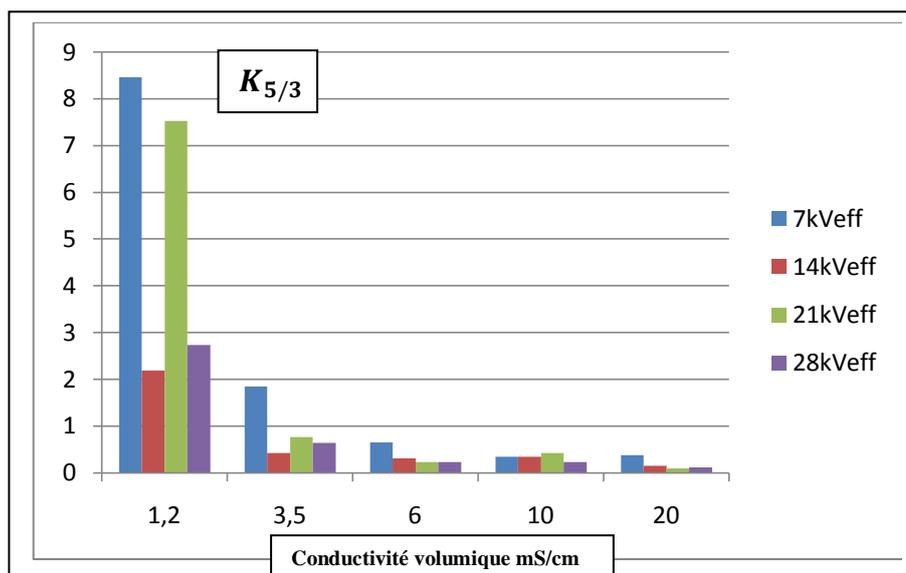


Figure II-10 : Variation du coefficient $K_{5/3}$ en fonction de la conductivité volumique pour différents niveaux de tensions

Pour ce cas de figure, nous remarquons que, comme dans le cas précédent, le coefficient $K_{5/3}$ a tendance à diminuer avec l'augmentation de la sévérité de pollution, et à partir d'une conductivité de 6mS/cm, sa valeur devient inférieure à 1 signifiant que l'amplitude de l'harmonique n° 3 augmente plus rapidement et est plus importante que celle du n° 5 indiquant la présence de décharges partielles sur la surface de l'isolateur plan [37].

Nous remarquons aussi que la valeur de ce coefficient est supérieure à 1 pour tous les niveaux de tension appliquée pour une conductivité volumique de 1.2mS/cm.

II-3-3-4 Etude du coefficient $K_{7/5}$ du signal du courant de fuite pour 100g/l de Kaolin

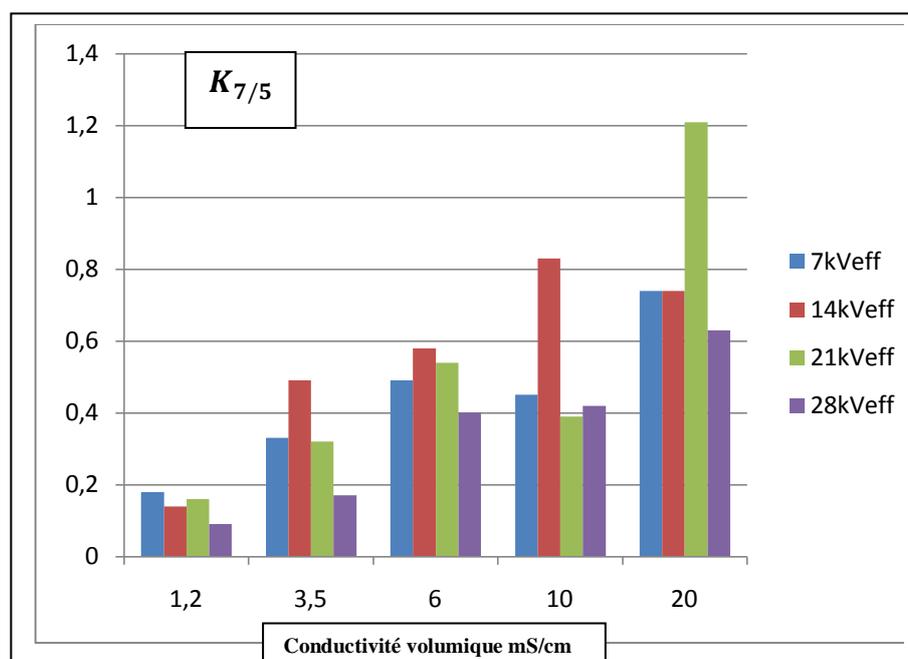


Figure II-11 : Variation du coefficient $K_{7/5}$ en fonction de la conductivité volumique pour différents niveaux de tensions

Dans ce cas de figure, nous remarquons que, de manière générale, le coefficient $K_{7/5}$ augmente avec l'augmentation de la sévérité de pollution sauf pour les deux niveaux de tension (7, 21kV_{eff}) où ce dernier diminue légèrement pour la conductivité 10mS/cm puis augmente, ceci est dû très probablement aux conditions expérimentales qui ne sont pas tout à fait les mêmes pour tous les essais. Comme la valeur de $K_{7/5}$ est très souvent inférieure à 1 et avec l'augmentation de ce dernier, nous pouvons constater que l'amplitude de l'harmonique n° 7 augmente avec l'augmentation de la sévérité de pollution, mais celle du n° 5 reste plus importante que celle du n° 7, ces mêmes résultats ont été aussi observés par S.M. Gubanski et al [37].

Nous remarquons aussi que comme dans le cas précédent, que les valeurs prises par $K_{7/5}$ restent relativement constantes pour tous les niveaux de tensions appliquées pour la faible conductivité (1.2mS/cm).

II-3-3-5 Etude du coefficient $K_{5/3}$ du signal du courant de fuite pour 200g/l de Kaolin

Pour la figure III.12, comme pour les deux cas traités précédemment, nous remarquons que pour chaque niveau de tension, le coefficient $K_{5/3}$ diminue avec l'élévation de la conductivité volumique du milieu, ce qui montre encore une fois que l'amplitude de l'harmonique n° 3 augmente de façon plus importante que le n° 5 avec l'augmentation de la sévérité de pollution. Nous constatons aussi que comme précédemment, que la valeur de $K_{5/3}$ est supérieure à 1 pour la plus faible conductivité -1.2mS/cm- (faible probabilité de contournement), ceci est vrai pour tous les niveaux de tension sauf pour 28kV_{eff}. Ces résultats coïncident avec ceux trouvés pour des isolateurs SIR par M. Tabasi et al [7].

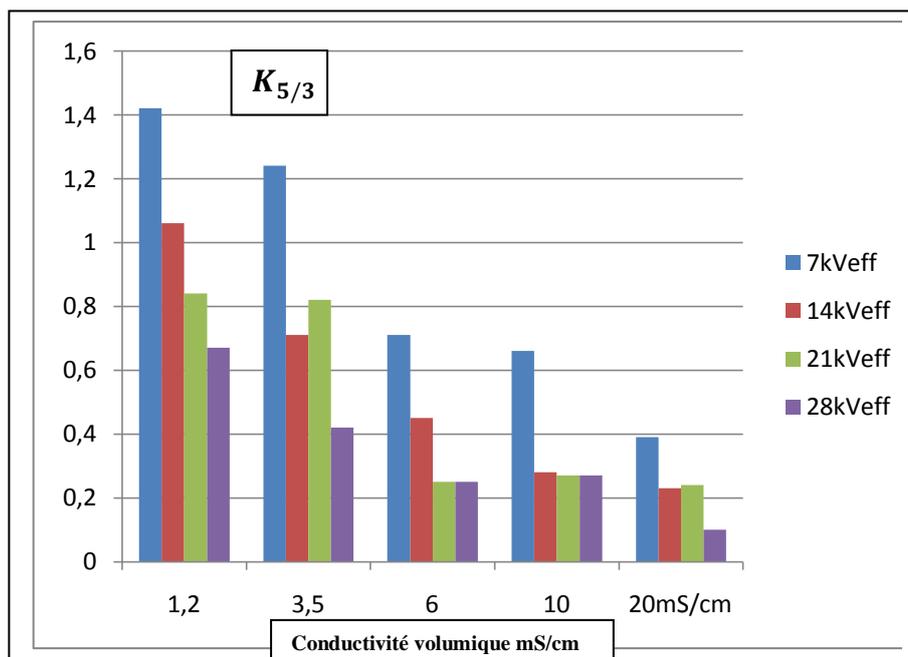


Figure II-12 : Variation du coefficient $K_{5/3}$ en fonction de la conductivité volumique pour différents niveaux de tensions

II-3-3-6 Etude du coefficient $K_{7/5}$ du signal du courant de fuite pour 200g/l de Kaolin

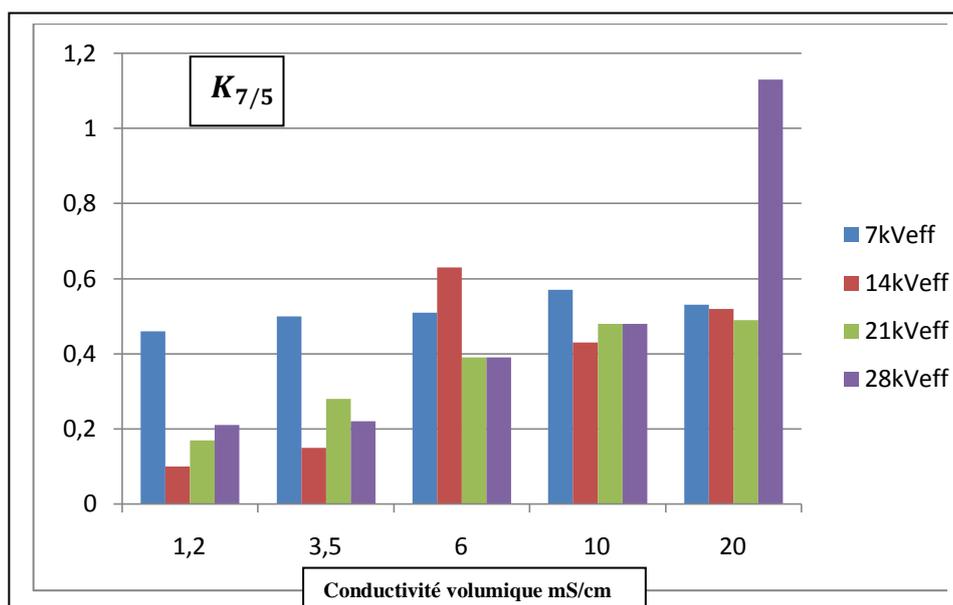


Figure II-13 : Variation du coefficient $K_{7/5}$ en fonction de la conductivité volumique pour différents niveaux de tensions. Pour ce dernier cas, nous remarquons que pour les deux niveaux de tension appliquée (21, 28kV_{eff}), le coefficient $K_{7/5}$ augmente avec l'augmentation de la sévérité de pollution, ce qui montre encore une fois que l'amplitude de l'harmonique n° 5 augmente de façon plus importante que celle du n° 7 avec l'augmentation de la sévérité de pollution. Pour une tension appliquée de 14 kV_{eff} nous remarquons que de manière générale, $K_{7/5}$ a tendance à augmenter avec l'augmentation de la sévérité de pollution sauf pour la conductivité 10mS/cm où il diminue légèrement pour ensuite augmenter encore une fois. En

fin pour une tension appliquée de $7kV_{eff}$ le coefficient $K_{7/5}$ ne varie pas de la même manière que pour les autres tensions appliquées et nous pensons que c'est du principalement au fait que les conditions expérimentales peuvent varier facilement -erreur de mesure, pression atmosphérique...etc.- entre une mesure et une autre.

II-4 Conclusion

Dans cette partie, nous avons d'abord essayé de décrire de manière succincte l'environnement du traitement de signal, la transformée de Fourier à temps discret et à temps continue. Nous avons défini le coefficient $K_{m/n}$ qui pourra décrire la variation d'une composante harmonique vis-à-vis d'une autre, puis dans un second temps nous nous sommes intéressés à son application.

Cette application nous a permis de conclure que l'amplitude des harmoniques (3, 5) du courant de fuite augmente avec l'élévation de la sévérité de pollution, et ce pour les deux bases de données traitées [17, 28]. À l'augmentation de l'amplitude de l'harmonique n° 3 par rapport à celles des rangs supérieurs, correspond en pratique, l'occurrence de décharges électriques dans les zones sèches à la surface de l'isolateur. Ces mêmes observations ont été également faites par A. Douar et al [17].

Pour les deux bases de données traitées, cette étude, nous a permis de conclure qu'indépendamment du niveau de tension appliquée, le coefficient $K_{5/3}$ diminue avec l'augmentation de la sévérité de pollution, et le coefficient $K_{7/5}$ augmente avec l'élévation de la conductivité du milieu. Pour la base de données de A. Douar et al [17] nous avons remarqué que pour des fortes pollutions (10.1 mS/cm) et indépendamment du niveau de tension appliquée, les valeurs prises par $K_{5/3}$ sont toujours inférieures à 0.35 et tournent au tour de 0.25, et pour les faibles niveaux de pollution (10, 190 μ S/cm) sa valeur est très souvent supérieure à 1. Ces résultats concordent avec ceux obtenus par d'autres chercheurs sur des isolateurs SIR [7].

Pour la base de données de B. Moula [28], les valeurs du coefficient $K_{5/3}$ pour les fortes pollutions (10, 20mS/cm) sont très souvent inférieures à 0.5, et pour les faibles conductivités (1.2mS/cm), ce coefficient est toujours supérieur à 1, puis commence à diminuer avec l'augmentation de la conductivité. Pour le coefficient $K_{7/5}$ nous avons constaté que sa valeur restait relativement constante –entre 0.15 et 0.25- pour les faibles niveaux de pollution (1.2mS/cm), et toujours supérieures à 0.5 pour les très fortes conductivités.

En définitive, l'état de surface d'un isolateur (conductivité volumique) peut être déduite à partir des valeurs des deux coefficients ($K_{5/3}, K_{7/5}$). En effet, quand il s'agit d'une forte conductivité, le premier est inférieur à 0.5 et le second supérieur à 0.5. Pour les faibles conductivités, le premier est supérieur à 1, et second est compris entre 0.15 et 0.25. Pour les conductivités intermédiaires, nous pouvons nous baser sur les valeurs de ces deux coefficients qui sont entre les extrêmes définis plus haut. Nous concluons enfin que ces deux coefficients peuvent largement servir comme critère de jugement de l'état de surface des isolateurs pour les techniques d'apprentissage supervisé que nous allons utiliser plus loin.

Chapitre III

*Analyse du courant
de fuite par la DWT*

III-1 Introduction

Les premières idées de Fourier sur l'analyse qui porte son nom remontent à 1807, date de publication de son mémoire sur les décompositions en série, et ont été abouties dans son livre «Théorie analytique de la chaleur" (1822). Dans ce livre, Joseph Fourier montre en particulier comment son formalisme permet de résoudre le problème du calcul de l'évolution temporelle de la température en tout point d'une barre (conductrice de chaleur) chauffée au préalable en un bout et laissée ensuite en évolution libre. Depuis, l'analyse de Fourier a été appliquée à bien d'autres problèmes physiques. Une des causes du succès de ce formalisme est qu'il constitue un outil mathématique qui décrit de manière assez naturelle de nombreuses situations physiques. Le rayonnement thermique, les transmissions radio, les rayons de couleurs du spectre visible, les rayons X, pour ne citer que ces exemples, ne sont finalement que des ondes qui ne diffèrent que par leur ... fréquence!

La solution initiale pour résoudre le problème d'analyse des signaux transitoires était la Transformée de Fourier Fenêtrée (TFF). Elle est similaire à la Transformée de Fourier dans le sens où elle convertit un signal dans le domaine de fréquence, mais elle divise le signal en segments suffisamment petits pour que sur ces portions, le signal puisse être considéré comme stationnaire. A cet effet, on choisit une fonction de fenêtrage (w). La largeur de cette fenêtre doit être égale à la longueur du segment où il est considéré comme stationnaire.

Dans le présent chapitre, nous présentons en premier lieu la technique des ondelettes dans son volet théorique en expliquant son rôle dans le traitement des signaux non-stationnaires. En second lieu, nous abordons d'une manière explicite la transformée en ondelettes continues (CWT) ainsi que la transformée en ondelettes discrètes (DWT). Partant de ces points théoriques, nous passons à l'analyse du signal du courant de fuite par la DWT en utilisant l'ondelette de Daubechies 4 comme ondelette analysante afin d'extraire les critères nécessaires à l'étude de l'état de surface des isolateurs.

III-2 Limites de la transformée de Fourier

Malgré son immense succès, cette technique a plusieurs défauts, en particulier son manque évident de localisation temporelle. En effet, l'analyse de Fourier permet de connaître les différentes fréquences excitées dans un signal, c'est-à-dire son spectre, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises. Cette analyse donne une information globale et non locale, car les fonctions d'analyse utilisées sont des sinusoides qui oscillent indéfiniment sans s'amortir. Cette perte de localité n'est pas un inconvénient pour analyser des signaux dont la structure n'évolue pas ou peu (statistiquement stationnaires), mais devient un problème pour l'étude de signaux non stationnaires [41]. De plus l'analyse de Fourier ne permet pas l'étude de signaux dont la fréquence varie dans le temps. De tels signaux nécessitent la mise en place d'une analyse « temps -fréquence » qui permettra une localisation des périodicités dans le temps et indiquera donc si la période varie d'une façon continue ou si elle disparaît puis réapparaît par la suite.

III-2-1 Analyse temps-fréquence

L'analyse temps- fréquence repose sur la combinaison des deux variables temps et fréquence dans une même représentation, fournissant ainsi une signature de l'évolution temporelle du contenu spectral. Pour cela il existe différentes approches la plus intuitive consiste à limiter temporellement et fréquentiellement les éléments de la famille d'analyse,

puis à déplacer en tous points du plan temps- fréquence les atomes d'analyse ainsi définis, avant d'évaluer le produit scalaire avec le signal analysé.

Pour pouvoir sélectionner un certain intervalle de temps et analyser les composantes de fréquence dans cet intervalle, nous devons observer le principe d'incertitude d'Heisenberg.

III-2-2 Principe d'incertitude d'Heisenberg

Le principe d'incertitude vient de la mécanique quantique, mais il joue un grand rôle dans le traitement du signal. Il stipule que l'on ne peut localiser aussi précisément que l'on veut en temps et en fréquence un signal.

La variation temporelle σ_t et la variation fréquentielle σ_w d'un signal f satisfait

$$\sigma_t^2 \cdot \sigma_w^2 > \frac{1}{4} \quad (\text{III-1})$$

Ce théorème montre qu'il est possible de sélectionner une position temporelle spécifique dans le signal et calculer la composante fréquentielle correspondante.

III-3 La transformée en ondelettes

L'analyse de Fourier est adaptée aux processus stationnaires. De nouvelles méthodes élaborées et mises au point ces dernières années, unifient et généralisent les idées et les pratiques développées précédemment et permettent d'analyser des signaux non-stationnaires. La Transformée en ondelettes fait partie de ces nouvelles méthodes, son principe est de décrire l'évolution temporelle d'un signal à différentes échelles de temps.

La théorie des ondelettes est apparue au début des années 1990 [37]. Elle touche de nombreux domaines des mathématiques, notamment le traitement du signal et des images [46,44].

Cette section présente un rapide aperçu des fondements théoriques des Ondelettes, pour aller plus loin sur cette théorie du traitement du signal à l'aide des Ondelettes, le lecteur pourra se reporter au livre de Mallat [39].

Malgré une origine aux nombreuses racines, on attribue le point de départ de l'utilisation des Ondelettes au géophysicien Jean Morlet, qui envisageait de les utiliser pour l'analyse de sismogrammes utilisés dans la recherche de pétrole sous terre.

Dans la transformation par Ondelettes, comme dans l'analyse de Fourier, on cherche à transformer un signal quelconque en une série de nombres que l'on pourra ensuite utiliser pour reconstruire au mieux le signal d'origine. Cependant dans la transformation par Ondelettes, on utilise plusieurs niveaux de résolution pour examiner le signal et faire ressortir les différentes variations.

L'analyse multi résolution donne un ensemble de signaux d'approximation et de détails d'un signal de départ en suivant une approche fin-à-grossier. On obtient une décomposition multi-échelle du signal de départ en séparant à chaque niveau de résolution les basses fréquences (approximation) et les hautes fréquences (détails) du signal [41].

Cette approche a un sens quand le signal a des composantes à haute fréquence pour des courtes durées et des composantes de basse fréquence pour de longues durées. Pour accomplir une telle tâche ; une Ondelette sera employée au lieu d'une fonction de fenêtrage, la Transformée en ondelettes est capable de fournir les informations de temps et de fréquence simultanément et donc une représentation temps – fréquence du signal.

III-3-1 La transformation en ondelette continue

Pour bien comprendre la transformation en ondelette continue, on revient de considérer la transformation de Fourier. Le processus d'analyse de Fourier est représenté par :

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (\text{III-2})$$

Les résultats de la transformation sont des coefficients $F(\omega)$. Quand on multiplie ces coefficients par une sinusoïde de fréquence ω on peut obtenir les composantes du signal original. Visuellement, le processus est comme suit :

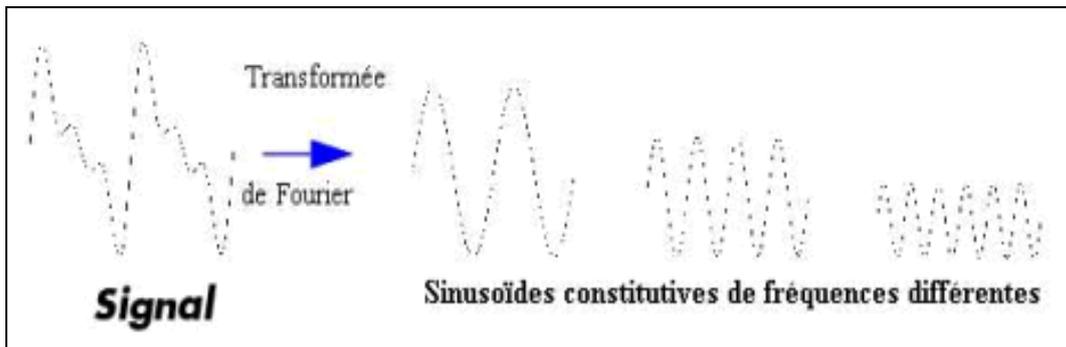


Figure III-1 : Transformée de Fourier.

III-3-1-1 Définition

La transformée en ondelettes dépend de deux paramètres:

- Un paramètre d'échelle, noté "a" qui joue le rôle de la fréquence dans la transformée de Fourier à fenêtre. Un paramètre d'échelle petit correspond à des fréquences élevées et vice versa.
- Le paramètre de translation, noté "τ" qui joue le rôle de la position de la fenêtre dans la transformée de Fourier à fenêtre. Ce paramètre correspond donc à l'axe des temps.

La transformation en ondelette continue (CWT) est définie comme la somme sur tout le temps du signal multiplié par des échelles :

$$C(\text{échelle}; \text{position}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi(\text{échelle}; \text{position}; t)dt \quad (\text{III-3})$$

Avec

$$\psi_{a,\tau}(x) = \frac{1}{\sqrt{s}}\psi\left(\frac{x-\tau}{s}\right) \quad (\text{III-4})$$

4)

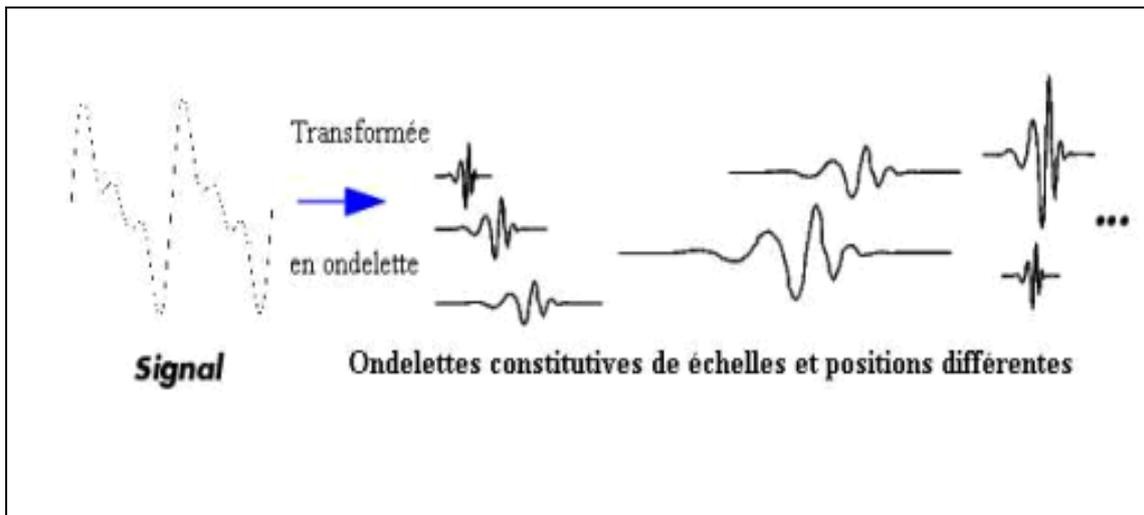


Figure III-2 : Transformée en ondelette

Donc, prendre des échelles, cela signifie l'étirage ou la compression de l'ondelette. Le décalage de temps signifie le déplacement d'ondelette. Les résultats de CWT sont des coefficients d'ondelette C qui est la fonction de l'échelle et la position. Multiplier chaque coefficient par ondelette d'échelle.

III-3-1-2 La relation entre échelle et fréquence

Il y a une correspondance entre les échelles d'ondelette et la fréquence comme indiqué par analyse d'ondelette. Comme la figure suivante :

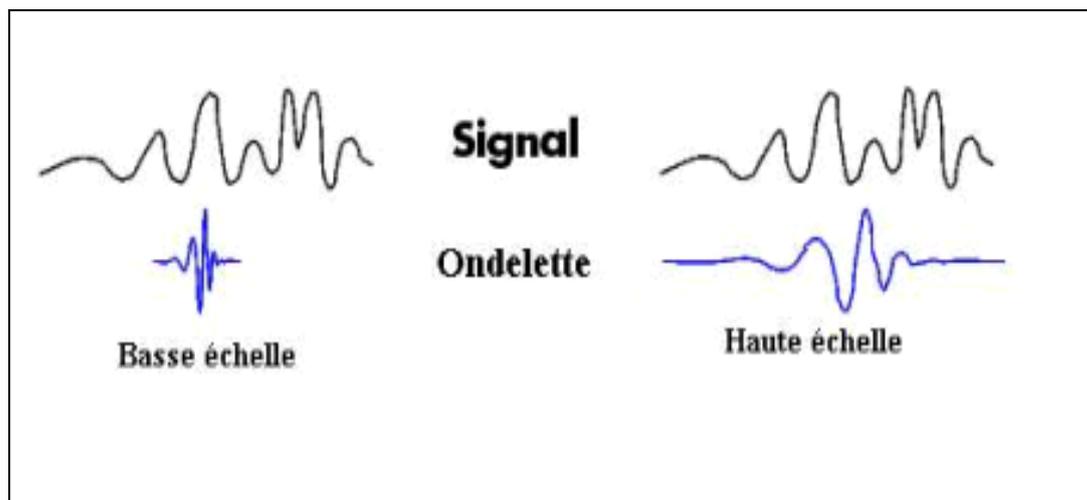


Figure III-3 : Échelle et fréquence

- Basse échelle → ondelette compressée → changer détail rapidement → haute fréquence.
- Haute échelle → ondelette tirée → changer détail lentement → basse fréquence.

III-3-1-3 Calcul des coefficients de la CWT

La procédure de calcul des coefficients s'effectue en multipliant le signal par l'ondelette analysante puis en calculant l'intégrale du produit. Ce processus est accompli en quatre étapes [19] :

- Dès le départ, on compare l'ondelette à une portion du signal.
- On calcule le coefficient W qui étudie le degré de similitude entre la portion du signal et l'ondelette analysante ; celles-ci sont similaires lorsque la valeur numérique du coefficient W est élevée. Plus précisément, lorsque l'énergie du signal et celle de l'ondelette sont relativement proches, le coefficient W peut être interprété comme un facteur de corrélation.

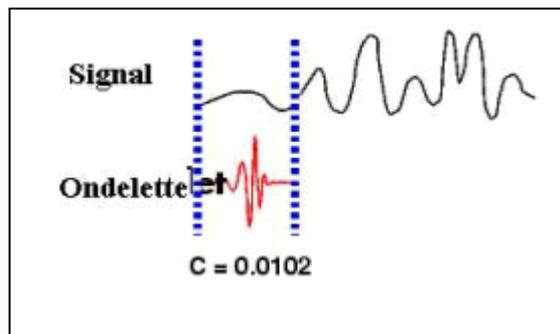


Figure III-4 : Comparaison de l'ondelette à une portion du signal.

- On translate l'ondelette vers la droite jusqu'au balayage total du signal.

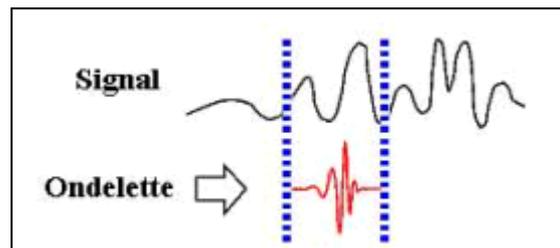


Figure III-5 : Balayage du signal par l'ondelette.

- On passe ensuite à une échelle plus élevée qui induit une dilatation temporelle de l'ondelette analysante. Cela a pour effet d'augmenter la portion de comparaison.

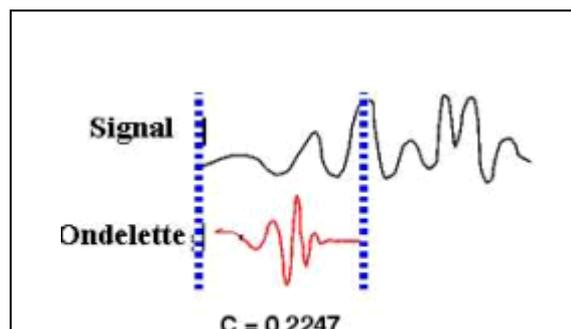


Figure III-6 : Dilatation de l'ondelette et balayage du signal.

Cette opération est répétée pour chaque échelle jusqu'au calcul des coefficients pour toutes les échelles et pour différentes portions du signal. Les coefficients constituent le résultat d'une régression effectuée sur le signal original.

III-3-2 La transformée en ondelettes discrètes (DWT)

Nous avons vu comment, de l'analyse de Fourier, en passant par la transformée de Fourier fenêtrée, nous sommes aboutis à l'analyse en ondelettes. La transformée de Fourier doit son succès à sa capacité à bien décrire un grand nombre de signaux (tous les signaux stationnaires en fait) et à être implanté dans un système réel très efficacement. La transformation en ondelettes, elle aussi, a connu un grand succès qui repose sur le même type d'arguments. Précisons ici que la transformée par ondelettes a une ambition bien plus grande que celle de la transformée de Fourier car la classe des signaux qu'elle vise à décrire, c'est-à-dire les signaux non stationnaires, est d'une bien plus grande diversité. Nous étudierons dans le chapitre suivant, l'analyse multi-résolution (AMR), qui a conduit en particulier, à la conception d'algorithmes rapides.

La transformée en ondelette continue ne peut pas se réaliser sur les signaux discrets. En plus, le calcul des coefficients à chaque échelle possible dans la CWT peut générer trop de données. Donc, on peut choisir un sous ensemble d'échelles et positions. Une autre technique est la transformée en ondelette discrète.

III-3-2-1 Définition

La transformée en ondelette discrète, ou TOD (en anglais : Discrete Wavelet Transform, ou DWT) est considérée comme un processus de décomposition du signal en approximations et en détails. Le signal d'origine $s(t)$, traverse deux filtres complémentaires, passe-haut et passe-bas, et émerge en tant que deux signaux: respectivement le signal d'approximations A et le signal de détails D [42] comme le montre la Figure IV-7.

III-3-2-2 Approximation et détail

Pour beaucoup de signaux, le contenu de basse fréquence est la pièce la plus importante. Il donne au signal son identité. Le contenu à haute fréquence, d'autre part, nous donne la saveur ou la nuance. Dans la transformation en ondelette, on dit souvent l'approximation et le détail. L'approximation est haute échelle, des composants de basses fréquences du signal. Les détails sont basses échelles, des composants de hautes fréquences. Le processus de filtrage est comme suit : Le signal original, S, traverse deux filtres complémentaires et émerge comme deux signaux. Donc, nous doublons les données que nous avons commencées.

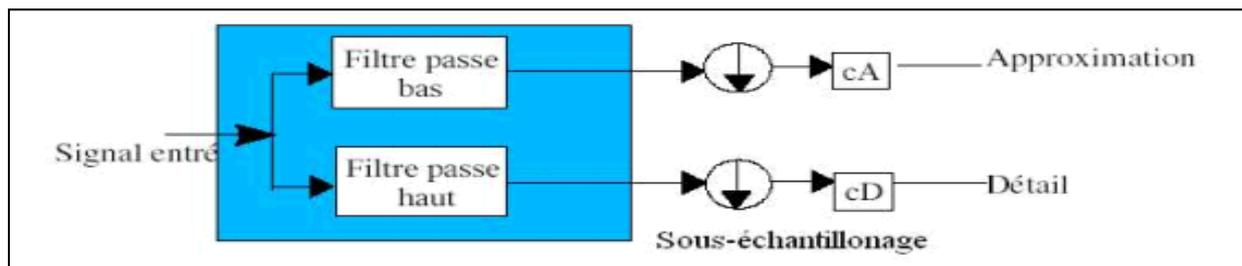


Figure III-7 : L'approximation et le détail

III-3-2-3 Analyse multi-résolution (AMR)

Les ondelettes permettent de représenter un signal, comme le font les fonctions cosinus dans l'analyse de Fourier. Elles autorisent une bonne localisation en temps et en fréquence. La décomposition se fait à partir d'un ensemble d'ondelettes de base obtenu à partir d'une ondelette 'mère' notée : $\psi(x)$. Cette base d'ondelette est obtenue par translation et dilatation. L'analyse temps-fréquence par transformation d'un signal dans la base de Fourier est limitée (principe d'incertitude de Heisenberg). Il est impossible d'avoir une bonne localisation en temps et en fréquence, même en utilisant des méthodes à base de fenêtres glissantes à cause de la taille de la fenêtre d'analyse. L'AMR nous permet de s'affranchir de ces problèmes, le signal sera projeté sur des fonctions d'analyses pour toutes les résolutions 2^j qui composent le signal de longueur 2^j échantillons avec $j \in \mathbb{Z}$. En effet, comme nous le verrons par la suite, le signal d'approximation de résolution 2^j sera ensuite décomposé pour la construction du signal d'approximation et de détails de résolution $2^{-(j+1)}$. L'itération de ce processus conduit à un pavage temps-fréquence. L'analyse étant réversible sous certaines conditions, on peut reconstruire le niveau i d'approximation à partir des sous-bandes $i+1$. Après plusieurs itérations le signal original peut-être reconstruit. L'approximation d'une fonction à une résolution 2^j est déterminée par des moyennes locales sur 2^j échantillons. D'une façon plus formelle, l'approximation d'une fonction à la résolution 2^j est définie comme sa projection orthogonale sur un espace $V_j \subset L^2(\mathbb{R})$. L'espace V_j regroupe toutes les approximations possibles à l'échelle 2^j . La projection orthogonale de f sur V_j est la fonction $f_j \in V_j$ qui minimise la distance $\|f_j - f\|$. La transformée en ondelettes offre une étude pyramidale. L'analyse se fait à partir de dilatation et de translation de l'ondelette mère. Cette transformation décrit les détails d'un signal pour chaque niveau de résolution. Ces détails correspondent à la différence d'information entre deux niveaux de résolutions successives [42].

L'application directe de l'AMR est l'algorithme de Mallat. L'idée est de décomposer un signal S en sa moyenne A_1 (approximation) et en ses détails D_1 . On répète ensuite l'opération en prenant pour signal A_1 , puis $A_2 \dots$ On s'arrête quand on atteint la résolution souhaitée ou quand la décomposition n'est plus possible. Donc, le signal est cassé en plusieurs composantes de basse résolution. C'est l'arbre de décomposition d'ondelette. L'autre partie est comment ces composants peuvent être assemblés dans le signal original sans perte d'information. Ce processus est appelé reconstruction ou synthèse [42].

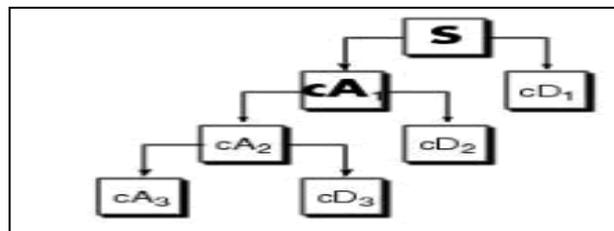


Figure III-8 : L'arbre de décomposition

III-3-2-4 Niveau maximal de décomposition

Avant de décomposer un signal en approximations et détails, il y a lieu de considérer un niveau maximal de décomposition. Pour la DWT, le nombre maximal pour lequel un signal est décomposé est obtenu par la relation [42]:

$$J_{\text{ful}} = \text{fix} (\log_2(N)) \quad (\text{III-6})$$

N est la longueur du signal échantillonné et la fonction fix donne le nombre entier le plus proche de la valeur obtenue après calcul du logarithme à base 2 de N.

III-3-2-5 Choix de l'ondelette analysante

Le choix de l'ondelette analysante joue un rôle primordial pour la compréhension des phénomènes transitoires comme les impulsions de décharges électriques observées sur le courant de fuite pour un état de pollution d'isolateurs sous des conditions humides. Il est cependant connu que les ondelettes Daubechies 4 'db4' et Daubechies6 'db6' sont plus appropriées pour la détection des perturbations de courtes durées alors que les ondelettes db8 et db10 sont adéquates pour l'étude des perturbations de relatives longues durées [17,43]. L'ondelette mère complexe de Daubechies a comme expression mathématique :

$$\psi(t) = e^{-\frac{t^2}{2}} * (e^{-j\omega t} - e^{-\frac{\omega^2}{2}}) \quad (\text{III-7})$$

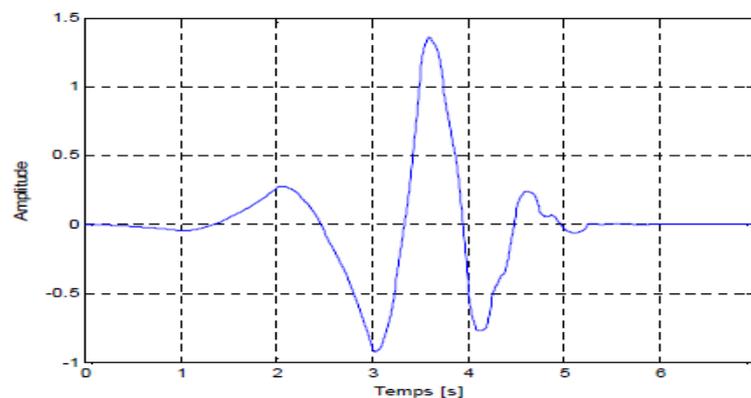


Figure III-11 : Représentation de l'ondelette de Daubechies 4.

L'ondelette de Daubechies 4 est choisie pour appliquer la DWT sur le signal du courant de fuite qui affiche des pics de hautes fréquences à partir d'un certain niveau de tension. Cette ondelette semble adéquate pour la détermination des bandes fréquentielles qui caractérisent les perturbations de hautes fréquences via l'analyse multi-résolution. A cet effet, la détermination du niveau de décomposition est importante pour récupérer de bonnes informations sans trop de calculs.

III-4 Analyse du courant de fuite par la transformée d'ondelettes discrètes (DWT)

Les isolateurs dans les lignes aériennes et les postes de réseaux de transport d'énergie électrique sont sujet à différents incidents dus, dans la majorité des cas, au dépôt de la pollution suite à une interaction entre le vent et les poussières diverses ; une couche de pollution se dépose sur la surface de l'isolateur. Cette couche de pollution, plus ou moins conductrice, donne naissance à un courant de fuite circulant à travers la surface de l'isolateur.

Le passage de ce courant provoque des assèchements locaux sur cette surface ; des arcs électriques prennent naissance et peuvent se développer le long de la surface isolante jusqu'au contournement de l'isolateur et la mise hors service de l'ouvrage.

L'interaction entre la contrainte électrique et celle environnementale, conduit à un processus de dégradation qui se développe le long de la surface de l'isolateur, à cause de l'apparition du courant de fuite ; d'où l'importance de la mesure du courant de fuite pour l'évaluation du degré de dégradation de l'état de surface des isolateurs [45].

III-4-1 Impact de la DWT sur l'analyse du courant de fuite

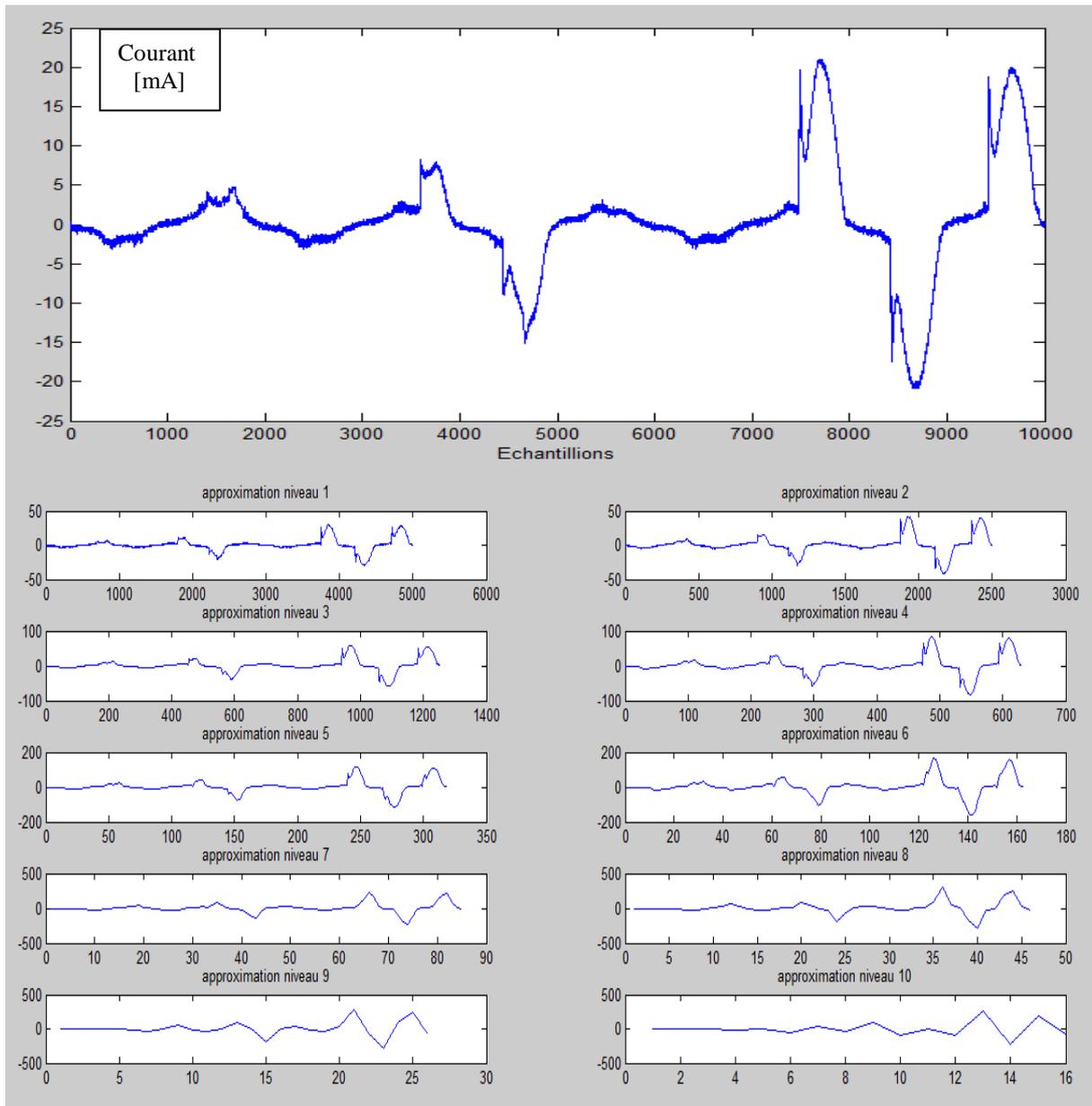
Dans ce présent travail, nous étudions la corrélation qui pourrait exister entre le courant de fuite (en termes de forme et d'amplitude) et la sévérité de la pollution caractérisant l'état de surface de l'isolateur. Pour cela nous allons appliquer la DWT sur les différents signaux de courant de fuite. Après quelques décompositions par différentes ondelettes mère (Haar, daubechies 4, coiflet, daubechies 8), nous avons constaté que l'ondelette de daubechies4 est l'ondelette la plus adéquate pour notre étude. L'ondelette peut être appliquée à différents niveaux pour un signal donné. Chaque niveau possède à la fois les coefficients de détails ainsi que les coefficients d'approximation [40]. Le choix du niveau de décomposition est lié à la taille de notre signal, il est calculé à l'aide de l'équation (III-6). Pour notre étude, la taille des signaux analysés est de 10000 points donc la décomposition par DWT doit être réalisée pour 10 niveaux afin de récupérer toutes les informations fréquentielles et temporelles contenues dans le signal du courant.

III-4-2 Décomposition du signal du courant de fuite par DWT

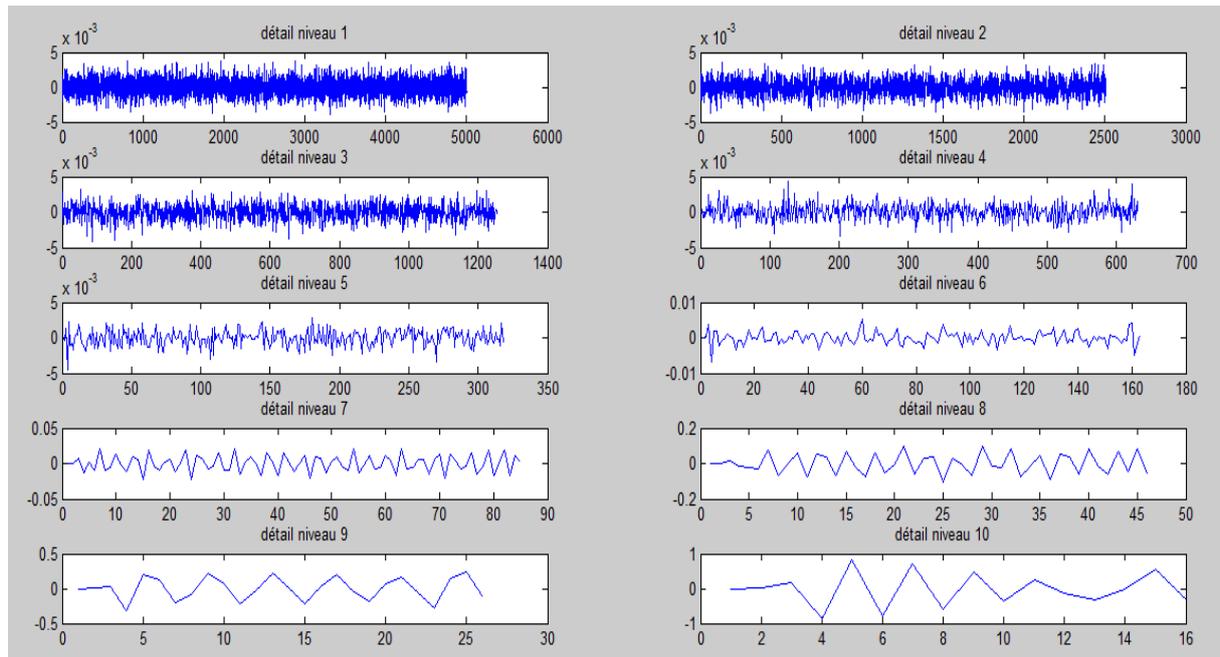
Notre méthode proposée est basée sur la décomposition du signal du courant de fuite par DWT en utilisant l'ondelette de daubechies4 'db4' comme ondelette analysante, afin d'extraire les approximations et les détails des différents niveaux de décomposition. Pour cela, un programme écrit sous MATLAB a été fait pour décomposer le signal et récupérer les signaux d'approximation pour les dix niveaux. Les figures III-13 et III-14 représentent le signal du courant de fuite analysé et leur approximation ainsi que leur détail jusqu'au niveau 10 de décomposition.

L'objectif de notre méthode proposée est de développer des critères liant le courant de fuite enregistré (forme, amplitude) à l'état de surface de l'isolateur et qui sont nécessaires pour la prévention contre le contournement.

D'après l'analyse du courant de fuite, nous avons constaté que ce dernier peut donner des informations sur l'état de la surface isolante polluée. Nous avons montré que la valeur crête du courant de fuite est liée à la sévérité de pollution, plus la couche est conductrice plus le courant est important.



Figures III-13 : Représentation du signal du courant de fuite et les différentes approximations.



Figures III-14 : Représentation des différents détails.

La base de données utilisée dans notre étude a été réalisée par Mr B.MOULA [28], les essais ont été effectués au laboratoire de haute tension de l'Ecole Nationale Polytechnique. Pour Cinq conductivités volumiques étudiées sous pollution uniforme à savoir (1.2 ; 3.5 ; 6 ; 10 et 20mS) et pour plusieurs paliers de tension appliquée, il prélève cinq fois le signal du courant de fuite via un oscilloscope numérique TEKTRONIX.

La distorsion de la forme du courant de fuite est très sensible à l'état de surface de l'isolateur. Par ailleurs, l'amplitude du courant de fuite augmente avec l'augmentation de la tension appliquée et/ou de la conductivité volumique de l'isolateur. Dans le but de bien étudier le signal du courant de fuite récupéré, une analyse multi résolution a été réalisée sur celui-ci afin d'extraire le maximum d'information sur cette onde.

III-4-3 Calcul des caractéristiques des coefficients d'approximations et des coefficients de détails d'ondelette

Après la décomposition du signal du courant de fuite pour extraire les approximations et les détails des dix niveaux de décomposition étudiés, nous avons calculé les valeurs maximum, minimum ainsi que la déviation standard pour chaque approximation ainsi que pour chaque détail. 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 conductivité volumique pour les différents paliers de tension étudiés.

Le calcul des trois paramètres choisis pour le diagnostic a été réalisé par un programme écrit sous MATLAB®, le maximum et le minimum nous donnent une information sur les valeurs crêtes des approximations et des détails à chaque niveau de décomposition. La standard déviation est calculée pour les approximations ainsi que pour les détails afin d'identifier les transitions d'énergie présentes dans le signal du courant de fuite pour chaque palier de tension et pour chaque conductivité volumique [9].

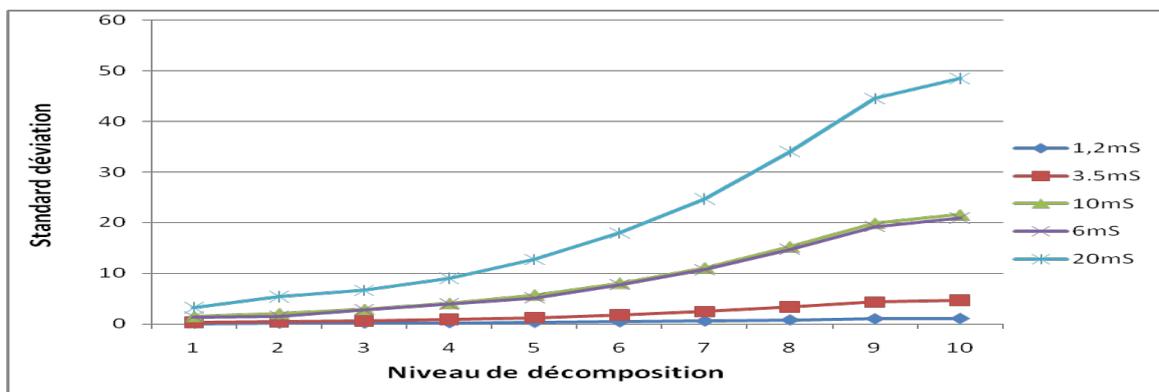
La déviation standard peut être considérée comme une mesure de la quantité d'énergie présente dans un signal de moyenne nulle [8]. Elle est donnée par l'expression :

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (d_n - d_m)^2}{N-1}} \quad \text{(III-8)}$$

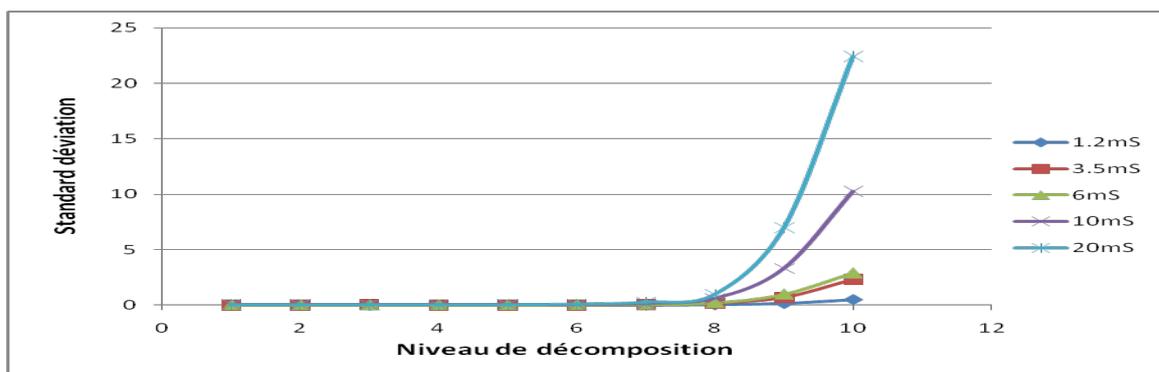
- δ : est la déviation standard du signal d.
- d_n : correspond à un échantillon du détail d.
- d_m : est la moyenne du signal.
- N : correspond à la taille du signal.

III-4-3-1 Etude de la standard déviation des approximations et des détails du signal du courant de fuite pour une pollution avec 100 g/l de Kaolin

Afin de réaliser cette étude, il a fallu décomposer les différents signaux du courant de fuite par la DWT en utilisant l'ondelette de Daubechies 4 'db4' comme ondelette analysante (ondelette mère). Suite à cette décomposition, nous avons obtenu les dix approximations du courant de fuite ainsi que les dix détails. Ensuite, nous avons calculé la déviation standard pour les dix approximations ainsi que les dix détails en utilisant la formule (III-8) via un programme écrit sous MATLAB®. Après avoir obtenu les valeurs de la standard déviation, une représentation graphique de ces dernières en fonction de la conductivité volumique de l'agent polluant a été établie pour les différents paliers de tension appliquée comme le montre les figures III-15 à III-18.

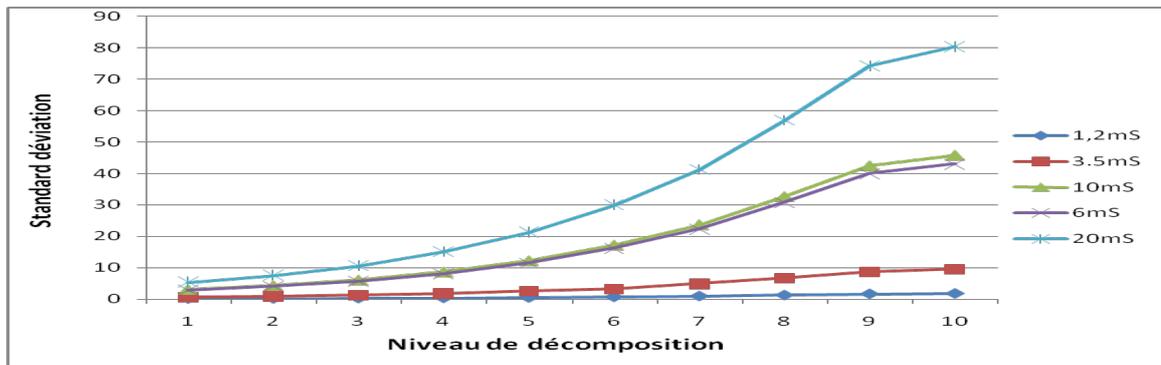


-a-

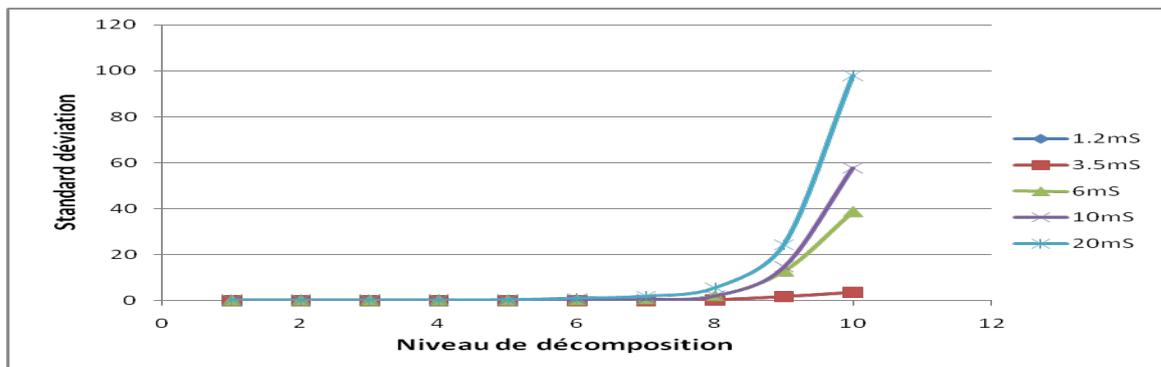


-b-

Figure III.15 : Représentation de la déviation standard des coefficients d'ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 7kV; a) approximation, b) détail.

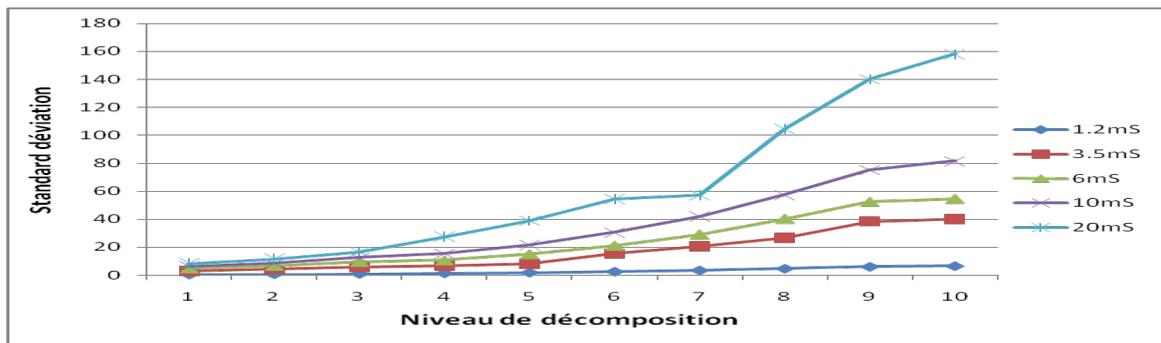


-a-

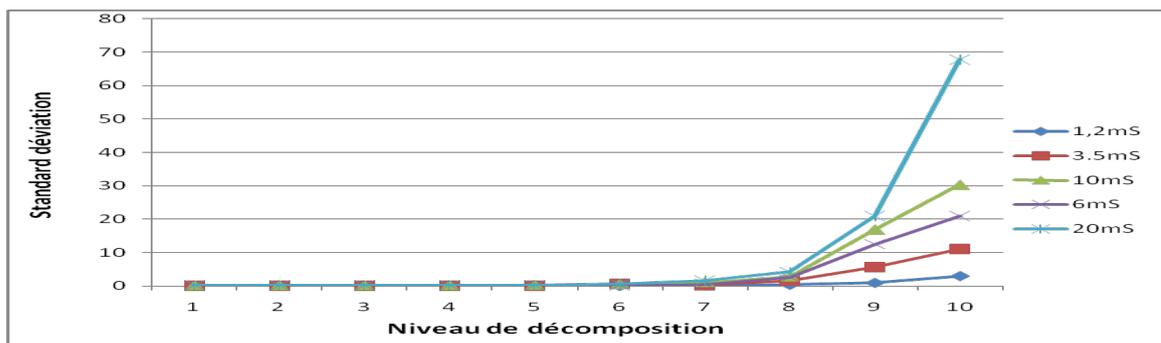


-b-

Figure III.16 : Représentation de la déviation standard des coefficients d’ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 14kV; a) approximation, b) détail.

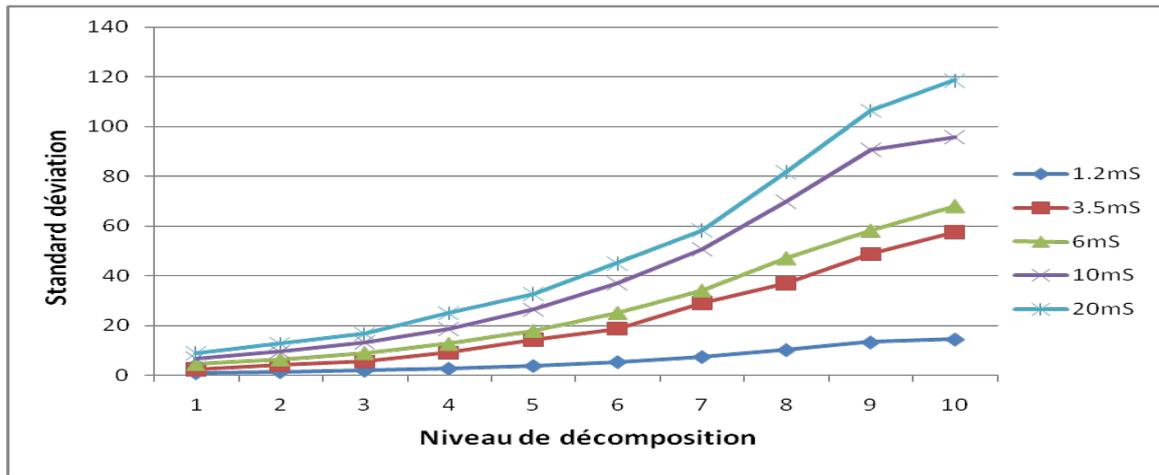


-a-

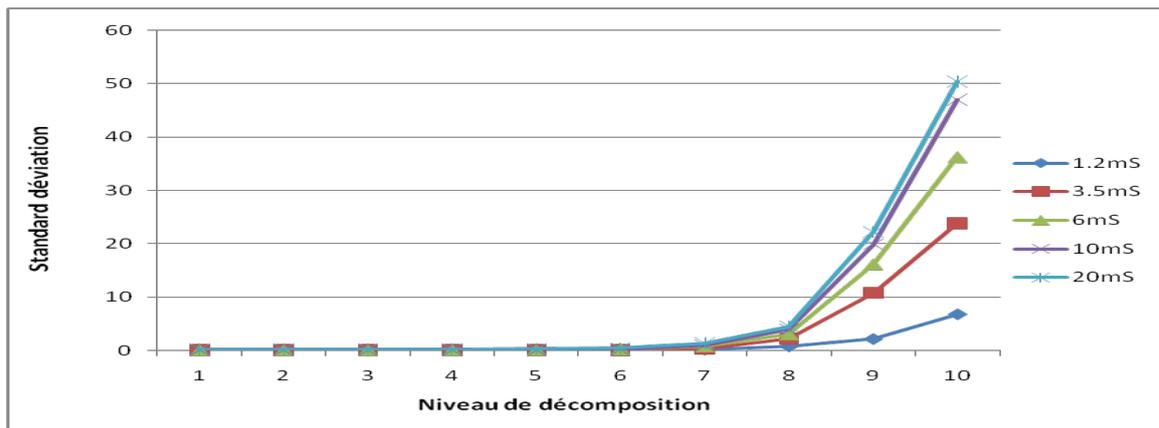


-b-

Figure III.17 : Représentation de la déviation standard des coefficients d’ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 21kV; a) approximation, b) détail.



-a-



-b-

Figure III.18 : Représentation de la déviation standard des coefficients d’ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 28kV; a) approximation, b) détail.

• **Interprétations :**

Quelques soit les niveaux de tension appliquée, nous constatons que les valeurs de la standard déviation augmentent avec le niveau de décomposition. La standard déviation est aussi proportionnelle à la conductivité volumique. Nous observons que la proportionnalité de la standard déviation en fonction de la conductivité volumique est remarquable à partir du premier niveau de décomposition pour les coefficients d’approximations. Par contre, pour les coefficients de détails, cette proportionnalité est remarquable à partir du huitième niveau de décomposition.

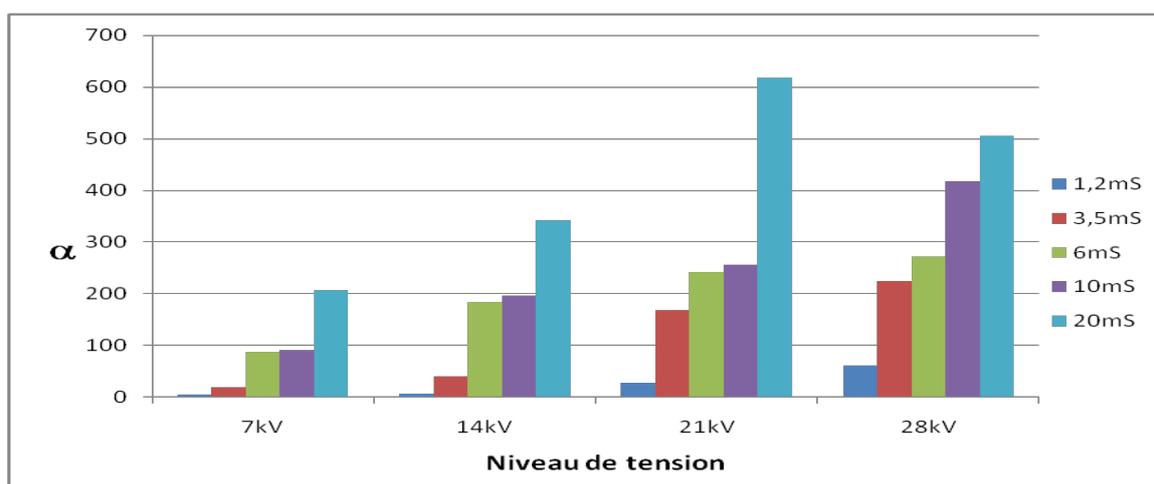
Suite à cette étude de la standard déviation des approximations et des détails des signaux du courant de fuite récupérés en appliquant cinq niveaux de conductivité différents et en variant la tension appliquée, nous avons constaté que les valeurs de la standard déviation peuvent être considérées comme information importante sur le degré de sévérité de pollution car leurs valeurs sont proportionnelles à la conductivité volumique de l’agent polluant.

Afin de regrouper les valeurs de la standard déviation des dix niveaux de décomposition en un seul paramètre, nous avons introduit le paramètre α qui est défini par la relation (III-9) comme étant la somme des dix valeurs de la standard déviation correspondants aux dix niveaux de décomposition.

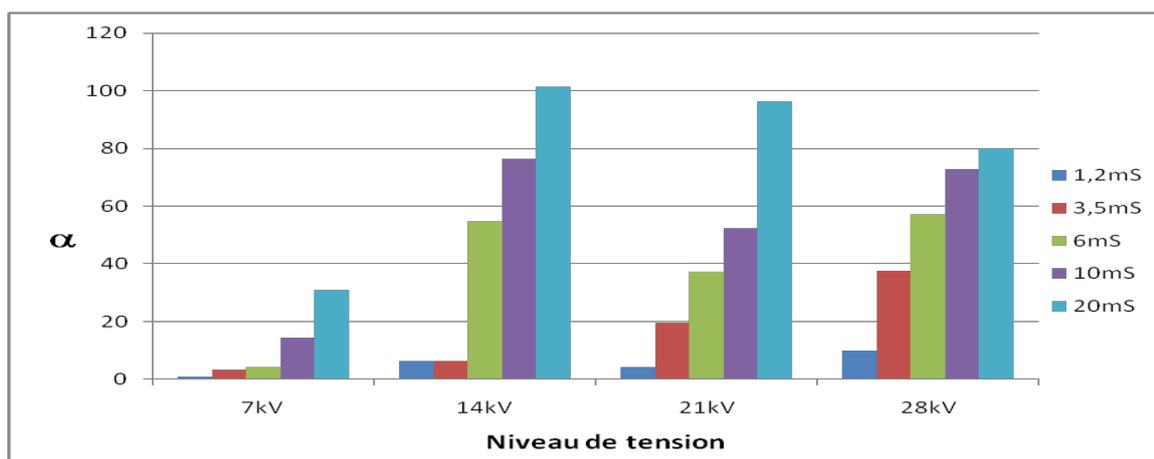
$$\alpha = \sum_{i=1}^{10} STD_i \quad (\text{III-9})$$

STD_i : la standard déviation pour l'approximation ou le détail du niveau i .

Les valeurs de ce paramètre α en fonction de la conductivité et pour chaque palier de tension ont été représentées par des histogrammes comme le montre la figure III-19 :



-a-



-b-

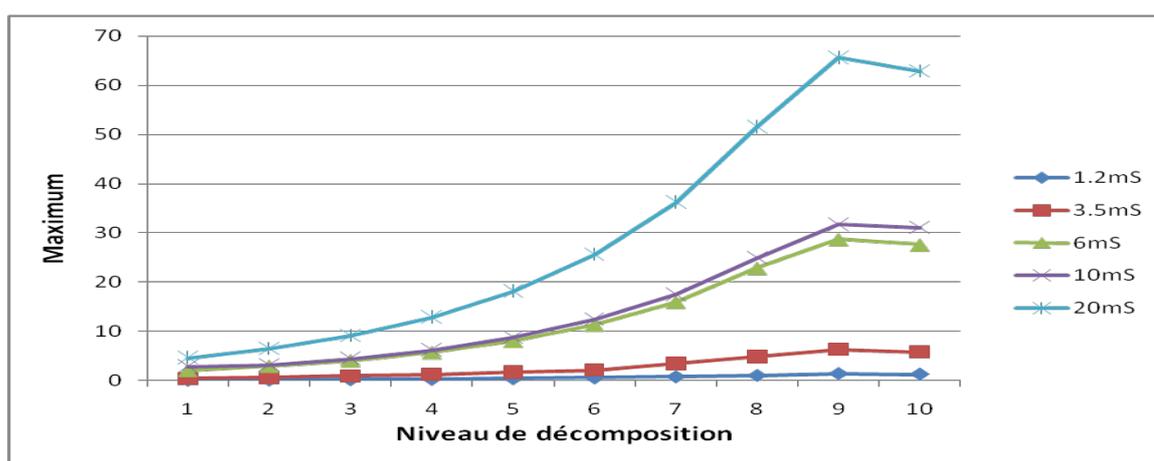
Figure III.19 : Représentation de la variation du paramètre α en fonction de la conductivité pour les différents paliers de tension ; a) approximation, b) détail.

La représentation de la figure III-19 nous permet de faire une comparaison des valeurs du paramètre α pour les différents paliers de tension appliquée. Nous constatons que les valeurs du paramètre α sont proportionnelles à la conductivité volumique de l'agent polluant pour les approximations ainsi que les détails. Le paramètre α obtenu pour les approximations prend des valeurs relativement grandes par rapport à celui obtenu pour les détails. Le paramètre α donne une bonne information sur le degré de sévérité de pollution des isolateurs.

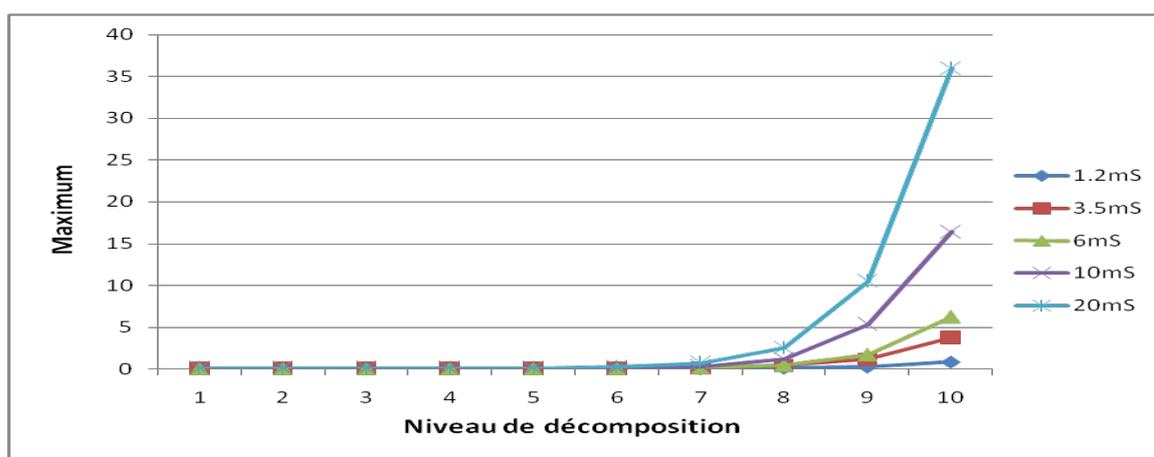
Pour mieux approfondir notre étude, nous sommes passés à l'étude de la variation des maximums et des minimums des approximations ainsi que des détails du signal du courant de fuite pour les mêmes signaux étudiés précédemment afin d'extraire plus d'informations sur le signal du courant de fuite étudié. Ce qui nous facilitera la prédiction de l'état de pollution des isolateurs.

III-4-3-2 Etude des maximums des approximations et des détails du signal du courant de fuite pour une pollution avec 100 g/l de Kaolin

Afin de réaliser cette étude, nous avons calculé les valeurs du maximum pour les dix approximations ainsi que les dix détails en utilisant un programme écrit sous MATLAB®. Avec les valeurs des maximums, une représentation graphique de ces dernières en fonction de la conductivité volumique de la solution polluante a été établie pour les différents paliers de tension appliquée comme le montre les figures III-20 à III-23.

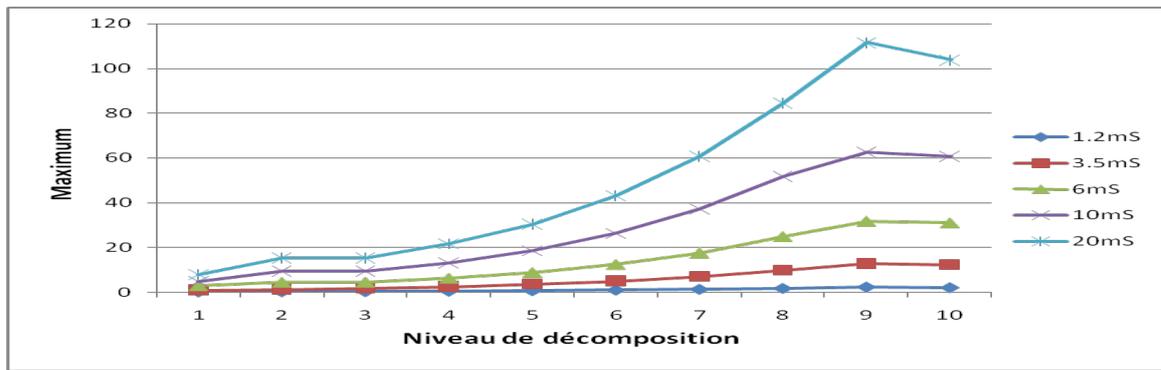


-a-

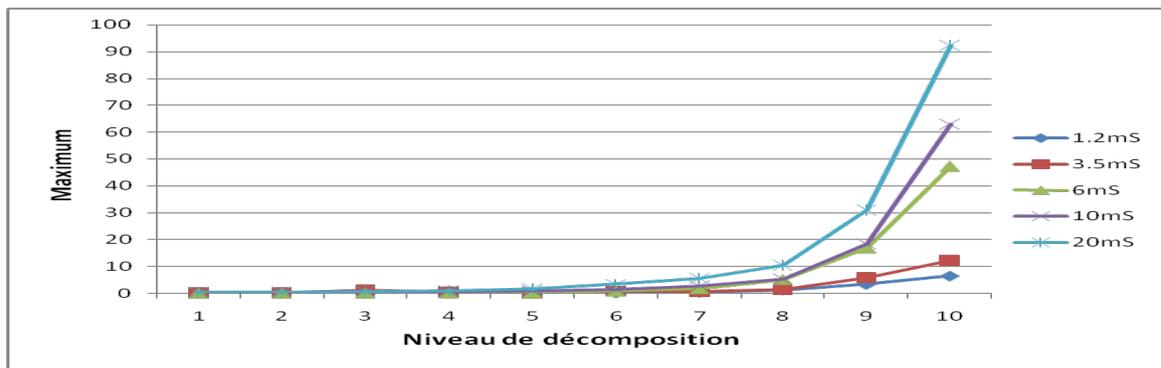


-b-

Figure III.20 : Représentation du maximum des coefficients d'ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 7kV; a) approximation, b) détail.

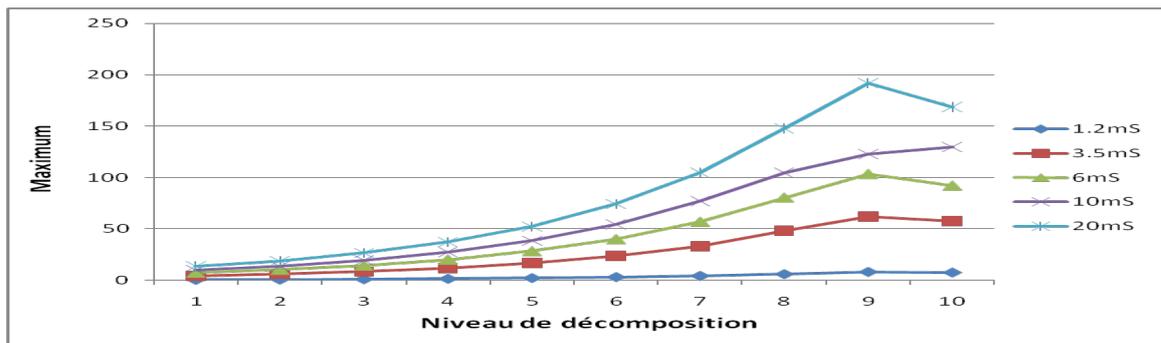


-a-

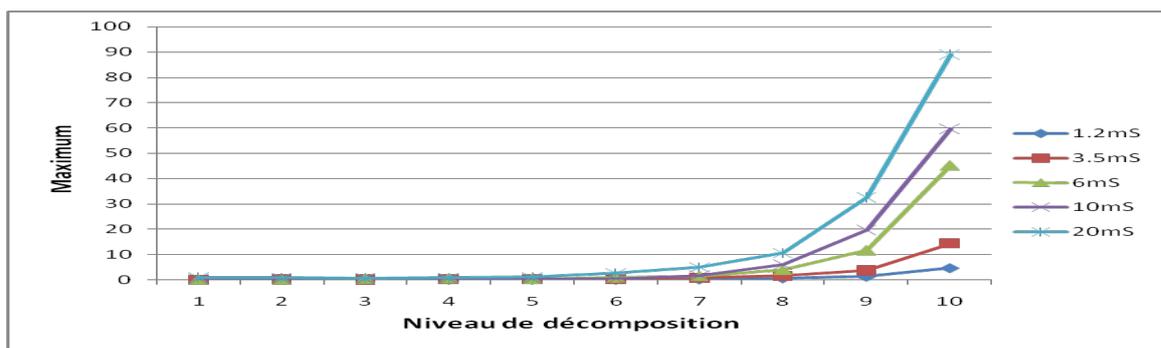


-b-

Figure III.21 : Représentation du maximum des coefficients d’ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 14kV; a) approximation, b) détail.

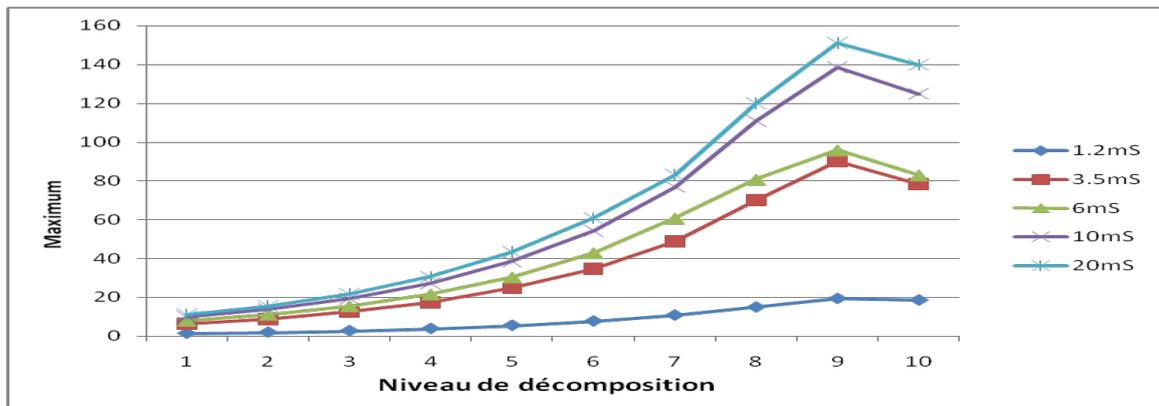


-a-

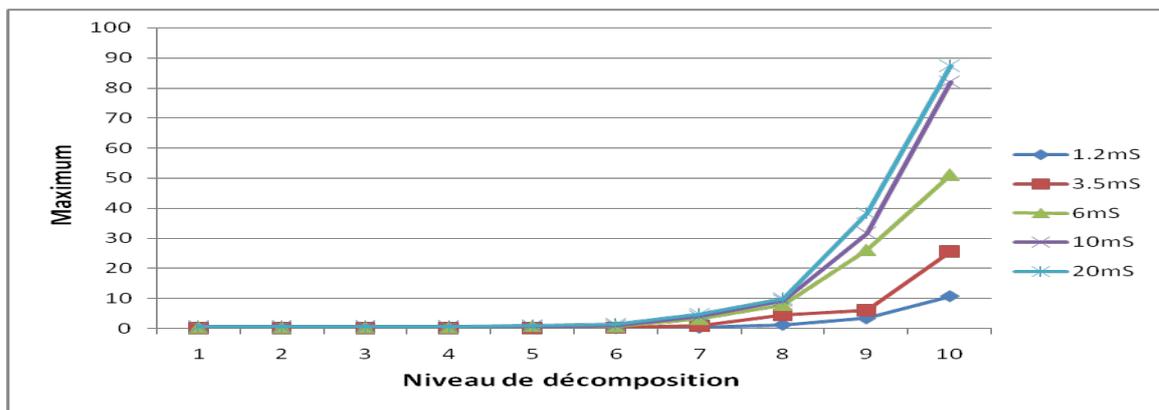


-b-

Figure III.22 : Représentation du maximum des coefficients d’ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 21kV ; a) approximation, b) détail.



-a-



-b-

Figure III.23 : Représentation du maximum des coefficients d'ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 28kV ; a) approximation, b) détail.

- **Interprétations :**

Quelques soit les niveaux de tension appliquée, nous constatons que les valeurs des maximums augmentent avec le niveau de décomposition. La standard déviation est aussi proportionnelle à la conductivité volumique. Nous observons que la proportionnalité de la standard déviation en fonction de la conductivité volumique est remarquable à partir du premier niveau de décomposition pour les coefficients d'approximations. Par contre, pour les coefficients de détails, cette proportionnalité est remarquable à partir du huitième niveau de décomposition.

L'étude des valeurs des maximums des approximations ainsi que des détails des signaux du courant de fuite récupérés en appliquant cinq conductivités différentes et en variant la tension appliquée, nous permet de constater que les valeurs des maximums peuvent être considérées comme une deuxième information importante pour la prédiction de l'état de surface des isolateurs car leurs valeurs sont aussi proportionnelles à la conductivité.

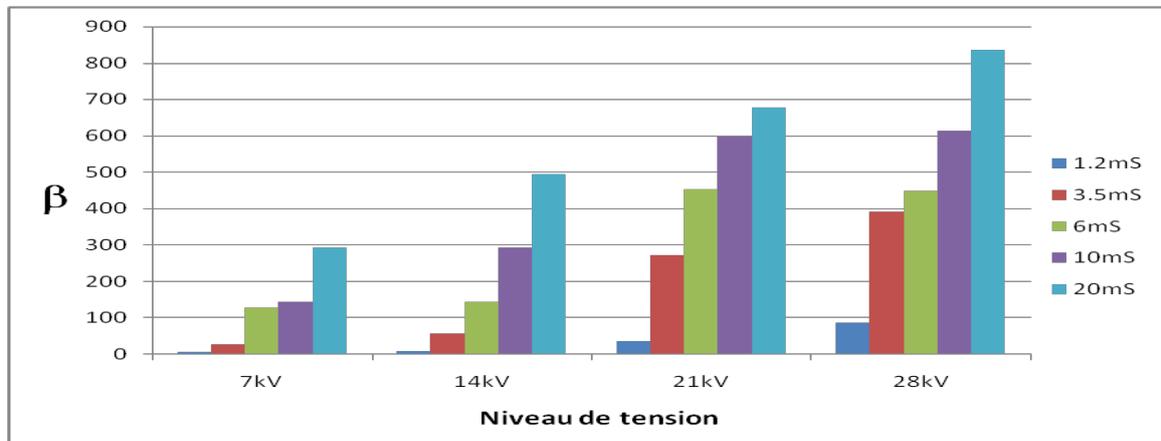
Afin de regrouper les valeurs des maximums d'approximation et de détail des dix niveaux de décomposition en un seul paramètre, nous avons introduit le paramètre β qui est défini par la relation (III-10) comme étant la somme des dix valeurs des maximums correspondants aux dix niveaux de décomposition.

$$\beta = \sum_{i=1}^{10} MAX_i \tag{III-10}$$

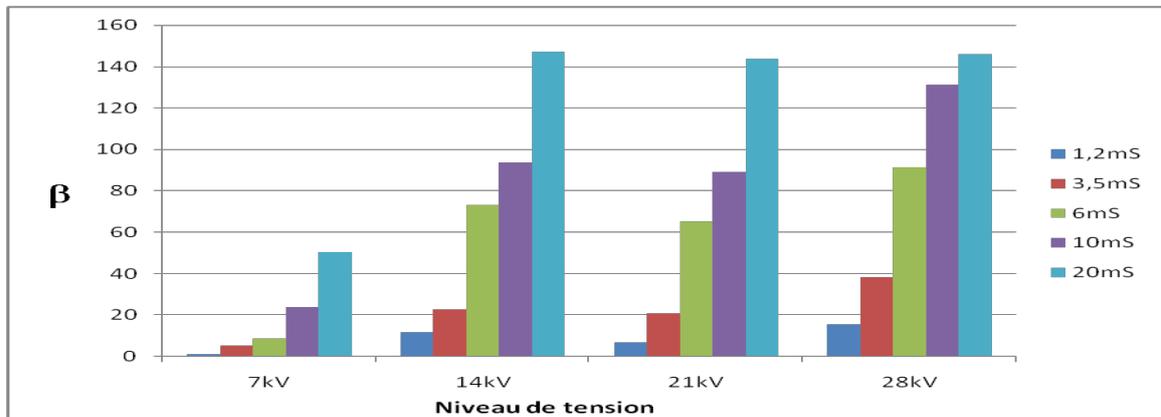
Avec

MAX_i : le maximum de l'approximation ou le détail du niveau i.

Les valeurs de ce paramètre β en fonction des niveaux de conductivité et pour chaque palier de tension ont été représentées par des histogrammes comme le montre la figure III-24 :



-a-



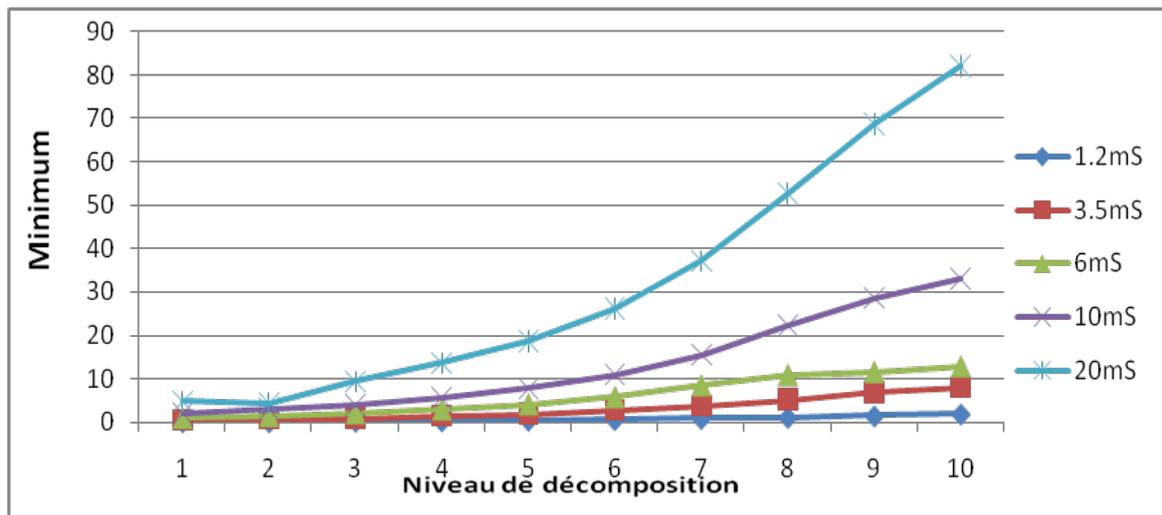
-b-

Figure III.24 : Représentation de la variation du paramètre β en fonction de la conductivité pour les différents paliers de tension appliquée ; a) approximation, b) détail.

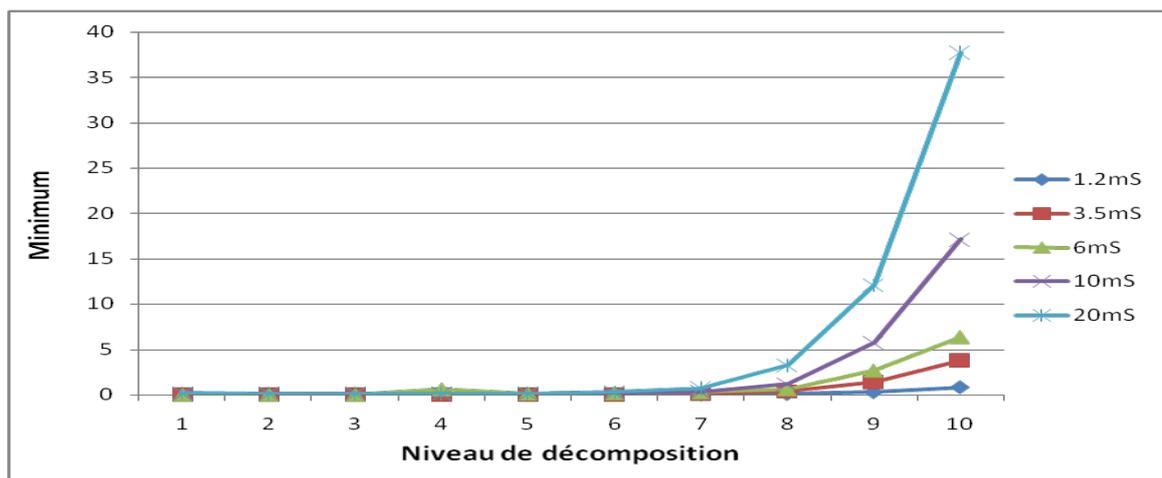
La représentation de la figure III-24 nous permet de faire une comparaison des valeurs du paramètre β pour les différents paliers de tension appliquée. Nous constatons que les valeurs du paramètre β sont proportionnelles à la conductivité volumique de la solution polluante. Le paramètre β obtenu pour les approximations prend des valeurs relativement grandes par rapport à celui obtenu pour les détails. Il donne une bonne information sur le degré de sévérité de pollution des isolateurs. Pour mieux approfondir notre étude, nous allons étudier la variation des minimums des coefficients d'approximation et de détail d'ondelette en fonction de la conductivité volumique.

III-4-3-3 Etude des minimums des approximations et des détails du signal du courant de fuite pour une pollution avec 100 g/l de Kaolin

Afin de réaliser cette étude, nous avons calculé les valeurs du minimum pour les dix approximations en utilisant un programme écrit sous MATLAB®. Après avoir eu les valeurs des minimums, une représentation graphique de ces derniers en fonction de la conductivité volumique de la solution polluante a été établie pour les quatre paliers de tension appliquée comme le montre les figures III-25 à III-28. Les valeurs des minimums ont été représentées en valeurs absolues.

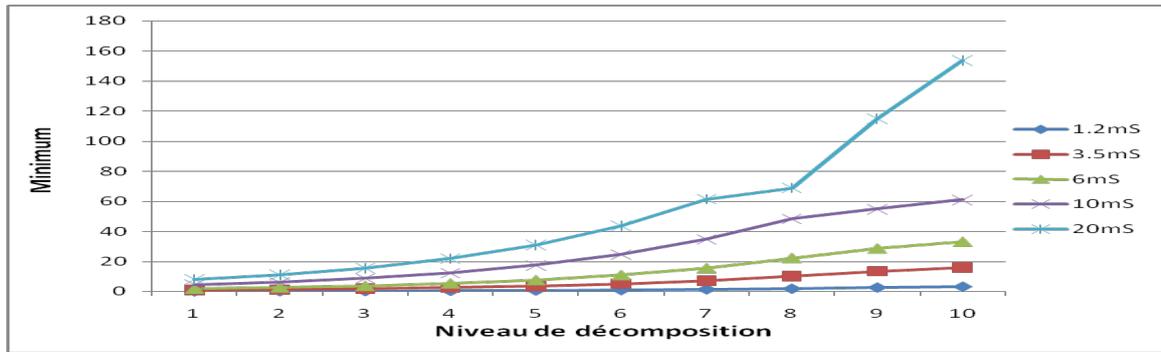


-a-

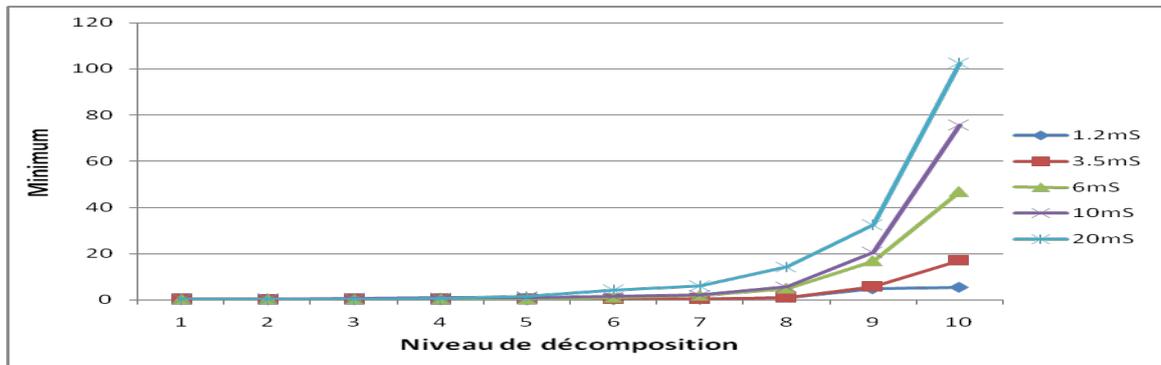


-b-

Figure III.25 : Représentation du minimum des coefficients d’ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 7kV ; a) approximation, b) détail.

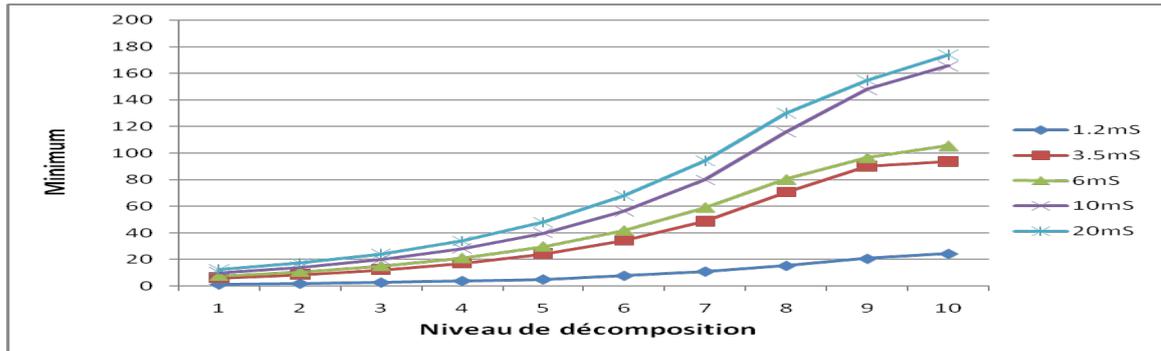


-a-

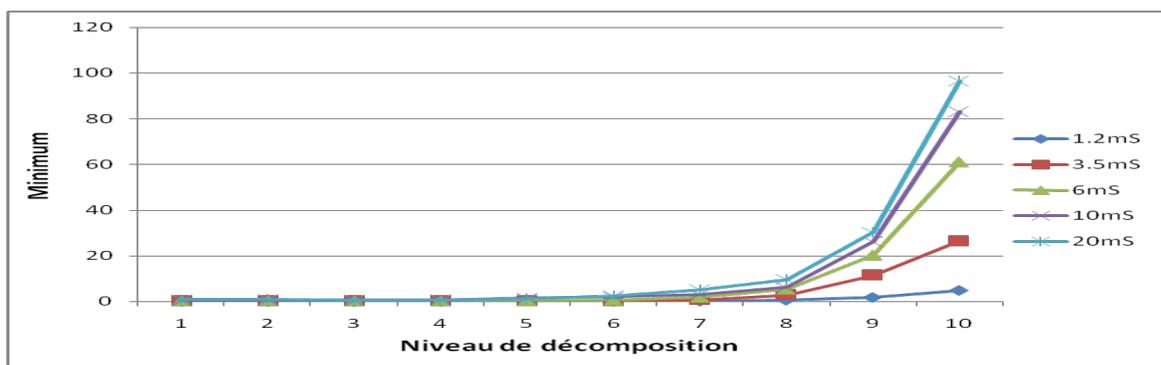


-b-

Figure III.26 : Représentation du minimum des coefficients d'ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 14kV ; a) approximation, b) détail

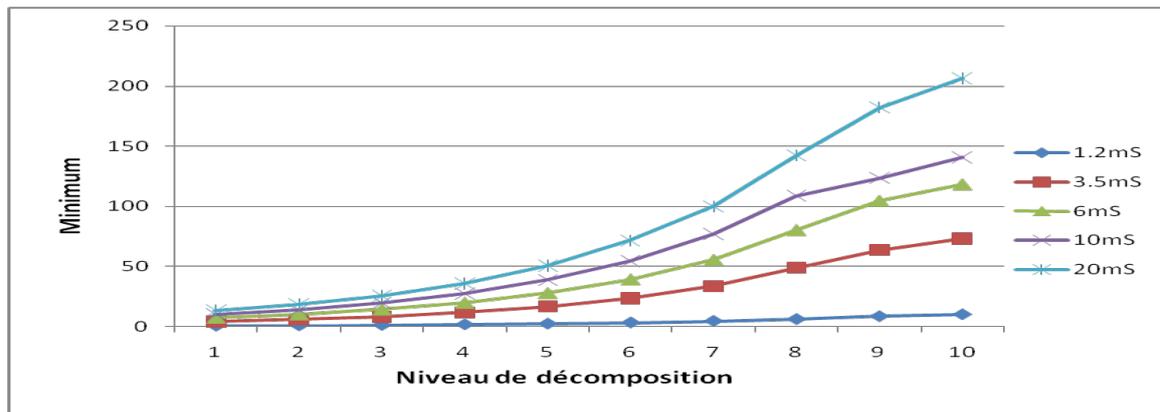


-a-

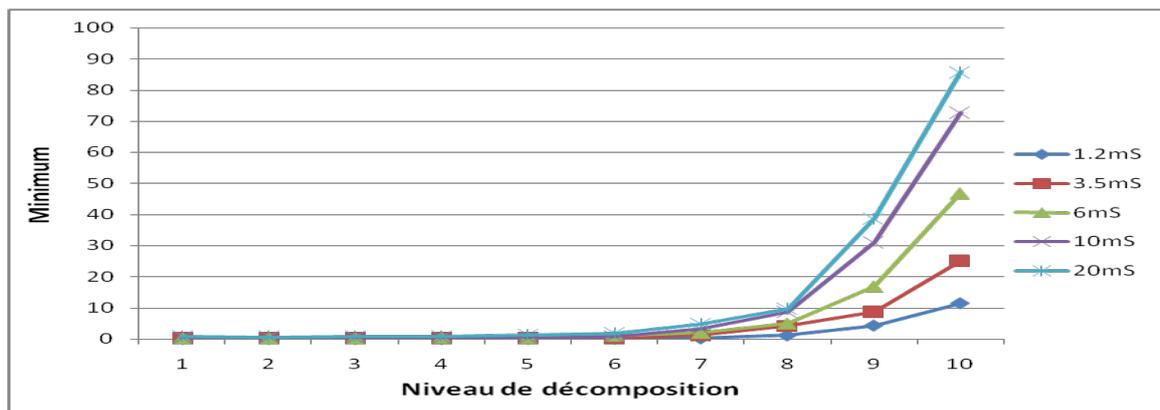


-b-

Figure III.27 : Représentation du minimum des coefficients d'ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 21kV ; a) approximation, b) détail.



-a-



-b-

Figure III.28 : Représentation du minimum des coefficients d'ondelette du courant de fuite pour une tension appliquée de 28kV ; a) approximatif, b) détail.

- **Interprétations :**

Quelques soit les niveaux de tension appliquée, nous constatons que les valeurs des minimums augmentent avec le niveau de décomposition. La standard déviation est aussi proportionnelle à la conductivité volumique. Nous observons que la proportionnalité de la standard déviation en fonction de la conductivité volumique est remarquable à partir du premier niveau de décomposition pour les coefficients d'approximations. Par contre, pour les coefficients de détails, cette proportionnalité est remarquable à partir du huitième niveau de décomposition.

L'étude des valeurs des minimums des approximations et des détails des signaux du courant de fuite récupérés en appliquant cinq conductivités différentes et en la tension appliquée, nous a permis de constater que les valeurs des minimums peuvent être aussi considérées comme une troisième information importante pour la prédiction de l'état de surface des isolateurs car leurs valeurs sont aussi proportionnelles à la conductivité.

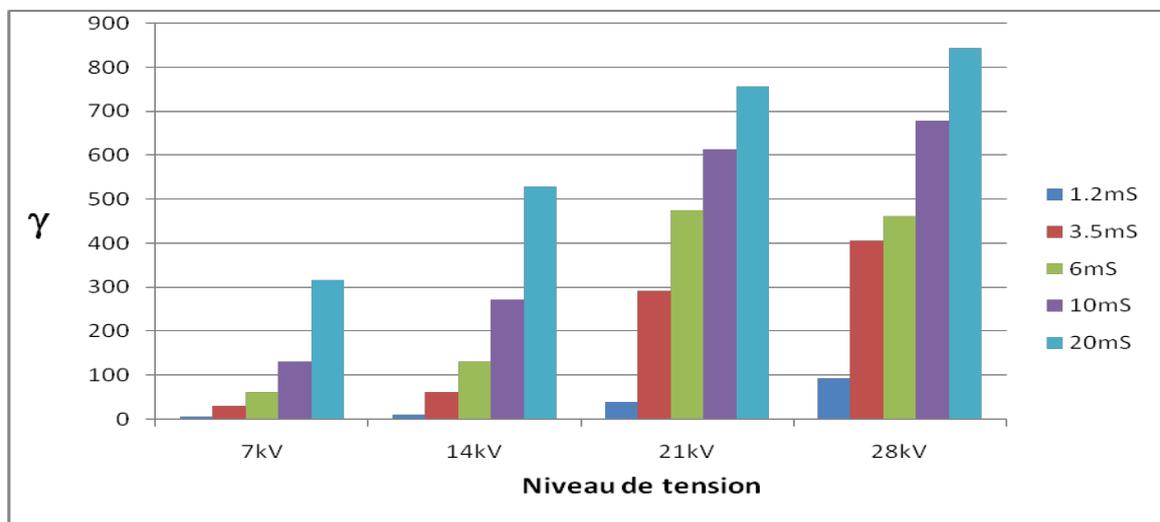
Afin de regrouper les valeurs des minimums d'approximation et de détail des dix niveaux de décomposition en un seul paramètre, nous avons introduit comme dans le cas des maximums, le paramètre γ qui est défini par la relation (III-11) comme étant la somme des dix valeurs des minimums correspondantes aux dix niveaux de décomposition.

$$\gamma = \sum_{i=1}^{10} MIN_i \tag{III-11}$$

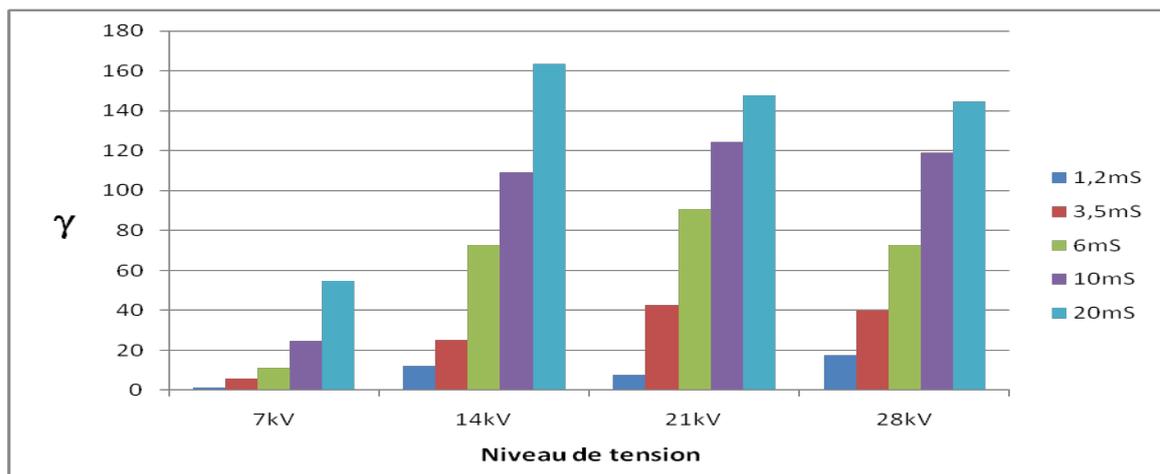
Avec

MIN_i : le minimum de l'approximation ou du détail du niveau i.

Les valeurs de ce paramètre γ en fonction des niveaux de conductivité et pour chaque palier de tension ont été représentées par des histogrammes comme le montre la figure III-29 :



-a-



-b-

Figure III.29 : Représentation de la variation du paramètre γ en fonction de la conductivité pour les différents paliers de tension ; a) approximation, b) détail.

La représentation de la figure III-29 nous permet de voir l'évolution des valeurs du paramètre γ pour les différents paliers de tension appliquée, nous constatons que les valeurs du paramètre γ sont proportionnelles à la conductivité volumique de la solution polluante. Le paramètre γ obtenu pour les approximations prend des valeurs relativement grandes par rapport à celui obtenu pour les détails. Le paramètre γ donne une bonne information sur le degré de sévérité de pollution des isolateurs.

III-5 Conclusion

Le présent travail est une étude de corrélation qui pourrait exister entre le signal du courant de fuite et la sévérité de la pollution caractérisant l'état de surface de l'isolateur. La technique de décomposition par la DWT est une technique très intéressante qui nous a permis d'étudier les approximations et les détails en tirant les valeurs de la standard déviation, des maximums et des minimums pour les dix niveaux de décomposition. Nous avons introduit les paramètres (α , β , γ) qui regroupent les valeurs des paramètres obtenus pour les dix niveaux de décomposition en un seul paramètre. Ces paramètres introduits donnent des informations intéressantes sur le degré de sévérité de pollution. Les critères obtenus à l'issue de cette étude vont servir comme une base de données pour l'entraînement des deux méthodes d'apprentissage supervisé que nous allons étudier dans le prochain chapitre.

Chapitre IV

**Classification de l'état
de surface des isolateurs**

IV-1 Introduction

L'apprentissage supervisé (machine-learning) est une technique d'apprentissage automatique où l'on cherche à extraire automatiquement des règles de classification à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des « *exemples* » (en général des cas déjà traités et validés) [51].

La plupart des algorithmes d'apprentissage supervisé tentent de trouver un modèle - une fonction mathématique- qui explique le lien entre les données d'entrée et les classes de sortie. Dans le cas de la classification de l'état de surface d'un isolateur de haute tension, on fournit donc à la machine des exemples sous la forme (échantillon, Classe). Cette méthode de raisonnement est appelée inductive car on induit de la connaissance (le modèle) à partir des données d'entrée (les échantillons) et de sorties (leurs Catégories). Grâce à ce modèle, on peut alors déduire les classes de nouvelles données. Le modèle est utilisé pour prédire l'état de surface d'un isolateur. Le modèle est bon s'il permet de bien prédire [52].

Dans ce chapitre, et dans la première partie, nous allons décrire les différentes méthodes d'apprentissage supervisé (SVM, Naïve Bayésienne), puis dans la seconde partie, nous allons d'abord présenter les différentes classes associées à chaque niveau de pollution, procéderons à l'application de deux méthodes d'apprentissage supervisé –SVM et Naïve Bayésienne-. Pour chaque méthode, nous définissons quatre vecteurs d'états, dans le but de comparer les performances d'un classifieur pour différents nombres de critères et/ou critères de jugements. En dernier lieu, nous comparons les deux méthodes à travers les résultats obtenus par chacune d'elles.

IV-2 Description des différentes méthodes d'apprentissage supervisé

IV-2-1 Machine à vecteurs de support

IV-2-1-1 Définition

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (*Support Vector Machine*, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination (décider à quelle classe appartient un échantillon), ou de régression (prédire la valeur numérique d'une variable). Les SVM ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vladimir Vapnik [47]. Les SVM ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, et donnent de bons résultats en pratique. Les SVM ont été appliqués dans de nombreux domaines (bio-informatique, recherche d'information, vision par ordinateur, haute tension...etc.)[46, 51].

Les séparateurs à vastes marges sont des classifieurs qui reposent sur deux idées clés, qui permettent de traiter des problèmes de discrimination non-linéaire, et de reformuler le problème de classement comme un problème d'optimisation quadratique. La première idée clé est la notion de *marge maximale*. La marge est la distance entre la frontière de séparation et les échantillons les plus proches. Ces derniers sont appelés *vecteurs supports*. Dans les SVM, la frontière de séparation est choisie comme celle qui maximise la marge. Ce choix est justifié par la théorie de Vapnik-Chevronenkis [46,48] (ou théorie statistique de l'apprentissage). Le problème est de trouver cette frontière séparatrice optimale, à partir d'un ensemble d'apprentissage. Ceci est fait en formulant le problème comme un problème d'optimisation quadratique, pour lequel il existe des algorithmes connus [48].

Afin de pouvoir traiter des cas où les données ne sont pas linéairement séparables, la deuxième idée clé des SVM est de transformer l'espace de représentation des données d'entrées en un espace de plus grande dimension (possiblement de dimension infinie), dans lequel il est probable qu'il existe un séparateur linéaire. Ceci est réalisé grâce à une fonction noyau, qui doit respecter certaines conditions, et qui a l'avantage de ne pas nécessiter la connaissance explicite de la transformation à appliquer pour le changement d'espace. Les fonctions noyau permettent de transformer un produit scalaire dans un espace de grande dimension, ce qui est coûteux, en une simple évaluation ponctuelle d'une fonction. Cette technique est connue sous le nom de kernel-trick [46,48].

IV-2-1-2 Principe général [46, 48]

Les SVM peuvent être utilisés pour résoudre des problèmes de discrimination, c'est-à-dire décider à quelle classe appartient un échantillon, ou de régression, c'est-à-dire prédire la valeur numérique d'une variable. La résolution de ces deux problèmes passe par la construction d'une fonction h qui à un vecteur d'entrée x fait correspondre une sortie y :

$$y = h(x) \quad (\text{IV} - 1)$$

On se limite pour l'instant à un problème de discrimination à deux classes (discrimination binaire), c'est-à-dire $y \in \{-1, 1\}$, le vecteur d'entrée x étant dans un espace X muni d'un produit scalaire. On peut prendre par exemple $X = \mathbb{R}^N$.

IV-2-1-2-1 Discrimination linéaire et hyperplan séparateur [46, 47]

Pour rappel, le cas simple est le cas d'une fonction discriminante linéaire, obtenue par combinaison linéaire du vecteur d'entrée $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, avec un vecteur de poids

$$\omega = (\omega_1, \dots, \omega_N) :$$

$$y_k = (\omega \cdot x_k + b) \quad (\text{IV} - 2)$$

Il est alors décidé que x est de classe 1 si $h(x) \geq 1$ et de classe -1 sinon. C'est un classifieur linéaire. La frontière de décision $h(x) = 1$ est un hyperplan, appelé *hyperplan séparateur*, ou *séparatrice*. Rappelons que le but d'un algorithme d'apprentissage supervisé est d'apprendre la fonction $h(x)$ par le biais d'un ensemble d'apprentissage :

$$\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\} \in \mathbb{R}^N \times \{-1, 1\}$$

Où

- les y_k sont les classes assignées.
- p : est la taille de l'ensemble d'apprentissage.
- N : la dimension des vecteurs d'entrée.

IV-2-1-2-2 Exemple [52]

Prenons un exemple pour bien comprendre le concept. Imaginons un plan (espace à deux dimensions) dans lequel sont répartis deux groupes de points. Ces points sont associés à un groupe : les points (+) pour $y > x$ et les points (-) pour $y < x$. On peut trouver un séparateur linéaire évident dans cet exemple, la droite d'équation $y = x$. Le problème est dit linéairement séparable [Figure IV-1].

Pour des problèmes plus compliqués, il n'existe en général pas de séparateur linéaire. Imaginons par exemple un plan dans lequel les points (-) sont regroupés à l'intérieur d'un cercle, avec des points (+) tout autour : aucun séparateur linéaire ne peut correctement séparer les groupes : le problème n'est pas linéairement séparable. Il n'existe pas d'hyperplan séparateur.

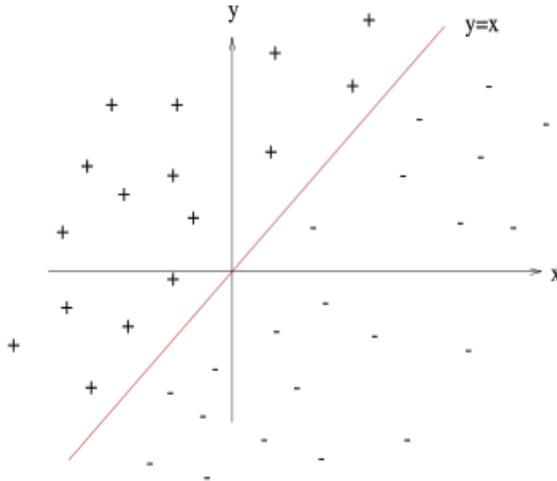


Figure IV-1 : séparateur linéaire [52]

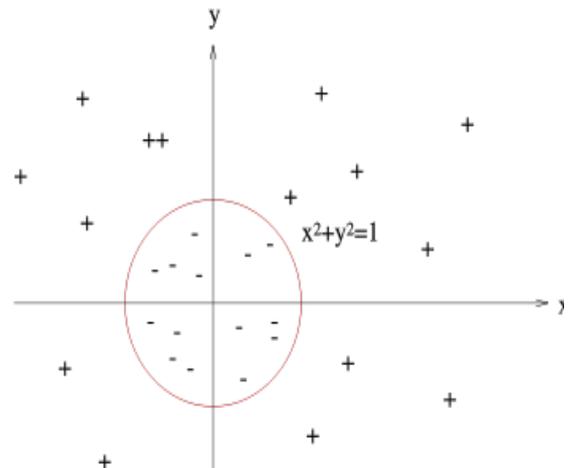


Figure IV-2 : séparateur non-linéaire

IV-2-1-3 Construction de l'hyperplan optimal [46]

Pour bien décrire la technique de construction de l'hyperplan optimal séparant des données appartenant à deux classes différentes dans deux cas différents : Le cas des données linéairement séparables et le cas des données non-linéairement séparables. Nous considérons le formalisme suivant :

$$D = \{(x_i, y_i) \in \mathbb{R}^N \times \{-1, 1\} \text{ pour } i = 1, 2, \dots, m\} \tag{IV - 3}$$

IV-2-1-3-1 Cas des données linéairement séparables [46,48]

Dans ce paragraphe nous présentons la méthode générale de construction de l'Hyperplan Optimal (HO) qui sépare des données appartenant à deux classes différentes linéairement séparables. La figure IV-3 donne une représentation visuelle de l'HO dans le cas des données linéairement séparables.

Soit $H : (w \cdot x) + b$ l'hyperplan qui satisfait les conditions suivantes :

$$\begin{cases} w \cdot x_i + b \geq 1 \text{ si } y_i = 1 \\ w \cdot x_i + b \leq -1 \text{ si } y_i = -1 \end{cases} \tag{IV - 4}$$

Ce qui est équivalent à :

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \text{ pour } i = 1, 2, \dots, m \tag{IV - 5}$$

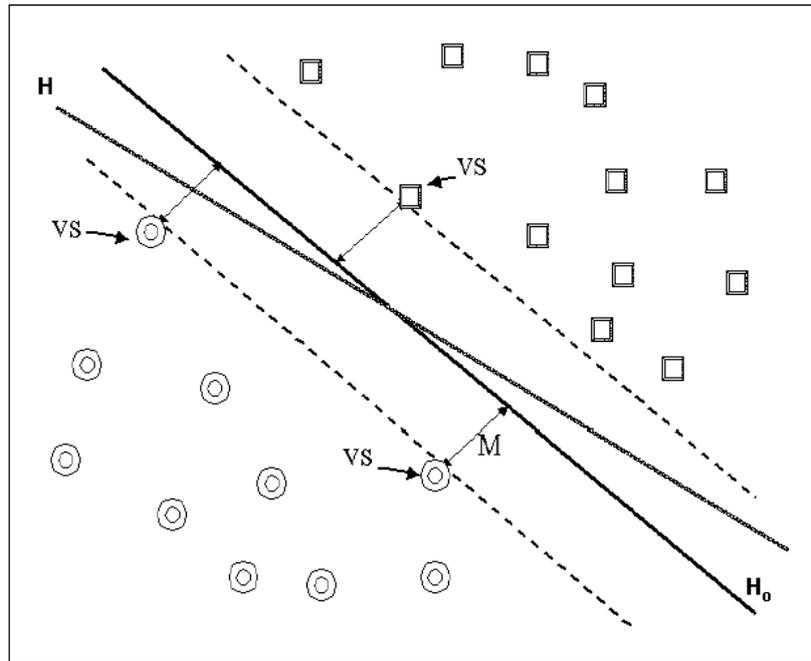


Figure IV-3 : Hyperplans séparateurs : H est un hyperplan quelconque, H_0 est l'hyperplan optimal et M est la marge qui représente la distance entre les différentes classes et H_0 (VS sont les Vecteurs Supports).

Comme nous l'avons déjà mentionné, un HO est un hyperplan qui maximise la marge M qui représente la plus petite distance entre les différentes données des deux classes et l'hyperplan. Maximiser la marge M est équivalent à maximiser la somme des distances des deux classes par rapport à l'hyperplan. Ainsi, la marge a l'expression mathématique suivante :

$$\left\{ \begin{aligned} M &= \min_{x_i|y_i=1} \frac{\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b}}{\|\mathbf{w}\|} - \max_{x_i|y_i=-1} \frac{\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b}}{\|\mathbf{w}\|} \\ &= \frac{1}{\|\mathbf{w}\|} - \frac{-1}{\|\mathbf{w}\|} \\ &= \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \end{aligned} \right. \quad (\text{IV} - 6)$$

Trouver l'hyperplan optimal revient donc à maximiser $\frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$. Ce qui est équivalent à minimiser $\frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2}$ sous la contrainte (IV-5). Ceci est un problème de minimisation quadratique.

- **Principe de Lagrange (1788)** [48]

Pour résoudre un problème d'optimisation sous contrainte, il suffit de rechercher un point stationnaire \mathbf{z}_0 du lagrangien $L(\mathbf{z}, \alpha)$ de la fonction \mathbf{g} à optimiser et les fonctions \mathbf{C}_i^g exprimant les contraintes

$$L(\mathbf{z}, \alpha) = \mathbf{g}(\mathbf{z}) + \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathbf{C}_i^g(\mathbf{z}) \quad (\text{IV} - 7)$$

Où les $\alpha_i = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$ sont des constantes appelées *coefficient de Lagrange*

• **Principe de Kuhn-Tucker (1951)** [46]

Avec des fonctions g, C_i^g convexes, il est toujours possible de trouver un point-selle (z_0, α^*) qui vérifie :

$$\min_z L(z, \alpha^*) = L(z_0, \alpha^*) = \max_{\alpha \geq 0} L(z, \alpha) \quad (\text{IV} - 8)$$

En appliquant le principe de Kuhn-Tucker, on est amené à rechercher un point-selle (w_0, b_0, α^0) . Le lagrangien correspondant à notre problème est :

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w \cdot w - \sum_{i=1}^m \alpha_i [y_i [(x_i \cdot w) + b] - 1] \quad (\text{IV} - 9)$$

Le lagrangien doit être minimal par rapport à w et b et maximal par rapport à $\alpha \geq 0$.
 $L(w, b, \alpha)$ est minimal par rapport à b :

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (\text{IV} - 10)$$

$L(w, b, \alpha)$ est minimal par rapport à w :

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} = 0 \Leftrightarrow w - \sum_{i=1}^m \alpha_i x_i y_i = 0 \quad (\text{IV} - 11)$$

$L(w, b, \alpha)$ est maximal par rapport à $\alpha \geq 0$:

En remplaçant (IV-10) et (IV-11) dans le lagrangien (IV-9) on aura

$$L(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (\text{IV} - 12)$$

Soit la solution $\alpha^0 = (\alpha_1^0, \alpha_2^0, \dots, \alpha_m^0)$. D'après le théorème de Kuhn-Tucker une condition nécessaire et suffisante pour que α^0 soit optimal est :

$$\alpha_i^0 [y_i [(x_i \cdot w) + b] - 1] = 0 \text{ pour } i = 1, \dots, m \quad (\text{IV} - 13)$$

Ce qui veut dire : $\alpha_i^0 = 0$ ou $y_i [(x_i \cdot w) + b] = 1$

On définit les *vecteurs supports VS* tout vecteur x_i tel que $y_i [(x_i \cdot w) + b] = 1$. Ce qui est équivalent à :

$$VS = \{x_i | \alpha_i > 0\} \text{ pour } i = 1, \dots, m \quad (\text{IV} - 14)$$

Ainsi, on peut facilement calculer w_0, b_0 :

$$w_0 = \sum_{VS} \alpha_i^0 y_i x_i \quad (\text{IV} - 15)$$

$$b_0 = -\frac{1}{2} [(w_0 \cdot x^*(1))] + [(w_0 \cdot x^*(-1))] \quad (\text{IV} - 16)$$

La fonction de classement $\mathbf{class}(x)$ est définie par :

$$\begin{cases} \mathbf{class}(x) = \mathbf{sign}[(\mathbf{w}_0 \cdot x) + b_0] \\ = \mathbf{sign} \left[\sum_{x_i \in VS} \alpha_i^0 y_i(x_i \cdot x) + b_0 \right] \end{cases} \quad (\text{IV} - 17)$$

Si $\mathbf{class}(x)$ est inférieure à $\mathbf{0}$, x est de la classe $\mathbf{-1}$ sinon il est de la classe $\mathbf{1}$.

IV-2-1-3-2 Cas des données non-linéairement séparables [46, 52]

La notion de marge maximale et la procédure de recherche de l'hyperplan séparateur telles que présentées pour l'instant ne permettent de résoudre que des problèmes de discrimination séparables linéairement. C'est une limitation sévère qui condamne à ne pouvoir résoudre que des problèmes jouets, ou très particuliers. Afin de remédier au problème de l'absence de séparateur linéaire, l'idée des SVM est de reconsidérer le problème dans un espace de dimension supérieure, éventuellement de dimension infinie. Dans ce nouvel espace, il est alors probable qu'il existe un séparateur linéaire.

Plus formellement, on applique aux vecteurs d'entrée x une transformation non-linéaire φ . L'espace d'arrivée $\varphi(x)$ est appelé espace de redescription. Dans cet espace, on cherche alors l'hyperplan qui vérifie

$$\mathbf{h}(x) = \mathbf{w} \cdot \varphi(x) + b_0 \quad (\text{IV} - 18)$$

$y_i \mathbf{h}(x) \geq 1$, pour tous les points x_k de l'ensemble d'apprentissage, c'est-à-dire l'hyperplan séparateur dans l'espace de redescription.

En utilisant la même procédure que dans le cas sans transformation, on aboutit au problème d'optimisation suivant :

$$\text{Maximiser } L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \quad (\text{IV} - 19)$$

Sous les contraintes $\alpha_i \geq 0$, et $\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$

Le problème de cette formulation est qu'elle implique un produit scalaire entre vecteurs dans l'espace de redescription, de dimension élevée, ce qui est coûteux en termes de calculs. Pour résoudre ce problème, on utilise une astuce connue sous le nom de Kernel trick, qui consiste à utiliser une fonction noyau, qui vérifie :

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \quad (\text{IV} - 20)$$

D'où l'expression de la fonction de classement en fonction de la fonction noyau:

$$\mathit{class}(x) = \mathit{sign} \left[\sum_{x_i \in VS} \alpha_i^0 y_i (K(x_i, x_j)) + b_0 \right] \quad (\text{IV} - 21)$$

L'intérêt de la fonction noyau est double :

- Le calcul se fait dans l'espace d'origine, ceci est beaucoup moins coûteux qu'un produit scalaire en grande dimension.
 - La transformation φ n'a pas besoin d'être connue explicitement, seule la fonction noyau intervient dans les calculs. On peut donc envisager des transformations complexes, et même des espaces de redescription de dimension infinie.
- **Choix de la fonction noyau** [46, 48]

En pratique, on ne connaît pas la transformation φ , on construit plutôt directement une fonction noyau. Celle-ci doit respecter certaines conditions, elle doit correspondre à un produit scalaire dans un espace de grande dimension. Le théorème de Mercer explicite les conditions que K doit satisfaire pour être une fonction noyau : elle doit être symétrique, semi-définie positive.

L'exemple le plus simple de fonction noyau est le noyau linéaire :

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (\text{IV} - 22)$$

On se ramène donc au cas d'un classifieur linéaire, sans changement d'espace. L'approche par Kernel trick généralise ainsi l'approche linéaire. Le noyau linéaire est parfois employé pour évaluer la difficulté d'un problème.

Des noyaux usuels employés avec les SVM sont:

- le noyau polynomial $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^d$
- le noyau gaussien $K(x_i, x_j) = e^{-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}}$

IV-2-1-4 Remarques [46, 48]

1) Seul un sous-ensemble restreint de points est nécessaire pour le calcul de la solution, les autres échantillons ne participant pas du tout à sa définition. Ceci est donc efficace au niveau de la complexité. D'autre part, le changement ou l'agrandissement de l'ensemble d'apprentissage n'a pas trop d'influence, en particulier, le fait d'ajouter des échantillons à l'ensemble d'apprentissage qui ne sont pas des vecteurs supports n'a aucune influence sur la solution finale.

2) L'hyperplan solution ne dépend que du produit scalaire entre le vecteur d'entrée et les vecteurs supports. Cette remarque est l'origine de la deuxième innovation majeure des SVM: le passage par un espace de redescription grâce à une fonction noyau.

3) Pour les problèmes de discriminations à plus de deux classes, plusieurs méthodes sont exposées dans la littérature [47, 48]. Nous citons la plus connue d'entre elles, la méthode **one-versus-all** (appelée parfois **one-versus-the-rest**) qui consiste à construire M classifieurs binaires en attribuant la classe 1 aux échantillons de l'une des classes et la classe -1 à toutes les autres. En phase de test, la classe est assignée au classifieur donnant la valeur de confiance la plus élevée remporte le vote.

IV-2-2 Classification naïve Bayésienne

IV-2-2-1 Avant propos

La classification naïve bayésienne est un type de classification probabiliste simple basée sur le théorème de Bayes avec une forte indépendance (dite naïve) des hypothèses. Elle met en œuvre un classifieur bayésien naïf, ou classifieur naïf de Bayes, Un terme plus approprié pour le modèle probabiliste sous-jacent pourrait être « modèle à caractéristiques statistiquement indépendantes ».

En terme simple, un classifieur bayésien naïf suppose que l'existence d'une caractéristique pour une classe, est indépendante de l'existence d'autres caractéristiques. Un fruit peut être considéré comme une pomme s'il est rouge, arrondi, et fait une dizaine de centimètres. Même si ces caractéristiques sont liées dans la réalité, un classifieur bayésien naïf déterminera que le fruit est une pomme en considérant indépendamment ces caractéristiques de couleur, de forme et de taille. Selon la nature de chaque modèle probabiliste, les classifieurs bayésiens naïfs peuvent être entraînés efficacement dans un contexte d'apprentissage supervisé. Dans beaucoup d'applications pratiques, l'estimation des paramètres pour les modèles bayésiens naïfs repose sur le maximum de vraisemblance que nous allons définir plus loin [46].

Malgré leur modèle de conception « naïf » et ses hypothèses de base extrêmement simplistes, les classifieurs bayésiens naïfs ont fait preuve d'une efficacité plus que suffisante dans beaucoup de situations réelles complexes.

IV-2-2-2 Le théorème de Bayes en statistique

En théorie des probabilités, le théorème de Bayes énonce des probabilités conditionnelles : étant donné deux événements A et B , le théorème de Bayes permet de déterminer la probabilité de A sachant B , si l'on connaît les probabilités [49]:

- de A .
- de B .
- de B sachant A .

Ce théorème élémentaire (originellement nommé « de probabilité des causes ») a des applications considérables.

Pour aboutir au théorème de Bayes, on part d'une des définitions de la probabilité conditionnelle [46, 51]:

$$P(A | B)P(B) = P(A \cap B) = P(B | A)P(A) \quad (\text{IV} - 23)$$

en notant $P(A \cap B)$ la probabilité que A et B aient tous les deux lieu. En divisant de part et d'autre par $P(B)$, on obtient :

$$P(A | B) = \frac{P(B | A)P(A)}{P(B)} \quad (\text{IV} - 24)$$

Soit le théorème de Bayes.

Chaque terme du théorème de Bayes a une dénomination usuelle. Le terme $P(A)$ est la *probabilité a priori* de A . Elle est « antérieure » au sens qu'elle précède toute information sur B . $P(A)$ est aussi appelée la *probabilité marginale* de A . Le terme $P(A | B)$ est appelée la *probabilité a posteriori* de A sachant B (ou encore de A sous condition B). Elle est « postérieure », au sens qu'elle dépend directement de B . Le terme $P(B | A)$, pour un B connu, est appelé la *fonction de vraisemblance* de A . De même, le terme $P(B)$ est appelé la *probabilité marginale* ou *a priori* de B [48, 51].

On améliore parfois le théorème de Bayes en remarquant que

$$P(B) = P(A \cap B) + P(A^c \cap B) = P(B | A)P(A) + P(B | A^c)P(A^c) \quad (\text{IV} - 25)$$

afin de réécrire le théorème ainsi :

$$P(A | B) = \frac{P(B | A)P(A)}{P(B | A)P(A) + P(B | A^c)P(A^c)} \quad (\text{IV} - 26)$$

Où A^c est le complémentaire de A . Plus généralement, si $\{A_i\}$ est une partition de l'ensemble des possibles,

$$P(A_i | B) = \frac{P(B | A_i)P(A_i)}{\sum_j P(B | A_j)P(A_j)} \quad (\text{IV} - 27)$$

pour tout A_i de la partition.

IV-2-2-3 Définitions pratiques

IV-2-2-3-1 Maximum de vraisemblance [46, 48, 51]

Soit X une variable aléatoire réelle, de loi discrète ou bien continue, dont on veut estimer un paramètre θ . On note D_θ cette famille de lois paramétriques. Alors on définit une fonction f telle que [46]:

$$f(x; \theta) = \begin{cases} f_\theta(x) & \text{si } X \text{ est une V. a continue} \\ P_\theta(X = x) & \text{si } X \text{ est une V. a discrete} \end{cases} \quad (\text{IV} - 28)$$

$f_\theta(x)$ représente la densité de X (où θ apparaît) et $P_\theta(X = x)$ représente une probabilité discrète (où θ apparaît).

On appelle **vraisemblance de θ** au vu des observations $(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$ d'un n-échantillon indépendamment et identiquement distribué selon la loi D_θ , le nombre :

$$L(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n; \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) \quad (\text{IV} - 29)$$

On cherche à trouver le maximum de cette vraisemblance pour que les probabilités des réalisations observées soient aussi maximums. Ceci est un problème d'optimisation. On utilise généralement le fait que si L est dérivable (ce qui n'est pas toujours le cas) et si L admet un maximum global en une valeur $\theta = \theta^0$, alors la dérivée première s'annule en $\theta = \theta^0$ et que la dérivée seconde est négative. Réciproquement, si la dérivée première s'annule en $\theta = \theta^0$ et que la dérivée seconde est négative en $\theta = \theta^0$, alors $\theta = \theta^0$ est un maximum local (et non global) de $L(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n; \theta)$. Il est alors nécessaire de vérifier qu'il s'agit bien d'un maximum global. La vraisemblance étant positive et le logarithme népérien une fonction croissante, il est équivalent et souvent plus simple de maximiser le logarithme népérien de la vraisemblance (le produit se transforme en somme, ce qui est plus simple à dériver). On peut facilement construire la statistique $Y_n = \Theta$ qui est l'estimateur voulu [48, 51].

Ainsi en pratique :

- La condition nécessaire

$$\frac{\partial L(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n; \theta)}{\partial \theta} = 0 \quad (\text{IV} - 30)$$

Ou

$$\frac{\partial \ln L(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n; \theta)}{\partial \theta} = 0 \quad (\text{IV} - 31)$$

permet de trouver la valeur $\theta = \theta^0$.

- $\theta = \theta^0$ est un maximum local si la condition suffisante est remplie au point critique $\theta = \theta^0$:

$$\frac{\partial^2 L(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n; \theta)}{\partial \theta^2} \leq 0 \quad (\text{IV} - 32)$$

Ou

$$\frac{\partial^2 \ln L(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n; \theta)}{\partial \theta^2} \leq 0 \quad (\text{IV} - 33)$$

IV-2-2-3-2 Matrice de variance-covariance [46, 48]

La matrice de variance-covariance (ou simplement matrice de covariance) d'un vecteur de p variables aléatoires $\vec{X} = [X_1 \dots X_p]^T$ dont chacune a une variance (finie) est la matrice carrée dont le terme générique est donné par:

$$a_{ij} = \text{cov}(X_i, X_j) \quad (\text{IV} - 34)$$

La matrice de variance-covariance, notée \vec{X} , est donc définie comme:

$$\text{Var}(\vec{X}) \equiv E\left(\left(\vec{X} - E(\vec{X})\right)\left(\vec{X} - E(\vec{X})\right)^T\right) \quad (\text{IV} - 35)$$

$$\text{Var}(\vec{X}) = \text{Var} \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_p \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \text{Var}(X_1) & \text{cov}(X_1X_2) & \cdots & \text{cov}(X_1X_p) \\ & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(X_pX_1) & & \cdots & \text{Var}(X_p) \end{bmatrix} \quad (\text{IV} - 36)$$

En développant les termes:

- La matrice est symétrique, étant donné la propriété que $(X, Y) = \text{cov}(Y, X)$.
- Les éléments de sa diagonale représentent la variance de chaque variable, étant donné la propriété que: $\text{cov}(X, X) = \text{Var}(X)$
- Les éléments en dehors de la diagonale représentent la covariance entre les variables i et j quand $i \neq j$.

IV-2-2-3-3 Estimation de la valeur des paramètres [48, 49]

Tous les paramètres du modèle (probabilités *a priori* des classes et lois de probabilités associées aux différentes caractéristiques) peuvent faire l'objet d'une approximation par rapport aux fréquences relatives des classes et caractéristiques dans l'ensemble des données d'entraînement. Il s'agit d'une estimation du maximum de vraisemblance des probabilités. Les probabilités *a priori* des classes peuvent par exemple être calculées en se basant sur l'hypothèse que les classes sont équiprobables (chaque *antérieure* = 1 / (nombre de classes)), ou bien en estimant chaque probabilité de classe sur la base de l'ensemble des données d'entraînement (*antérieure* de C = (nombre d'échantillons de C) / (nombre d'échantillons total)). Lorsque l'on travaille avec des caractéristiques qui sont des variables aléatoires continues, on suppose généralement que les lois de probabilités correspondantes sont des lois normales, dont on estimera l'espérance et la variance.

L'espérance, μ , se calcule avec

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (\text{IV} - 37)$$

Où N est le nombre d'échantillons et x_i est la valeur d'un échantillon donné.

La variance, σ^2 , se calcule avec

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 \quad (\text{IV} - 38)$$

Si, pour une certaine classe, une certaine caractéristique ne prend jamais une valeur donnée dans l'ensemble de données d'entraînement, alors l'estimation de probabilité basée sur la fréquence aura pour valeur zéro. Cela pose un problème puisque l'on aboutit à l'apparition

d'un facteur nul lorsque les probabilités sont multipliées. Par conséquent, on corrige les estimations de probabilités avec des probabilités fixées à l'avance [48].

L'estimateur du maximum à posteriori (MAP) est une méthode pouvant être utilisée afin d'estimer un certain nombre de paramètres inconnus, comme par exemple les paramètres d'une densité de probabilité, reliés à un échantillon donné. Cette méthode est très liée au maximum de vraisemblance mais en diffère toutefois par la possibilité de prendre en compte un à priori non uniforme sur les paramètres à estimer. Elle consiste à trouver la valeur $\hat{\theta}_{MAP}$ qui maximise la grandeur $L(\theta)p(\theta)$, où $L(\theta)$ est la vraisemblance et $p(\theta)$ la distribution a priori des paramètres θ . Ainsi l'estimateur au maximum de vraisemblance est l'estimateur *MAP* pour une distribution à priori uniforme.

IV-2-2-4 Le modèle bayésien naïf [47]

Le modèle probabiliste pour un classifieur est le modèle conditionnel

$$P(C | F_1, \dots, F_n) \quad (\text{IV} - 39)$$

Où C est une variable de classe dépendante dont les instances ou *classes* sont peu nombreuses, conditionnée par plusieurs variables caractéristiques F_1, \dots, F_n .

Lorsque le nombre de caractéristiques n est grand, ou lorsque ces caractéristiques peuvent prendre un grand nombre de valeurs, baser ce modèle sur des tableaux de probabilités devient impossible. Par conséquent, nous le dérivons pour qu'il soit plus facilement soluble.

A l'aide du théorème de Bayes, nous écrivons

$$P(C | F_1, \dots, F_n) = \frac{P(C)P(F_1, \dots, F_n | C)}{P(F_1, \dots, F_n)} \quad (\text{IV} - 40)$$

En langage courant, cela signifie : **postérieur** = $\frac{\text{antérieur} \times \text{vraisemblance}}{\text{évidence}}$

En pratique, seul le numérateur nous intéresse, puisque le dénominateur ne dépend pas de C et les valeurs des caractéristiques F_i sont données. Le dénominateur est donc en réalité constant. Le numérateur est soumis à la loi de probabilité à plusieurs variables

$$P(C, F_1, \dots, F_n) \quad (\text{IV} - 41)$$

et peut être factorisé de la façon suivante, en utilisant plusieurs fois la définition de la probabilité conditionnelle :

$$\begin{aligned} P(C, F_1, \dots, F_n) &= P(C)P(F_1, \dots, F_n | C) = P(C)P(F_1 | C)P(F_2, \dots, F_n | C, F_1) \\ &= P(C)P(F_1 | C)P(F_2 | C, F_1)P(F_3, \dots, F_n | C, F_1, F_2) \\ &= P(C)P(F_1 | C)P(F_2 | C, F_1)P(F_3 | C, F_1, F_2) \dots P(F_n | C, F_1, F_2, F_3, \dots, F_{n-1}) \end{aligned}$$

C'est là que nous faisons intervenir l'hypothèse naïve : si chaque F_i est indépendant des autres caractéristiques $F_{j \neq i}$, alors.

$$P(F_i | C, F_j) = P(F_i | C) \quad (\text{IV} - 42)$$

Pour tout $\neq j$, par conséquent la probabilité conditionnelle peut s'écrire

$$\left\{ \begin{aligned} P(C, F_1, \dots, F_n) &= P(C)P(F_1 | C)P(F_2 | C)P(F_3 | C) \dots \\ &= P(C) \prod_{i=1}^n P(F_i | C) \end{aligned} \right. \quad (\text{IV} - 43)$$

Par conséquent, en tenant compte de l'hypothèse d'indépendance ci-dessus, la probabilité conditionnelle de la variable de classe C peut être exprimée par

$$P(C | F_1, \dots, F_n) = \frac{1}{Z} P(C) \prod_{i=1}^n P(F_i | C) \quad (\text{IV} - 44)$$

Où Z (appelé "évidence") est un facteur d'échelle qui dépend uniquement de F_1, \dots, F_n , à savoir une constante dans la mesure où les valeurs des variables caractéristiques sont connues.

$$Z = P(F_1, F_1, \dots, F_1) \quad (\text{IV} - 45)$$

Les modèles probabilistes ainsi décrits sont plus faciles à manipuler, puisqu'ils peuvent être factorisés par l'antérieure $p(C)$ (probabilité à priori de C) et les lois de probabilité indépendantes.

IV-2-2-5 Construction d'un classifieur à partir du modèle de probabilités [47]

Jusqu'à présent nous avons établi le modèle à caractéristiques indépendantes, à savoir le modèle de probabilités bayésien naïf. Le classifieur bayésien naïf couple ce modèle avec une règle de décision. Une règle couramment employée consiste à choisir l'hypothèse la plus probable. Il s'agit de la règle du maximum à posteriori ou *MAP*. Le classifieur correspondant à cette règle est la fonction classifieur suivante :

$$\text{classifieur}(f_1, \dots, f_n) = \underset{c}{\operatorname{argmax}} P(C = c) \prod_{i=1}^n P(F_i = f_i | C = c) \quad (\text{IV} - 46)$$

Tel que :

L'argument du maximum, noté $\underset{c}{\operatorname{argmax}}$, est l'ensemble des points en lesquels une expression atteint sa valeur maximale.

$$\underset{c}{\operatorname{argmax}}_c(f(x)) \Leftrightarrow \{x \mid \forall y: f(y) \leq f(x)\} \quad (\text{IV} - 47)$$

IV-3 Les Classes de pollution

Dans notre étude, 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. Pour notre cas, nous distinguons quatre classes de sévérité [15], dont on va utiliser trois d'entre elles, à savoir :

Classe1 : 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 [15].

Classe2 : 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 [15].

Classe3 : pollution forte d'origine marine et industrielle. Les zones considérées possèdent une forte densité d'habitation et située 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 [15].

En tenant compte de la base de données de B. Moula [28] et des normes définies ci-dessus, nous proposons un tableau (Tableau IV-1) récapitulatif des classes assignées aux différentes conductivités utilisées expérimentalement.

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	Inférieur 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	Inférieur 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	Inférieur à 60	3

Tableau IV-1 : Tableau récapitulatif des différentes classes assignées aux différentes conductivités utilisées.

IV-4 Application des méthodes d'apprentissage supervisé pour la classification de l'état d'isolateurs

IV-4-1 Composition des vecteurs d'états

Afin de juger de l'état de surface d'un isolateur, nous avons besoin d'un certain nombre de critères le concernant sur lesquels nous allons nous baser. Dans les chapitres

précédents (3 et 4), nous avons étudié différents critères et nous avons établis des liens entre ces derniers et la sévérité de pollution.

Nous définissons quatre vecteurs d'états $-V_{1a}$ (1×32), V_{2a} (1×5), V_{1d} (1×32), V_{2d} (1×5)- tels que les deux premiers sont composés de coefficients extraits par la transformée de Fourier (Chapitre 2) et des coefficients liés aux approximations d'ondelettes (Chapitre 3). Les deux derniers sont composés de coefficients extraits par la transformée de Fourier, et des coefficients liés aux détails d'ondelettes (Chapitre 3). Ces différents coefficients sont propres à un isolateur donné soumis à une tension V [kV_{eff}] dont nous récupérons le signal du courant de fuite à l'aide d'un oscilloscope, puis, en traitant ce dernier à l'aide des techniques de traitement de signal (étudiés précédemment-Chapitre 2 et 3):

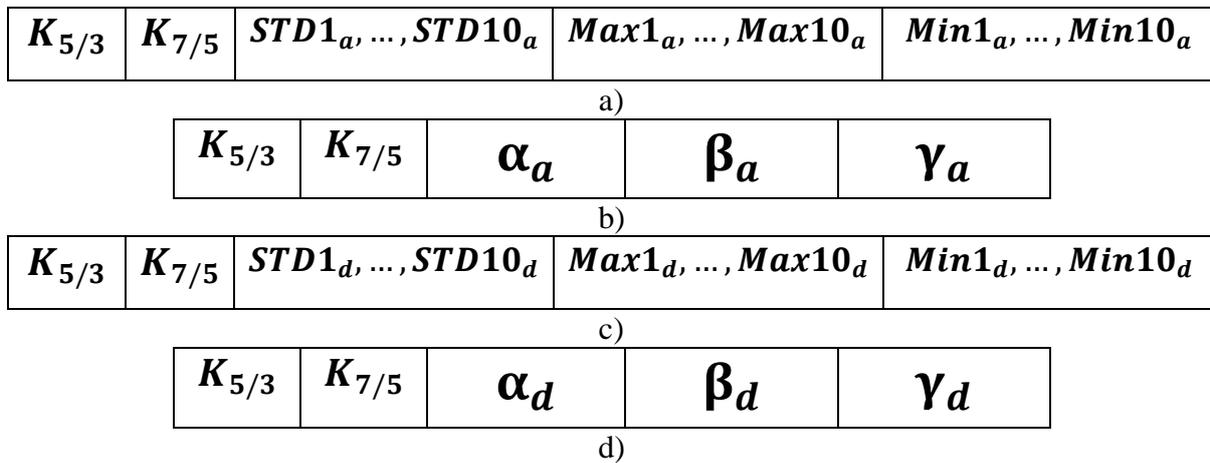


Figure IV-4 : Vecteurs d'état a-(V_{1a}), b-(V_{2a}), c-(V_{1d}) et d-(V_{2d})

Tel que :

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha = \sum_{i=1}^{10} STD_i \\ \beta = \sum_{i=1}^{10} Max_i \\ \gamma = \sum_{i=1}^{10} Min_i \end{array} \right. \quad (IV - 48)$$

Le but de définir quatre vecteurs d'état est la comparaison des performances d'un classifieur pour différents nombres de critères et/ou critères de jugements.

IV-4-2 Classification naïve Bayesienne

Afin de développer un classifieur naïf Bayésien qui évalue l'état de surface d'un isolateur, un ensemble de données expérimentales [28], a été traité (Chapitre 2 et 3), puis subdivisé en deux groupes.

- Entraînement : qui sert à entraîner le modèle
- Validation : échantillons d'essais qui servent à estimer la fiabilité du modèle.

IV-4-2-1 Caractéristiques du modèle :

Dans notre cas, les différentes probabilités des classes $P(C_i)$, représentent le nombre de cas favorables sur le nombre de cas total dans la base de données d'entraînement.

Pour chaque classe et pour chaque critère de jugement, nous avons défini une fonction de densité de probabilité qui représente la distribution normale des données de l'attribut numérique x en fonction d'une moyenne μ et d'une déviation standard σ :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \tag{IV - 49}$$

IV-4-2-2 Entraînement des modèles

Après les mesures expérimentales, chaque signal du courant de fuite, est traité par les techniques de traitement de signal (Chapitre 2 et 3) pour extraire différents critères de jugement détaillés précédemment et pour chaque signal du courant de fuite nous faisons correspondre quatre vecteurs $-V_{1a}$ (1×32), V_{2a} (1×5), V_{1d} (1×32) et V_{2d} (1×5) (Figure IV-4) -. Nous répétons ce processus pour 68 signaux expérimentaux -base de données de B. Moula [28]- pour obtenir quatre matrices, deux de (68×32) et deux de (68×5), dont 60 échantillons servent de base de données d'entraînements pour nos modèles à l'aide du logiciel MATLAB®.

À chaque vecteur propre à un échantillon (courant de fuite), nous associons une valeur (1, 2, 3) qui signifie les classes assignées à ces échantillons selon Tableau IV-1. La figure IV-5 résume les étapes suivies.

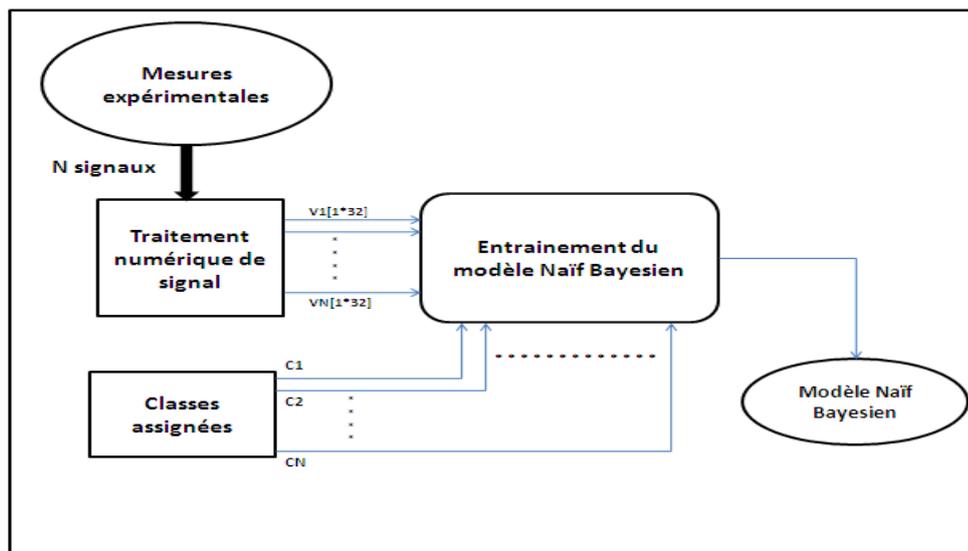


Figure IV-5 : Entraînement du modèle Naïf Bayésien

IV-4-2-3 Validation du modèle

- Avec l'utilisation des coefficients d'approximations d'ondelettes

Afin de valider nos modèles, nous avons utilisé 8 échantillons sous forme de deux matrices (8×32) et (8×5) -contenant les deux vecteurs d'états V_{1a} , V_{2a} respectivement- que nous avons testé à l'aide des modèles correspondants entraînés précédemment, les résultats obtenus sont illustrés dans les tableaux suivants :

Échantillon (N°)	$K_{5/3}$	$K_{7/5}$	STD1...STD10	Max1...Max10	Min1...Min10	$\sigma_{[mS/Cm]}$	Classe assignée	Résultat obtenu
1	1.05	0.49	0.59...9.5	0.8...12.38	0.95... 18	3.5	1	1
2	1.12	0.20	1.05...15.7	1.6...20.42	1.63...28.0	1.2	1	1
3	0.82	0.28	4.89...67.2	3.7...47.76	2.07...27.07	3.5	1	3(*)
4	0.69	0.63	8.1...118.6	6.3...118.2	4.87...106.4	6	2	3(*)
5	0.56	0.36	5.31...82.4	7.8...103.8	7.88...153.7	6	2	3(*)
6	0.27	0.48	8.1...110.1	12.7...180	11.2...135.2	10	3	3
7	0.10	1.13	9.17...136.5	13.3...190	9.12...120	10	3	3
8	0.13	0.46	8.16...158.1	13.7...168.	13...216.3	20	3	3

a)

Échantillon (N°)	$K_{5/3}$	$K_{7/5}$	α	β	γ	$\sigma_{[mS/Cm]}$	Classe assignée	Résultat obtenu
1	1.05	0.49	40.11	56.38	67.16	3.5	1	1
2	1.12	0.20	68.61	96.76	107.4	1.2	1	1
3	0.82	0.28	317.7	285.7	146.5	3.5	1	2(*)
4	0.69	0.63	479	580.0	398.9	6	2	2
5	0.56	0.36	394.6	553.0	738.5	6	2	2
6	0.27	0.48	550.46	783.7	596.51	10	3	3
7	0.10	1.13	587.93	865.90	491.93	10	3	3
8	0.13	0.46	626.22	836.2	855.6	20	3	3

b)

Tableau IV-2 : Validation des modèles de classification Bayésienne a- (V_{1a}) et b- (V_{2a}).

- Avec l'utilisation des coefficients de détails d'ondelettes

Dans ce cas, nous avons utilisé huit échantillons sous formes de deux vecteurs d'état V_{1a} , V_{2a} pour valider les deux modèles correspondants. Les résultats obtenus sont illustrés dans les tableaux suivants :

Échantillon (N°)	$K_{5/3}$	$K_{7/5}$	STD1...STD10	Max1...Max10	Min1...Min10	$\sigma_{[mS/Cm]}$	Classe assignée	Résultat obtenu
1	1.05	0.49	0.11...50.2	2.31...0.37	0.03...11.4	3.5	1	1
2	1.12	0.20	0.11...22.6	0.47...92.6	0.04...11.2	1.2	1	1
3	0.82	0.28	0.03...3.55	0.39...72.7	0.50...1.75	3.5	1	1
4	0.69	0.63	0.01...2.78	0.18...47.2	0.23...46.8	6	2	1(*)
5	0.56	0.36	0.13...46.6	0.28...48.2	0.49...110	6	2	1(*)
6	0.27	0.48	0.15...50.5	30.6...10.5	0.4...72.7	10	3	3
7	0.10	1.13	0.36...289	0.40...92.3	1.15...257	10	3	3
8	0.13	0.46	0.01...51.6	1.47...311	2.25...262	20	3	3

a)

Échantillon (N°)	$K_{5/3}$	$K_{7/5}$	α	β	γ	σ [mS/Cm]	Classe assignée	Résultat obtenu
1	1.05	0.49	68.05	6.19	17.33	3.5	1	1
2	1.12	0.20	32.75	118.91	17.43	1.2	1	1
3	0.82	0.28	6.24	105.98	4.21	3.5	1	1
4	0.69	0.63	4.43	73.05	72.66	6	2	2
5	0.56	0.36	67.99	74.81	164.91	6	2	2
6	0.27	0.48	80.26	45.44	118.92	10	3	3
7	0.10	1.13	461.39	147.28	611.11	10	3	3
8	0.13	0.46	82.36	586.53	656.17	20	3	3

b)

Tableau IV-3 : Validation des modèles de classification Bayésienne a-(V_{1d}) et b-(V_{2d}).

- **Interprétations des résultats**

Pour le premier cas (Tableau IV-2), et pour le cas (a), nous remarquons que le modèle nous donne cinq bonnes réponses sur huit. Nous constatons que la plus part des erreurs sont commises pour la classe 2 (67% de fausses réponses). Nous pensons que c'est du principalement à la valeur de la probabilité à priori de la classe 2 [47] qui est inférieure à celles des deux autres classes, ceci a pour cause le nombre d'échantillons de la classe 2 lors de l'entraînement du modèle. Pour le cas (b), nous remarquons que le modèle nous donne sept bonnes réponses sur huit. La seule erreur est faite dans l'échantillon N°3. Nous pensons que ce résultat peut être amélioré en augmentant la base de données d'entraînement [47].

Pour le deuxième cas (Tableau IV-3), et pour (a), nous remarquons que le modèle nous donne six bonnes réponses sur huit, comme dans le premier cas, les erreurs sont commises pour la classe 2 pour les mêmes raisons. Pour (b), nous constatons que ce modèle a fait un sans faute, donc très fiable.

Pour ce cas de figure -Classificateur Bayésien- nous remarquons que les résultats de classifications sont meilleurs pour V_{1d} et V_{2d} que pour V_{1a} et V_{2a} en les comparant l'un par rapport à l'autre respectivement. Nous constatons aussi, pour les deux cas, qu'il est préférable -pour le diagnostic de l'état de surface d'un isolateur- d'utiliser le vecteur d'état V_2 vue qu'il donne de meilleurs résultats pour la classification.

IV-4-3 Séparateur à vaste marge (SVM)

Afin de développer un classifieur SVM qui évalue l'état de surface d'un isolateur, un ensemble de données expérimentales obtenues par B. Moula [28], a été traité (Chapitre 2 et 3), et subdivisé en deux groupes.

- Entraînement : qui sert à entraîner le modèle
- Validation : échantillons d'essais qui servent à estimer la fiabilité du modèle.

IV-4-3-1 Caractéristiques du modèle :

Vu que les séparateurs à vaste marge ont été développés pour traiter des problèmes binaires, alors plusieurs méthodes ont été proposées pour les étendre au cas où plus de deux classes sont à séparer. Les deux plus connues sont appelées one versus all et one versus one. Formellement, les échantillons d'apprentissage et de test peuvent ici être classés dans M classes $\{C_1, C_2, \dots, C_M\}$.

Dans notre projet de fin d'étude, nous avons choisi le SVM-multi-classes avec une stratégie un contre tous qui consiste à transformer un problème à M classes en M classifieurs binaires, et le classement est donné par le classifieur qui répond le mieux.

IV-4-3-2 Entraînement du modèle

Après les mesures expérimentales, chaque signal du courant de fuite, est traité par les techniques de traitement de signal (Chapitre 2 et 3) pour extraire différents critères de jugement détaillés précédemment, et pour chaque signal du courant de fuite nous faisons correspondre quatre vecteurs $-V_{1a}$ (1×32), V_{2a} (1×5), V_{1d} (1×32) et V_{2d} (1×5) (Figure IV-4) -. Nous répétons ce processus pour 68 signaux expérimentaux -base de données de B. Moula [28]- pour obtenir quatre matrices, deux de (68×32) et deux de (68×5), dont 60 échantillons servent de base de données d'entraînements pour nos modèles à l'aide du logiciel MATLAB®.

À chaque vecteur propre à un échantillon (courant de fuite), nous associons une valeur (1, 2, 3) qui signifie les classes assignées à ces échantillons selon le Tableau IV-1. La figure IV-6 résume les étapes suivies.

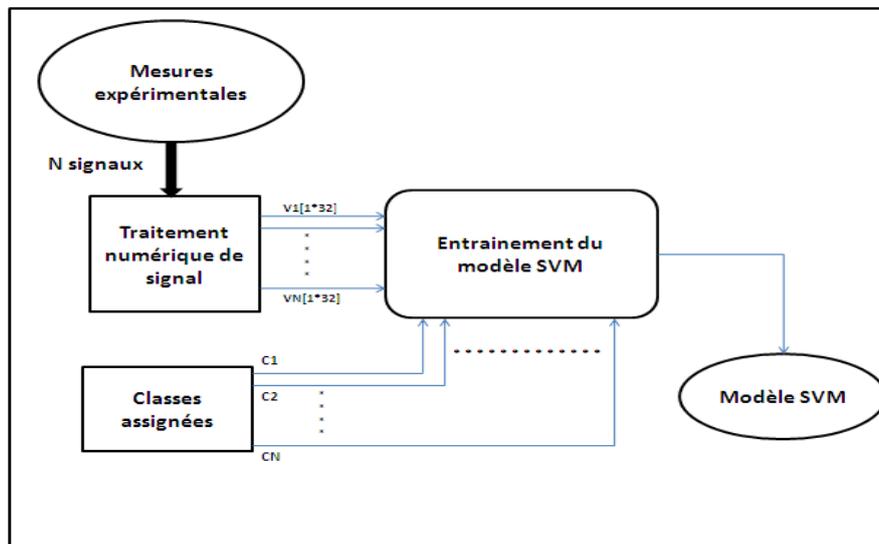


Figure IV-6 : Entraînement du modèle SVM-multi-classes

IV-4-3-3 Validation des modèles SVM-multi classes

- Avec utilisation des coefficients d'approximations d'ondelettes

Afin de valider nos modèles, nous avons utilisé 8 échantillons sous forme de deux matrices (8×32) et (8×5) -contenant les deux vecteurs d'états V_{2a}, V_{1a} respectivement- que nous avons testé à l'aide des modèles correspondants entraînés précédemment, les résultats obtenus sont illustrés dans les tableaux suivants :

Échantillon (N°)	$K_{5/3}$	$K_{7/5}$	STD1...STD10	Max1...Max10	Min1...Min10	σ [mS/Cm]	Classe assignée	Résultat obtenu
1	1.05	0.49	0.59...9.5	0.8...12.38	0.95... 18	3.5	1	1
2	1.12	0.20	1.05...15.7	1.6...20.42	1.63...28.0	1.2	1	1
3	0.82	0.28	4.89...67.2	3.7...47.76	2.07...27.07	3.5	1	2(*)
4	0.69	0.63	8.1...118.6	6.3...118.2	4.87...106.4	6	2	1(*)
5	0.56	0.36	5.31...82.4	7.8...103.8	7.88...153.7	6	2	2
6	0.27	0.48	8.1...110.1	12.7...180	11.2...135.2	10	3	3
7	0.10	1.13	9.17...136.5	13.3...190	9.12...120	10	3	3
8	0.13	0.46	8.16...158.1	13.7...168.	13...216.3	20	3	3

a)

Échantillon (N°)	$K_{5/3}$	$K_{7/5}$	α	β	γ	σ [mS/Cm]	Classe assignée	Résultat obtenu
1	1.05	0.49	40.11	56.38	67.16	3.5	1	1
2	1.12	0.20	68.61	96.76	107.4	1.2	1	1
3	0.82	0.28	317.7	285.7	146.5	3.5	1	2(*)
4	0.69	0.63	479	580.0	398.9	6	2	3(*)
5	0.56	0.36	394.6	553.0	738.5	6	2	3(*)
6	0.27	0.48	550.46	783.7	596.51	10	3	3
7	0.10	1.13	587.93	865.90	491.93	10	3	3
8	0.13	0.46	626.22	836.2	855.6	20	3	3

b)

Tableau IV-4 : Validation des modèles SVM-multi classes pour a- (V_{1a}) et b- (V_{2a}) .

- Avec utilisation des coefficients de détails d'ondelettes

Dans ce cas, nous avons utilisé huit échantillons sous formes de vecteur d'état V_{2d}, V_{1d} pour valider les deux modèles correspondant. Les résultats obtenus sont illustrés dans les tableaux suivants :

Échantillon (N°)	$K_{5/3}$	$K_{7/5}$	STD1...STD10	Max1...Max10	Min1...Min10	σ [mS/Cm]	Classe assignée	Résultat obtenu
1	1.05	0.49	0.11...50.2	2.31...0.37	0.03...11.4	3.5	1	1
2	1.12	0.20	0.11...22.6	0.47...92.6	0.04...11.2	1.2	1	1
3	0.82	0.28	0.03...3.55	0.39...72.7	0.50...1.75	3.5	1	1
4	0.69	0.63	0.01...2.78	0.18...47.2	0.23...46.8	6	2	2
5	0.56	0.36	0.13...46.6	0.28...48.2	0.49...110	6	2	1(*)
6	0.27	0.48	0.15...50.5	30.6...10.5	0.4...72.7	10	3	3
7	0.10	1.13	0.36...289	0.40...92.3	1.15...257	10	3	3
8	0.13	0.46	0.01...51.6	1.47...311	2.25...262	20	3	3

a)

Échantillon (N°)	$K_{5/3}$	$K_{7/5}$	α	β	γ	σ [mS/Cm]	Classe assigné	Résultat obtenu
1	1.05	0.49	68.05	6.19	17.33	3.5	1	3(*)
2	1.12	0.20	32.75	118.91	17.43	1.2	1	1
3	0.82	0.28	6.24	105.98	4.21	3.5	1	1
4	0.69	0.63	4.43	73.05	72.66	6	2	2
5	0.56	0.36	67.99	74.81	164.91	6	2	2
6	0.27	0.48	80.26	45.44	118.92	10	3	3
7	0.10	1.13	461.39	147.28	611.11	10	3	3
8	0.13	0.46	82.36	586.53	656.17	20	3	2(*)

b)

Tableau IV-5 : Validation des modèles SVM-multi classes pour a- (V_{1d}) et b- (V_{2d})

- **Interprétation des résultats**

Pour le premier cas (Tableau IV-4), et pour (a), nous remarquons que le modèle nous donne six bonnes réponses sur huit. Les deux erreurs commises sont pour les échantillons N° 3 et 4. Ceci pourrait être dû principalement au fait que ces deux échantillons sont situés près de l'hyperplan séparant la classe 2 de celle de 3, donc l'erreur de classification est plus probable au niveau de ces frontières [55]. Concernant le cas (b), le modèle fait cinq bonnes réponses sur huit. Dans ce cas de figure nous pensons que c'est dû au fait que dans la stratégie one-versus-all, il y a toujours plus d'exemples négatifs que positifs lors de l'entraînement du modèle ce qui peut se traduire par une erreur sur les supports vecteurs [47].

Pour le deuxième cas (Tableau IV-5), et pour (a), nous constatons que le modèle donne, sept bonnes réponses sur huit, ce qui peut être considéré comme un bon résultat. Pour (b), nous remarquons que ce modèle fait six bonnes réponses sur huit, les deux erreurs sont commises pour les échantillons n°1 et n°6, comme pour le premier cas, nous pensons que c'est dû au fait que dans la stratégie one-versus-all, il y a toujours plus d'exemples négatifs que positifs lors de l'entraînement du modèle ce qui peut se traduire par une erreur sur les supports vecteurs [47].

Pour ce cas de figure -Classificateur SVM-Multi classe- nous remarquons que les résultats de classifications sont meilleurs pour V_{1d} et V_{2d} que pour V_{1a} et V_{2a} en les comparant l'un par rapport à l'autre respectivement. Nous constatons aussi, pour les deux cas, que les méthodes SVM donnent généralement de meilleurs résultats quand le nombre de critères de jugements augmente [48].

IV-4-4 Comparaison entre les deux méthodes

La première méthode (Bayésienne), présente les avantages d'être efficace malgré l'hypothèse de l'indépendance des critères de jugement et que la classification ne demande pas des estimations exactes des probabilités, mais seulement que la probabilité maximum soit donnée à la bonne classe [57]. Néanmoins, cette méthode présente aussi des défauts comme le fait qu'il faut une grande base de données d'entraînements pour que les fonctions de densités de probabilités attribuées à chaque critère et pour chaque classe soit plus précises [58].

Pour la deuxième méthode (SVM), comme la méthode cherche l'hyperplans qui séparent les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marges entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale, alors 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 de l'autre de la frontière [48]. 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 [47].

Dans notre cas, et pour les quatre vecteurs d'états présentés, nous remarquons que pour le vecteur d'état V_1 (Figure IV-4 (a, c)), les résultats de classification obtenus sont meilleurs pour les méthodes SVM que pour celle de Bayes. Pour le vecteur d'état V_2 (Figure IV-4 (b, d)), les résultats obtenus sont meilleurs pour la méthode de Bayes que pour celle des SVM,

IV-5 Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté, dans un premier temps, les méthodes que nous avons utilisées pour la classification de l'état des isolateurs pollués de haute tension.

L'utilisation de ces deux méthodes, nous permet de conclure, que malgré l'hypothèse Naïve du modèle Bayésien, ce dernier peut être appliqué dans le domaine de la haute tension et spécialement dans le diagnostic et la classification de la sévérité de pollution des isolateurs. Les résultats obtenus lors de la validation de ces modèles ne sont pas toujours à 100% fiables pour chacun d'entre eux, mais restent tout de même assez prometteurs (5, 6, 7 et 8 bonnes réponses sur huit) pour les modèles de Bayes. De même pour les modèles SVM qui donne (5, 6 et 7 bonnes réponses sur huit).

Nous concluons aussi, et pour notre cas, que les performances des deux classificateurs dépendent du nombre de critères de jugement. Ainsi les SVM sont plus performants quand le nombre de critères de jugement est de 32, mais le sont moins pour un nombre de critères égal à 5. La méthode Naïve de Bayes est plus performante pour un nombre de critères égal à cinq que pour un plus grand nombre 32.

En dernier lieu, nous concluons que la méthode SVM est plus fiable que la méthode naïve Bayésienne pour un grand nombre de critères de jugement -32-, mais pour un faible nombre de critères -5-, la méthode naïve Bayésienne est plus performante.

Conclusion générale

Le travail que nous avons effectué porte sur l'étude du signal du courant de fuite ainsi qu'à l'établissement d'un modèle automatique de classification de l'état de surface des isolateurs pollués.

Dans le premier et deuxième chapitre, nous avons approfondi nos connaissances sur les phénomènes de conduction et de décharge électrique sur les isolateurs dans les conditions de pollution. Nous avons effectué également une bonne synthèse bibliographique sur les plus récents travaux concernant le diagnostic des isolateurs pollués. Ceci nous a permis de comprendre les différents liens entre le comportement du courant de fuite et la sévérité de pollution de la surface isolante.

Dans un premier temps, l'étude fréquentielle du courant de fuite révèle qu'à l'élévation de la sévérité de pollution d'un isolateur, correspond l'augmentation de l'amplitude des harmoniques (3 et 5), et que les décharges électriques dans les zones sèches causent l'augmentation de l'amplitude de l'harmonique n°3 par rapport à celles des rangs supérieurs.

L'étude des coefficients ($K_{5/3}, K_{7/5}$) nous a permis d'établir une corrélation entre la sévérité de pollution et ces derniers, à savoir que le coefficient $K_{5/3}$ diminue de façon pratiquement linéaire avec l'élévation de la conductivité volumique du milieu et que $K_{7/5}$ augmente avec cette dernière. Pour les fortes pollutions (10.1mS/Cm), les décharges électriques à la surface de l'isolateur provoquent l'augmentation de l'harmonique n°3 et ce dernier devient deux à trois fois plus important que l'harmonique n°5, ainsi le coefficient $K_{5/3}$ pour ce cas est toujours inférieur à 0.35 et ce indépendamment du niveau de tension appliquée. Et pour cette même pollution, le coefficient $K_{7/5}$ est toujours supérieur à 0.5. Quand la pollution est faible (10, 190 μ S/Cm) -pas d'occurrence de décharge partielle-, les amplitudes des harmoniques (3 et 5) sont pratiquement de même ordre et $K_{5/3}$ prend des valeurs supérieur et/ou voisines de 1, et le coefficient $K_{7/5}$ tourne au tour de 0.20.

Nous avons pu constater que les valeurs prises par ($K_{5/3}, K_{7/5}$) ne dépendaient pas de la concentration en Kaolin de la solution polluante, mais uniquement de la salinité -de la conductivité volumique du milieu-. Ainsi, pour les faibles pollutions où les décharges électriques sont quasi inexistantes, les valeurs prises par $K_{5/3}$ sont toujours supérieures à 1, et celles de $K_{7/5}$ sont toujours entre (0.15 et 0.25) indépendamment du niveau de tension appliquée. Pour les fortes conductivités (10, 20mS/Cm), les décharges partielles sont très fréquentes et le coefficient $K_{5/3}$ est toujours inférieur à 0.5 quelque soit la tension appliquée, par contre $K_{7/5}$ est toujours supérieur à 0.5 mais inférieur à 1, ce qui prouve que l'harmonique n°7 augmente plus rapidement que l'harmonique n°5 avec l'élévation de la conductivité volumique du milieu mais reste toujours inférieur à lui en amplitude.

Cette étude fréquentielle du courant de fuite, nous a permis d'extraire deux critères de jugements de l'état de surface d'un isolateur ($K_{5/3}, K_{7/5}$) vue que leurs valeurs dépendaient principalement de la conductivité volumique du milieu.

Le quatrième chapitre est consacré à une étude de corrélation qui pourrait exister entre le signal du courant de fuite et la sévérité de la pollution caractérisant l'état de surface de l'isolateur. La technique de décomposition par la DWT est une technique très intéressante qui nous a permis d'étudier les coefficients d'approximations et les détails en tirant les valeurs de la standard déviation, des maximums et des minimums pour les dix niveaux de décomposition. Nous avons introduit les paramètres (α, β, γ) qui représentent les sommes des

valeurs correspondant aux paramètres obtenus pour les dix niveaux de décomposition. Ces paramètres introduits donnent des informations intéressantes sur la sévérité de pollution de l'isolateur. Les critères obtenus à l'issue de cette étude vont servir comme une base de données pour le système d'entraînement des deux méthodes d'apprentissage supervisé que nous allons étudier dans le prochain chapitre.

En dernier lieu, après application des techniques d'apprentissage supervisé, nous avons pu constater que la fiabilité d'un modèle automatique de classification dépendait du nombre de critères de jugement et de leur nature. Ainsi, les deux modèles étudiés sont plus fiables en employant les coefficients des détails d'ondelette qu'en employant les coefficients d'approximations. Nous notons aussi que le modèle Naïf Bayésien est plus fiable avec 5 critères de jugement qu'avec 32, contrairement au modèle SVM qui est plus fiable avec 32 critères qu'avec 5. Nous citons également que la taille de la base de données d'entraînement pourrait améliorer la fiabilité du modèle Naïf Bayésien [53]. Enfin et en se basant sur les résultats obtenus, nous concluons que l'application de ces méthodes est aussi fiable dans le domaine de la haute tension que dans d'autres domaines (médecine, classement de texte...etc.), sous réserve de l'amélioration de critère de jugement, du nombre de ces derniers et de la taille de la base de données d'entraînement.

Nous espérons en fin, que ce modeste travail effectué, profitera à qui que ce soit qui s'y intéresse.

Références Bibliographie

Références bibliographiques

- [1] T. Suda. «*Frequency Characteristics of Leakage Current Waveforms of Artificially Polluted Suspension insulators*», IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul, Vol. 8, pp.705-709, 2005.
- [2] X.Yan Shi, C.Sun and Z. Zhang «*Evaluating the Safety Condition of Porcelain Insulators by the Time and Frequency Characteristics of LC Based on Artificial Pollution Tests*», IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 17, No. 2; April 2010, pp1-9.
- [3] A. Felix et G.K. George, «*Linear Stochastic Analysis of polluted Insulators Leakage Current*», IEEE Trans. Power Delivery, Vol.17, pp.1063-69, 2002
- [4] S.M. Gubanski, A. J. Andersson et H. Hillborg, «*Diagnostic Methods for Outdoor Polymeric Insulators*», IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., Vol. 14, pp.1065-1080, 2007
- [5] K.Tarakanath, D. K. Mohanta, Velaga Sreerama Murthy, «*Insulator Condition Analysis for Overhead Distribution Lines Using Combined Wavelet Support Vector Machine (SVM)*», IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 17, No. 1; February 2010, pp1-12
- [6] Suwarno, «*Study on the waveform of Leakage Current on the 20 kV post-pin ceramic insulators Conditions*», Intern. Sympos. Electr. Insulating Materials, pp. 387 – 390, 2001.
- [7] M. Tabasi, M.Dakhem and M. M. Abravesh «*Determining the Probability of Flashover Occurrence in Composite Insulators by Using Leakage Current Harmonic Components*», IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 17, No. 2; April 2010, pp1-9.
- [8] R. Sarathi, S. Chandrasekar et N. Yoshimura, «*Investigations into the Surface Condition of the Silicone Rubber Insulation Material using Multiresolution Signal Decomposition*», IEEE Trans. Power Delivey, Vol. 21, pp.243-252, 2006
- [9] A.Cavallini et G.C. Montanari, «*Investigations on Leakage Current and Phase Angle Characteristics of Porcelain and Polymeric Insulator under contaminated Conditions*», IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 16, No. 2; April 2009, pp1-10.
- [10] V.S.Murthy, «*Insulator Condition Analysis for Overhead Distribution Lines Using Combined Wavelet Support Vector Machine (SVM)* », IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 17, No. 1; February 2010, pp 1-12
- [11] M.Uyar , M.T.Gencoglu : «*Prediction of flashover voltage of insulators using least squares support vector machines*», Expert Systems with Applications 36 (2009) pages 10789–10798
- [12] A.H. El-Hag, «*Leakage Current Characterization for Estimating the Conditions of Non-ceramic Insulators' Surfaces*», Electric Power System Research, Vol. 77, pp.379-384, 2007.
- [13] A.Mekhaldi, «*Etude des phénomènes de conduction et de décharge électrique sur des surfaces isolantes polluées sous tension alternative 50 Hz* », Thèse de doctorat d'état, Génie Electrique, ENP, juin 1999.
- [14] 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 d'Alger, Février 1998.

- [15] « *Artificial pollution tests on high-voltage insulators to be used on AC systems* », IEC 85-1 ,1991.
- [26] L.Arrabiy, « *Visualisation et Traitement de Signal de Courant de Fuite sur une Surface Isolante Polluée* », PFE, Département de Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (E.N.P.), 1999.
- [17] 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*», Projet de fin d'étude, Département de Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 2009.
- [18] A.Bogges, F.J.Narcowich « *A First Course in Wavelets With Fourier Analysis* », Prentice Hall, pp 37-151, 155-239, 273-276 USA, 2000.
- [19]: F. Cottet, « *aide mémoire traitement de signal*», pp 13-31, 149-167, Dunod, France,2005
- [20] F. Meghnefi, C. Volat et M. Farzaneh « *Temporal and Frequency Analysis of the Leakage Current of a Station Post Insulator during Ice Accretion*», IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 14, No. 6; pp 1-6 December 2007.
- [21] S.Chandrasekar, C.Kalaivanan et Andrea Cavallini, « *Partial Discharge Detection as a Tool to Infer Pollution Severity of Polymeric Insulators*» IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 17, No. 1; pp 1-12, February 2010.
- [22] W.Yan, K.F.Goebel, N.Evers « *Algorithms for Partial Discharge Diagnostics Applied to Aircraft Wiring*», GE Global Research Center Niskayuna, NY 12309,
- [23] X.Jiang, Y.Shi, et Z.Zhijing, « *Evaluating the Safety Condition of Porcelain Insulators by the Time and Frequency Characteristics of LC Based on Artificial Pollution Tests*», IEEE, Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 17, No. 2; pp 1-7, April 2010
- [24] « *Artificial pollution tests on high-voltage insulators to be used on A. C. systems*», IEC 60507, 1991
- [25] A.Pradana, « *Properties of Leakage Current on 20 kV Ceramic Insulators and Computer simulation based on Electrical Equivalent Circuit*», Proceedings of the World Congress on Engineering 2010 Vol II, London, UK
- [26] G. Iyer, R.S.Gorur A.Krivdal et P.Mahonen, « *Prediction of Electrical Performance of Medium Voltage Epoxy Insulated Equipment*», IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 17, No. 2; pp 1-8, April 2010.
- [27] W.L.Vosloo, R.Swinny, T.Mvayo et J.P.Holtzhausen, « *Koeberg Insulation Pollution Test Site (KIPTS)-from research facility to inhouse product aging test standard*», World Insulator Conference and Exhibition, pp. 1-7, 2001
- [28] B. Moula, A. Mekhaldi, M. Tegar « *Comparaison des Performances d'un Isolateur Haute Tension Soumis aux Conditions de Pollution Artificielle* », CNHT'2011– 8ème Conférence Nationale sur la Haute Tension, Tiaret, 09-11 Mai 2011 ; pp 33-37.

- [29] Kimoto, I., Fujimura, T., & Naito, K. (1973), «*Performance of insulators for direct current transmission line under polluted condition*», IEEE Transaction on PAS, 92, 943–949.
- [30] Sundararajan, R., & Gorur, R. S. (1994), «*Effect of insulator profiles on dc flashover voltage under polluted conditions*», IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulation, 1(1), pp 124–132.
- [31] Michael Weeks, «*Digital Signal Processing Using MATLAB® and wavelets*», Electrical engineering series, Infinity Science Press, USA, pp 187-221, 2006.
- [32] A.H.EI-Hag, S.H.Jayaram, 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.
- [33] B.X.Du, Y.Liu, «*Recurrent Plot Analysis of Leakage Current on Flashover Performance of Rime-iced Composite Insulator*».IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 17, No. 2; pp 1-6, April 2010
- [34] G. Blanchet, M.Charbit, «*Traitement numérique du signal* », Techniques de l'ingénieur, traité électronique, E 3087.
- [35] S.V.Vaseghi, «*Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction* », 2ème édition, 2000
- [36] M.A. Fernando, S.M. Gubanski, «*Leakage Current Patterns on Contaminated Polymeric Surfaces*», IEEE Trans. Electr. Insul. Vol. 6, pp. 688–694, 1999.
- [37] B.B. Hubbard, «*Ondes et ondelettes. La saga d'un outil mathématique* ». [éd.] Pour la Science. Paris : 1995. 2-9029-1890-9.
- [38] Y.Meyer, «*Ondelettes et opérateurs* », Tome 1. [éd.] Hermann. Paris: Actualités mathématiques, 1990.
- [39] S.Mallat, «*A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation*». Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE trans. 1989, Vol. 11, 7, pp. 674-693.
- [40] Y.Meyer, et M.Nowal, «*La surprenante ascension des Ondelettes* ». [éd.] Société d'éditions scientifiques. Paris, France : Février 2005, pp. 56-59. 0029-5671.
- [41] N. Smail, «*Application de la Transformée en Ondelettes pour la recherche et l'analyse de textes* ». Thèse de doctorat, université Paris-Est, 27 Janvier 2009
- [42] H.V. Luong , «*Étude de la méthode de la transformation en ondelette et l'application à la compression des images* »,Rapport de stage 15 juillet 2005
- [43] K.Dinesh, S.Ashwin, V.Harish, E.VarathKanth, C.Venkataseshaiah, R. Sarathi, «*Understanding the surface condition of Insulation Material Using Wavelets* », CBIP – International Conference in Maintenance Technologies of EHV Transmission Lines, New Delhi, India, April 2002.

- [44] C.T.Zaniani, « *Dynamic Modeling of AC Arc Development on Ice Surfaces* ». Thèse présentée à l'université du QUÉBEC à CHICOUTIMI comme exigence partielle du doctorat en ingénierie. 2004.
- [45] A.K.Bouhadjar, M.Amokrane , « *Caractérisation de l'état de surface d'un isolateur par technique d'ondelettes et modélisation* », Thèse de PFE, département d'électrotechnique de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 2008.
- [46] J. Kharroubi, « *Étude de Techniques de Classement ' Machines à Vecteurs Supports' pour la Vérification Automatique du Locuteur* », Thèse de Doctorat, Ecole nationale supérieure des télécommunications, France, 2002
- [47] Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork, "*Pattern classification*", Wiley-interscience, pp20-84, 215-282, 453-517, NY- USA, 2001
- [48] C.M. Bishop, « *Pattern Recognition and Machine Learning* », Information Science and Statistics, Springer, Springer, pp21-28, 78-110, 179-220, 325-357, New York, USA, 2006
- [49] R.Caruana, et A.Niculescu-Mizil, «*An empirical comparison of supervised learning algorithms*». Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning, 2006.
- [50] G.Saporta, M. Legeune, « *Probabilités, analyse de données et statistique* » Technip,2006 pp 75-100, Paris.
- [51] H. John and Pat Langley. «*Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers*». Proceedings of the Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence". pp. 338-345. Morgan Kaufmann, San Mateo, 1995.
- [52] Marti A. Hearst, «*Support Vector Machines*», IEEE Intelligent Systems, vol. 13, no. 4, pp. 18-28, Jul/Aug, 1998
- [53] V. Vapnik, et S. Kotz,« *Estimation of Dependences Based on Empirical Data*», Springer Series in Statistics, 1982.
- [54] P. Ciarlet « *Introduction à l'analyse numérique matricielle et à l'optimisation*» Masson, nouvelle édition, 1994.
- [55] T.M. Mitchel, «*Machine learning*», Mc-Graw Hill, pp154-199, USA, 1997.
- [56] G. Paliouras, V. Karkaletsis, C.D. Spyropoulos, «*Maching learning and its application*», Lecture Note in Artificial Intelligence, Springer, pp249-258, Berlin, Germany, 2001.
- [57] F.V.D. Heijden, D. de Ridder, D.M.J. Tax «*Classification, Parameter Estimation and state esimation* », An Engineering Approach using MATLAB, John Wiley and Sons, pp13-79, 139-181, England, 2004.
- [58] C. Scharff, «*Le modèle de Bayes*», exposé, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Hanoi, Viêt Nam, 2004