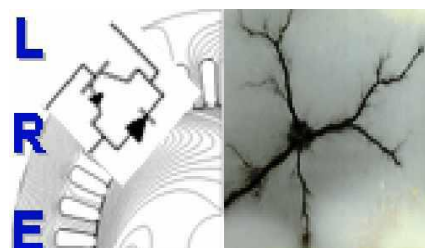


République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



Département d'Electrotechnique
Laboratoire de Recherche en Électrotechnique

Thèse de Doctorat

Présentée par :
Imene FERRAH

Master en Électrotechnique de L'ENP

Pour l'obtention du titre de
Docteur Troisième Cycle (D/LMD) en Électrotechnique

Thème

Un nouveau classificateur de codage RVB-RNA et analyse fractale pour l'étude et le diagnostic d'un isolateur pollué sous tension alternative 50 Hz

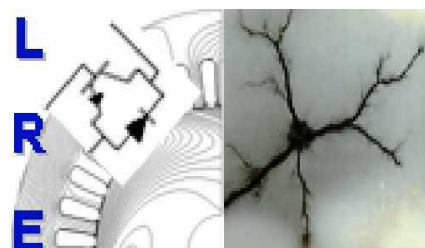
Président :	BOUBAKEUR Ahmed	Professeur à l'ENP
Rapporteurs :	TEGUAR Madjid	Professeur à l'ENP
	CHAOU Ahmed Khaled	Docteur/Responsable commercial à Honeywell Algérie
Examineurs :	MEKHALDI Abdelouahab	Professeur à l'ENP
	MOULAI Hocine	Professeur à l'USTHB
	ZIANI Abderahmane	Professeur à l'USTHB

ENP 2021

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



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



Département d'Electrotechnique
Laboratoire de Recherche en Électrotechnique

Thèse de Doctorat

Présentée par :
Imene FERRAH

Master en Électrotechnique de L'ENP

Pour l'obtention du titre de
Docteur Troisième Cycle (D/LMD) en Électrotechnique

Thème

Un nouveau classificateur de codage RVB-RNA et analyse fractale pour l'étude et le diagnostic d'un isolateur pollué sous tension alternative 50 Hz

Président :	BOUBAKEUR Ahmed	Professeur à l'ENP
Rapporteurs :	TEGUAR Madjid	Professeur à l'ENP
	CHAOU Ahmed Khaled	Docteur/Responsable commercial à Honeywell Algérie
Examineurs :	MEKHALDI Abdelouahab	Professeur à l'ENP
	MOULAI Hocine	Professeur à l'USTHB
	ZIANI Abderahmane	Professeur à l'USTHB

ENP 2021

ملخص

نستحضر في هذه الرسالة دراسة وتشخيص نموذج مستوي لعازل HV ملوث تحت جهد متناوب 50 هرتز، أولاً تم إجراء اختبارات الاحاطة على النموذج التجريبي تحت تلوث منتظم وغير منتظم. بعد ذلك، تم اقتراح خوارزمية جديدة تجمع بين نظام ترميز الصور الملونة (RGB) والشبكات العصبية الاصطناعية (AANs) لتصنيف التفريغات الكهربائية إلى خمس فئات. في الواقع، تهدف هذه الخوارزمية إلى اكتشاف ورصد انتشار التفريغات الكهربائية، من خلال تحليل ستة ألوان المتواجدة في صور التفريغات الكهربائية. يتم ترميز كل بكسل في الصورة وفقاً لنظام RGB. استناداً إلى نسبة عدد وحدات البكسل للون معين إلى العدد الإجمالي للبكسل في صورة التفريغ، يتم تحديد ستة مؤشرات وتجميعها لتشكيل ناقل سمة. هذا الأخير يستخدم كمدخل للشبكة العصبية الاصطناعية، من أجل التمييز بين خمس فئات من التفريغ الكهربائي. بناءً على طريقة العد الصندوقي، يتم تنفيذ خوارزمية ثانية لتقدير البعد الكسري (DF) لصور التفريغات التي تتطور على النموذج التجريبي تحت تلوث منتظم. أخيراً، تم تنفيذ خوارزمية ثالثة لحساب البعد الكسري (DF) لإشارات العينة لتيار التسرب والجهد المطبق والحمل، والمسجلة أثناء الاختبارات تحت تلوث منتظم وغير منتظم.

كلمات البحث: عازل ملوث، تحليل كسور، شبكات عصبية اصطناعية، ترميز، تصنيف، إشارة، حساب صندوقي، تيار تسرب، جهد مطبق، حمل.

Abstract

In this thesis, we evoke the study and the diagnosis of a plan model of a polluted HV insulator under 50 Hz alternating voltage. First, flashover tests were carried out on the experimental model under uniform and non-uniform pollution. Subsequently, a new algorithm combining the color image encoding system (RGB) and artificial neural networks (ANNs) is proposed for the classification of electric discharges into five categories. In fact, this algorithm aims to detect and monitor the propagation of electric discharges to flashover, through the analysis of six colors existing in the images of discharges. Each pixel in the image is encoded according to the RGB system. Based on the ratio of the number of pixels of a given color to the total number of pixels in the discharge image, six indicators are quantized and grouped to form a feature vector. This latter is used as an input to the ANN, in order to distinguish between five classes of electric discharges. Based on the box counting method, a second algorithm is carried out to estimate the fractal dimension (FD) of the images of discharges evolving on the experimental model under uniform pollution. Finally, a third algorithm is implemented to calculate the fractal dimension of the sampled signals of the leakage current, the applied voltage and the charge, recorded during the tests under uniform and non-uniform pollution.

Key words: Polluted insulator, fractal analysis, artificial neural networks, RGB encoding, classification, signal, box counting, leakage current, applied voltage, charge.

Résumé

Dans cette thèse, nous évoquons l'étude et le diagnostic d'un modèle plan d'isolateur HT pollué sous tension alternative 50 Hz. D'abord, des essais de contournement ont été effectués sur le modèle expérimental sous pollution uniforme et non-uniforme. Par la suite, un nouvel algorithme combinant le système de codage d'image couleur (RVB) et les réseaux de neurone artificiels (RNA) est proposé pour la classification des décharges électriques en cinq catégories. En fait, cet algorithme vise à détecter et surveiller la propagation des décharges électriques jusqu'au contournement, grâce à l'analyse de six couleurs existant dans les images de décharges. Chaque pixel de l'image est codé conformément au système RVB. Sur la base du rapport entre le nombre de pixels d'une couleur donnée et le nombre total de pixels de l'image de décharge, six indicateurs sont quantifiés et groupés pour former un vecteur de caractéristiques. Ce dernier est utilisé comme entrée du RNA, afin de distinguer entre cinq classes de décharges électriques. Basé sur la méthode de comptage de boîtes, un deuxième algorithme est réalisé pour estimer la dimension fractale (DF) des images de décharges évoluant sur le modèle expérimental sous pollution uniforme. Finalement, un troisième algorithme est mis en œuvre pour calculer la dimension fractale des signaux échantillonnés du courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge, enregistrés lors des essais sous pollution uniforme et non-uniforme.

Mots clés : Isolateur pollué, analyse fractale, réseaux de neurones artificiels (RNA), codage RVB, classification, signal, comptage de boîtes, courant de fuite, tension appliquée, charge.

Remerciements

*Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mon directeur de thèse Monsieur **TEGUAR Madjid**, Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique. Je le remercie de m'avoir encadré, orienté et aidé. Je voudrais lui adresser toute ma gratitude pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion.*

*Je tiens à remercier Monsieur **CHAOU Ahmed Khaled**, Responsable commercial à Honeywell Algérie, pour avoir accepté de co-diriger et de suivre ce travail.*

*J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur **BOUBAKEUR Ahmed** Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique, d'avoir accepté de présider le jury de soutenance de cette thèse.*

*Je remercie Monsieur **MEKHALDI Abdelouahab**, Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique, Monsieur **MOULAI Hocine**, Professeur à l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene et Monsieur **ZIANI Abderahmane**, Professeur à l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, d'avoir accepté d'examiner ce travail.*

*Je voudrais exprimer ma reconnaissance envers mes collègues au laboratoire de recherche en électrotechnique, **Djamel MAADJOUJ**, **Omar KHERIF**, **Yucef BENMHAMMED** et **Rabie SALHI**, qui m'ont apporté leur support intellectuel tout au long de ce travail.*

Je remercie mes parents, qui m'ont tellement soutenu... tous les mots du monde ne suffiront pas à décrire ma gratitude, mon respect et mon amour pour vous.

*Je ne saurais terminer sans adresser mes vifs remerciements à mon mari **Seif El Islem BADRAOUI**. Mes remerciements ne pourront jamais égaler ton grand cœur qui m'a apporté du soutien au moment où j'avais besoin d'aide.*

A ma mère « Zeineb BELGUESSAM » et mon père « RABAH »

A mon mari Seif

A mon frère Mohamed Amine et mes sœurs Samia, Meriem, Khaoula et Chahed

A mes amies Ghania, Asma, Ouafiba, Noudjoud, Safia, Amina, Yamina, Meriem et Chaima

A tous ceux qui me sont chers

Table des matières

Résumé.....	
Liste des Figures.....	
Liste des Tableaux.....	
Introduction Générale	12

Chapitre I Recherche bibliographique et essais de contournement

I.1 Introduction.....	17
I.2 Travaux antérieurs sur le diagnostic des isolateurs pollués.....	17
I.2.1 Par exploitation des signaux du courant de fuite et de tension appliquée	17
I.2.2 Par traitement d'images	21
I.3 Traitement d'images.....	22
I.3.1 Notions basiques sur le traitement d'images	22
I.3.1.1 Définitions générales.....	22
1. Image.....	22
2. Types d'images numériques.....	23
3. Pixel.....	24
4. Résolution.....	24
I.3.1.2 Segmentation.....	24
1. Définition.....	24
2. Approche basée sur la détection de la discontinuité	25
3. Approche basée sur la détection de la similarité	25
4. Segmentation par seuillage.....	25
I.3.2 Principales méthodes de binarisation	26
I.3.2.1 Méthodes globales.....	26
1. Méthode d'Otsu.....	26
2. Méthode d'Isodata.....	27
I.3.2.2 Méthodes locales.....	27
1. Méthode de Bernsen.....	27
2. Méthode de Niblack.....	27
I.3.2.3 Résultats de binarisation sur quelques images de décharges	28
I.4 Contournement d'un modèle d'isolateur	29
I.4.1 Dispositif expérimental	29
I.4.2 Processus de contournement	31
I.5 Conclusion.....	34

Chapitre II Nouvel algorithme de reconnaissance et classification des décharges électriques

II.1 Introduction.....	36
II.2 Codage des images des décharges électriques	36
II.2.1 Système RVB.....	36
II.2.2 Création de la base de données RVB.....	38
II.2.2.1 Collection d'images.....	38
II.2.2.2 Elimination de pixels dupliqués.....	38
II.2.2.3 Elimination de chevauchements.....	39
II.2.2.4 Validation et stockage.....	40
II.3 Réseaux de neurones artificiels	41
II.4 Algorithme RVB-MLPNN proposé	42
II.4.1 Extraction des caractéristiques.....	43
II.4.2 Classification des décharges.....	44
II.4.2.1 Entraînement.....	44
II.4.2.2 Classification.....	45

II.5 Résultats et interprétations	45
II.5.1 Vecteur de caractéristiques.....	45
II.5.2 Classification.....	47
II.6 Conclusion.....	48

Chapitre III Analyse fractale des images des décharges électriques

III.1 Introduction.....	51
III.2 Théorie des fractales.....	51
III.2.1 Histoire des fractales.....	51
III.2.2 Objets fractales dans la nature.....	53
III.2.3 Application des fractales.....	54
III.2.4 Dimension fractale.....	54
III.2.4.1 Auto-similarité.....	54
III.2.4.2 Exemple de construction de la courbe de Von Koch.....	54
III.2.4.3 Notion de dimension fractale.....	55
III.2.5 Calcul de la dimension fractale.....	56
III.2.5.1 Méthode des disques disjoints.....	56
III.2.5.2 Méthode masse-rayon.....	57
III.2.5.3 Méthode de box-counting.....	58
III.3 Fractales et décharges électriques.....	59
III.3.1 Aspect fractale des décharges.....	59
III.3.2 Travaux antérieurs sur l'utilisation de l'analyse fractale dans des phénomènes électriques.....	59
III.3.2.1 Analyse fractale des décharges.....	59
III.3.2.2 Analyse fractale de la décharge de foudre.....	60
III.3.2.3 Analyse fractale pour l'étude des isolateurs pollués.....	60
III.4 Algorithme de calcul de la dimension fractale.....	61
III.4.1 Algorithmes de calcul de la DF pour les images par la méthode de Box-Counting.....	61
III.4.2 Validation de l'algorithme.....	64
III.5 Application des fractales sur les images des décharges.....	67
III.5.1 Etude de la DF des images des décharges en fonction de la tension appliquée.....	67
III.5.2 Etude de la DF des images des décharges en fonction de la DDNS.....	69
III.6 Conclusion.....	70

Chapitre IV Analyse fractale des signaux de courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge pour l'étude des isolateurs pollués

IV.1 Introduction.....	72
IV.2 Dispositif expérimental.....	72
IV.3 Algorithme de calcul de la DF	74
IV.3.1 Algorithme de Katz.....	74
IV.3.2 Algorithme de Higuchi.....	74
IV.3.3 Algorithme de comptage de boîtes multi-résolution.....	75
IV.4 Validation de la méthode.....	79
IV.4.1 Fonction de Weierstrass (FW).....	79
IV.4.2 Signal aléatoire du mouvement brownien fractionnel (FBM).....	81
IV.5 Application des fractales sur les signaux des courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge.....	83
IV.5.1 Etude de la DF du signal du courant de fuite.....	83
IV.5.1.1 Cas de pollution uniforme.....	83
IV.5.1.2 Cas de pollution non uniforme (discontinue)	84
IV.5.2 Etude de la DF du signal de la tension appliquée.....	87
IV.5.2.1 Cas de pollution uniforme	87
IV.5.2.2 Cas de pollution non uniforme	89
IV.5.3 Etude de la DF du signal de la charge.....	91
IV.5.3.1 Cas de pollution uniforme	91

IV.5.3.2 Cas de pollution non uniforme	93
IV.7 Conclusion.....	95
Conclusion Générale.....	98
Bibliographie	102
Travaux effectués dans le cadre de cette thèse de Doctorat D/LMD	109

Liste des Figures

Figure I.1. Processus de contournement d'un isolateur givré [LIU10]	18
Figure I.2. Indicateurs quantitatifs de RP des composants haute fréquence [DU09].....	19
Figure I.3. Schéma du système de capteur à fibre optique pour surveiller le courant de fuite sur les isolateurs extérieurs [MI14].....	21
Figure I.4. Exemples d'images vectorielles et matricielles [FAV18].....	23
Figure I.5. Montage expérimental	30
Figure I.6. Disposition du modèle d'isolateur et de la caméra vidéo [FER20].....	30
Figure I.7. Agent de pollution, (a) : solution saline, (b) : sable humidifié	31
Figure I.8. Etapes du processus de contournement [FER20].....	32
Figure II.1. Cube de couleur RVB.....	37
Figure II.2. Composantes rouge (R), verte (V) et bleue (B) de trois images prises à différents stades de propagation de la décharge, (a) 53kV, (b) 67kV, (c) 67,5kV.....	37
Figure II.3. Collection et collage d'images de la couleur bleue.....	38
Figure II.4. Méthode d'élimination de pixels dupliqués	39
Figure II.5. Elimination de chevauchements.....	40
Figure II.6. Structure du MLPNN utilisée	42
Figure II.7. Organigramme de l'algorithme de reconnaissance de formes des décharges	43
Figure II.8. Indicateurs du vecteur de caractéristiques pendant le processus de contournement pour un DDNS de 0,02 g / cm ²	46
Figure II.9. Matrices de confusion d'entraînement et de test.....	48
Figure III.1. Une baderne d'Apollonius [LAJ06]	52
Figure III.2. Illustration des quatre premières étapes de la construction du pentagone de Durer..	52
Figure III.3. Fougère modélisés par ordinateur à l'aide d'un algorithme récursif [FAL03]	53
Figure III.4. Construction de la courbe de Von Koch [FAL03].....	55
Figure III.5. Calcul de la dimension fractale par la relation (III.1), (a) : pour la courbe de Von Koch, (b) : pour l'ensemble triadique de Cantor, (c) : pour le triangle de Sierpiński	56
Figure III.6. Recouvrement par des disques disjoints d'une partie de la courbe de Von Koch.....	57
Figure III.7. Mesure de la dimension fractale d'une courbe de Von Koch par la relation entre masse et rayon, (a) : un disque de centre x ₀ et de rayon R, (b) : une série de cercles concentriques	58
Figure III.8. Méthode de comptage de boîtes appliquée sur la courbe de Von Koch pour différentes tailles de grilles	58
Figure III.9. Etapes de calcul de la DF d'une image de décharges par la méthode de comptage de boîtes.....	62
Figure III.10. Exemple de remplissage d'arrière-plan d'une matrice de dimension 24.....	63
Figure III.11. Exemple de calcul du nombre de boîtes actives.....	64
Figure III.12. Exemple de raccourcissement d'une matrice basé sur la sommation logique des éléments.....	64
Figure III.13. Formes de décharges : (a) pour x = 0cm et h = 2cm, (b) pour x = 2cm et h = 2cm, (c) pour x = 3.7cm et h = 2cm [KHE08].....	65
Figure III.14. Courbe fractale du mot de Fibonacci pour $\alpha = 90^\circ$	66
Figure III.15. Variation des DF des images de décharges en fonction de la tension appliquée pour différentes valeurs de DDNS.....	67
Figure III.16. Etapes du processus de contournement [FER20].....	68
Figure III.17. Variation des DF des images de décharges en fonction de la DDNS pour différentes valeurs de la tension appliquée.....	69
Figure IV.1. Dispositif expérimental, T.H.T : Transformateur de haute tension, T.R : Transformateur régulateur, T.I : Transformateur d'isolation, O.E : Objet d'essais.....	73
Figure IV.2. Approche multi-résolution de comptage des boîtes pour un signal sinusoïdal à deux résolutions temporelles différentes.....	75
Figure IV.3. Exemples de matrices équivalentes d'un signal représenté à deux résolutions différentes	76

Figure IV.4. Algorithme de calcul de la DF du signal par la méthode de comptage de boîtes.....	77
Figure IV.5. Exemple de comptage de boîtes actives d'un signal échantillonné, (a) : Signal original sans ajout de points, $N(e)=14$, (b) : Ajout d'un point supplémentaire entre deux points successifs, $N(e)=23$, (c) : Ajout de quatre points supplémentaires entre deux points successifs, $N(e)=34$, (d) : Ajout de huit points supplémentaires entre deux points successifs, $N(e)=42$	78
Figure IV.6. Exemples de signaux de Weierstrass synthétisés, (a) : $DF_w = 1.9$, $H=0.1$, (b) : $DF_w = 1.5$, $H=0.5$, (c) : $DF_w = 1.1$, $H=0.9$	80
Figure IV.7. Exemples de signaux du mouvement brownien fractionnel synthétisés, (a) : $DF_b = 1.9$, $H=0.1$, (b) : $DF_b = 1.5$, $H=0.5$, (c) : $DF_b = 1.1$, $H=0.9$	81
Figure IV.8. La DF du signal du courant de fuite en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée pour différentes conductivités.....	83
Figure IV.9. La DF du signal du courant de fuite en fonction de la conductivité de la solution polluante pour différentes valeurs de la tension appliquée.....	84
Figure IV.10. La DF du signal du courant de fuite en fonction de la tension appliquée pour différentes dispositions et largeurs de la couche polluée, (a) : largeur = 5 cm, (b) : largeur = 10 cm, (c) : largeur = 15 cm, (d) : largeur = 20 cm, (e) : largeur = 25 cm.....	85
Figure IV.11. La DF du signal du courant de fuite en fonction de la largeur de la couche polluante pour différentes dispositions et tensions, (a) : tension appliquée = 3 kVeff, (b) : tension appliquée = 9 kVeff, (c) : tension appliquée = 12 kVeff, (d) : tension appliquée = 15 kVeff, (e) : tension appliquée = 21 kVeff, (f) : tension appliquée = 27 kVeff.....	87
Figure IV.12. La DF du signal de la tension appliquée en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée pour différentes conductivités.....	88
Figure IV.13. La DF du signal de la tension appliquée en fonction de la conductivité pour différentes valeurs efficaces des tensions appliquées.....	88
Figure IV.14. La DF du signal de la tension appliquée en fonction de la tension appliquée pour différentes dispositions et largeurs de la couche polluée, (a) : largeur = 5 cm, (b) : largeur = 10 cm, (c) : largeur = 15 cm, (d) : largeur = 20 cm, (e) : largeur = 25 cm.....	90
Figure IV.15. La DF du signal de la tension appliquée en fonction de la largeur de la couche polluante pour différentes dispositions et tensions, (a) : tension appliquée = 3 kVeff, (b) : tension appliquée = 9 kVeff, (c) : tension appliquée = 12 kVeff, (d) : tension appliquée = 15 kVeff, (e) : tension appliquée = 21 kVeff, (f) : tension appliquée = 27 kVeff.....	91
Figure IV.16. La DF du signal de la charge en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée pour différentes conductivités et concentrations en Kaolin, (a) : concentration en Kaolin=40g/l, (b) : concentration en Kaolin=100g/l, (c) : concentration en Kaolin=200g/l.....	92
Figure IV.17. La DF du signal de la charge en fonction de la conductivité pour différentes concentrations en Kaolin et valeurs de la tension appliquée, (a) : concentration en Kaolin=40g/l, (b) : concentration en Kaolin=100g/l, (c) : concentration en Kaolin=200g/l.....	93
Figure IV.18. La DF du signal de la charge en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée pour différentes conductivités et concentrations en Kaolin, (a) : concentration en Kaolin=40g/l, (b) : concentration en Kaolin=100g/l, (c) : concentration en Kaolin=200g/l.....	94
Figure IV.19. La DF du signal de la charge en fonction de la conductivité pour différentes concentrations en Kaolin et valeurs de la tension appliquée, (a) : concentration en Kaolin=40g/l, (b) : concentration en Kaolin=100g/l, (c) : concentration en Kaolin=200g/l.....	95

Liste des Tableaux

Tableau I.1. Résultats de classification des décharges [CHA15-b]	22
Tableau I.2. Résultat de binarisation de trois images de décharges par les méthodes de segmentation : Otsu, Isodata, Bernsen et Niblack.....	29
Tableau I.3. Décharges électriques typiques de contournement.....	33
Tableau I.4. Variation de la tension de contournement en fonction de DDNS.....	33
Tableau II.1. Le nombre de pixels pour chaque couleur.....	38
Tableau II.2. Etape de validation.....	40
Tableau II.3. Base de données de classification d'images.....	44
Tableau II.4. Classification des décharges électriques typiques de contournement	44
Tableau II.5. Classification de l'évolution des décharges typiques en fonction de la tension appliquée.....	47
Tableau III.1. Comparaison des DF calculées à la fois par la formule (III.1) et par notre algorithme pour diverses valeurs de positions (x) et de hauteurs (h) du paratonnerre	66
Tableau III.2. Discrimination entre les décharges de type non arc et arc pour les DDNS 0.02, 0.03 et 0.04 g/cm ²	69
Tableau IV.1. La DFw réelle et celle calculer par l'algorithme MRBC proposé et l'erreur entre les deux dimensions	81
Tableau IV.2. La DFB réelle et celle calculer par l'algorithme MRBC proposé et l'erreur entre les deux dimensions	82



Introduction Générale

Les isolateurs de haute tension (HT) sont indispensables pour les réseaux de transport et de distribution électriques. Ils sont destinés à fonctionner efficacement dans les conditions de pollution les plus sévères. Par conséquent, la surveillance des performances de ces isolateurs sous pollution est de la plus haute importance pour maintenir un fonctionnement fiable des réseaux électrique [CHA15-a, CHA15-b, DHA15, YI14, DU09, CHA14]. En effet, l'humidification de la couche de pollution accumulée sur la surface des isolateurs engendre le passage du courant de fuite et la formation d'arcs partiels. Ces derniers peuvent se prolonger, si les conditions électriques qui se trouvent réunies le permettent, jusqu'à couvrir toute la distance isolante entre la borne de haute tension et la terre, en engendrant le contournement [CHA15, JIA10, RIZ14, CHA09]. Ce dernier entraîne souvent de longues interruptions de service et a donc un impact négatif sur la fiabilité du système. Pour éviter le contournement, il est nécessaire de développer des outils fiables pour suivre, en temps réel, la progression des décharges électriques, permettant ainsi d'évaluer les performances des isolateurs extérieurs [CAV07, LIU10]. En fait, la surveillance des performances de l'isolateur passe par la prédiction du niveau de contamination des isolateurs HT [DHA15, JIA10]. Cette évaluation de la sévérité de la pollution est réalisée généralement en se basant sur l'étude du courant de fuite, qui peut être représenté dans le domaine temporel ou fréquentiel [DU09, PYL07].

Les études antérieures portant sur de diagnostic des isolateurs pollués sont, dans la plupart des cas, basées sur l'exploitation des signaux du courant de fuite et de la tension appliquée. Chaou et al [CHA14] ont utilisé les ondelettes continues (CWT) et discrètes (DWT) appliquées sur les signaux de courant de fuite et de la tension appliquée pour surveiller et diagnostiquer l'état de surface d'un modèle d'isolateur HT pollué. Dhahbi et al [DHA15] ont étudié la variation du courant de fuite d'un modèle d'isolateur pollué en PVC dans les domaines temporel et fréquentiel, pour différentes configurations d'isolateurs HT pollués. Mi et al [MI14] ont installé un système de capteur à fibre optique pour mesurer l'amplitude, le RMS et le nombre d'impulsions du courant de fuite sur un isolateur sous pollution. Ces paramètres ont été utilisés comme entrées d'un réseau de neurones artificiel (RNA) pour prédire le niveau de contamination. Al Khafaf et El-Hag [ALK18] ont développé un algorithme basé sur le réseau de neurone artificiel autorégressif non linéaire dans le but de prédire et de surveiller le changement du pic du courant de fuite sur traversant la surface d'un isolateur pollué. Chaou et al [CHA15-b] ont développé un algorithme mixte de traitement d'image (en noire et blanche) et de classification pour la discrimination entre deux classes de décharges, arc et non arc, évoluant sur un modèle d'isolateur pollué. Les travaux de recherche susmentionnés sont détaillés dans le premier chapitre de ce présent manuscrit.

La présente investigation est contribution à l'étude du comportement des isolateurs pollués. Pour parvenir à une telle investigation, différentes méthodologies ont été mises en œuvre en se basant sur l'analyse fractale des signaux, la reconnaissance de forme des dé-

charges électriques évoluant jusqu'au contournement et l'intelligence artificielle. De telles techniques nécessitent reposent sur des bases de données fournies par l'expérimentation.

En effet, des expériences ont été menées au Laboratoire de Haute Tension de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (ENP) sur des modèles d'isolateurs en verre, artificiellement pollués sous tension alternative 50 Hz. Deux types de pollution ont été adoptés : (i) sable humidifié avec de l'eau distillée, (ii) une solution saline. Pour cela, plusieurs valeurs de NSDD (sable humidifié) et de conductivités (solution saline) ont été considérées. Ces essais ont permis de constituer une base de données en matière de vidéos de décharges électriques et de signaux échantillonnés de courant de fuite, de tension appliquée et de charge. Nous avons utilisé ces deux types de données tout au long de de nos travaux de recherche contenant trois parties distinctes.

Nous avons effectué une première partie en exploitant les images extraites des vidéos enregistrées. En fait, nous avons proposé une nouvelle méthodologie de reconnaissance des décharges électriques. Pour cela, nous avons élaboré un algorithme basé sur un modèle RVB (rouge, vert et bleu) d'images en couleur, associé à un réseau de neurones artificiels (RNA) à perceptron multicouche (multi-layer perceptron neural network : MLPNN). L'algorithme RVB-RNA développé vise à détecter et surveiller la propagation des décharges électriques jusqu'au contournement, en analysant les six couleurs (bleue, violette, rouge, orange, jaune et blanche) apparaissant dans les images de décharges tout au long du processus de contournement. Sur la base du rapport entre le nombre de pixels d'une couleur donnée et le nombre total de pixels de l'image de la décharge, six indicateurs sont quantifiés et groupés pour former un vecteur de caractéristiques. Il s'agit du B, P, R, O, Y et W correspondant respectivement au bleu, violet, rouge, orange, jaune et blanc. Ce vecteur est utilisé comme entrée du RNA (MLPNN), afin de classer l'évolution des décharges électriques en cinq classes, (1) point lumineux et faible étincelle, (2) petits arcs partiels, (3) arcs denses localisés, (4) arcs principaux et (5) contournement.

La dimension fractale est une donnée statistique révélant la nature fractale d'un objet. Cette dimension est aujourd'hui très utilisée dans de nombreux domaines variés dont le diagnostic pour l'évaluation et la surveillance en temps réel de l'état des isolateurs [HAR08]. Ainsi, nous nous intéressons, à travers la deuxième partie que nous avons développée, à utiliser la notion de traitement d'images et le concept de géométrie fractale dans l'étude des images de décharges pour l'investigation de l'état de surface d'un modèle d'isolateur pollué. Pour cela, nous avons élaboré et validé notre propre algorithme de calcul de la dimension fractale des images reflétant la propagation des décharges électriques sur des surfaces isolantes polluées jusqu'au contournement total. Cet algorithme est basé sur la technique de comptage de boîtes.

Comme troisième partie, nous avons utilisé l'analyse fractale des signaux de courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge en vue de diagnostiquer l'état de surface du modèle d'isolateur sous pollution. A cette fin, nous avons élaboré un algorithme de calcul de la dimension fractale, sur la base de la méthode de comptage de boîtes. Ensuite, nous avons appliqué cet algorithme sur les signaux de courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge, afin d'étudier l'efficacité de la dimension fractale pour décrire la performance de l'isolateur et de relever le signal le plus efficace pour diagnostiquer l'état de surface de l'isolateur sous pollutions uniforme et non-uniforme.

Ainsi le présent manuscrit contient quatre chapitres distincts. Dans le premier chapitre, nous énumérons les principaux travaux de diagnostic des isolateurs pollués basés sur le signal du courant de fuite (utilisant la méthode d'ondelettes, le diagramme de récurrence, les analyses temporelle et fréquentielle, et l'intelligence artificielle), sur le traitement d'images des décharges électriques se propageant jusqu'au contournement (utilisant la segmentation d'image, le filtrage morphologique et les étiquettes des composantes connexes). Ces travaux sont suivis les notions basiques sur le traitement d'images. Les principaux modèles de binarisation y sont également cités. Nous présentons, par la suite, le mode opératoire ainsi que le dispositif d'essais. Nous terminons le chapitre par présenter les différentes étapes de la propagation des décharges électriques jusqu'au contournement du modèle de laboratoire.

Le deuxième chapitre porte sur la proposition d'une nouvelle méthodologie de reconnaissance et classification des décharges électriques à travers l'élaboration d'un algorithme basé sur un modèle d'image (RVB, rouge-vert et bleu) associé un réseau de neurones artificiel (RNA) à perceptron multicouche (multi-layer perceptron neural network (MLPNN)). Nous y présentons donc le système de codage RVB, la création de la base de données utilisée et le réseau de neurone adopté. Nous terminons par dévoiler les résultats ainsi que leurs interprétations.

Le troisième chapitre est consacré à l'analyse fractale des images de décharges pour l'étude du comportement d'un modèle d'isolateur. Nous commençons ce chapitre par dévoiler la théorie des fractales, ses applications et les méthodes de calcul de sa dimension. Nous illustrons, par la suite, l'aspect fractal ainsi que les principaux travaux utilisant cet aspect pour reproduire les décharges électriques le long des isolateurs pollués. Nous présentons ensuite l'algorithme de calcul de la dimension fractale proposé utilisant la méthode de comptage de boîtes ainsi que sa validation. Nous exposons, en dernier lieu, les résultats et leurs interprétations pour différentes tensions appliquées, conductivités de la pollution.

Le quatrième chapitre est dédié à l'analyse fractale des signaux relatifs au courant de fuite, à la tension appliquée et à la charge électrique. Nous abordons le chapitre par présenter l'algorithme de calcul de la dimension fractale utilisant la méthode de comptage de boîtes

ainsi que sa validation. Nous passons par la suite à son application sur les signaux susmentionnés et ce pour différentes tensions appliquées, conductivités de la solution saline.

La conclusion générale est réservée au bilan des résultats et les perspectives de recherche qui en découlent.



Chapitre I

Recherche bibliographique et essais de contournement

I.1 Introduction

La prédiction et la prévision de sévérité de la pollution sont indispensables dans le diagnostic et la surveillance des performances des isolateurs. De telles techniques sont généralement effectuées en se basant sur l'étude du courant de fuite dans les domaines temporel et fréquentiel [DU09, PYL0711]. Lors du diagnostic des isolateurs sous pollution, certains chercheurs se sont penchés sur le traitement des signaux du courant de fuite et de la tension ainsi que sur le traitement d'images de décharges électriques [CHA15- LIU10- DHA15].

Nous présentons dans ce chapitre, une étude récapitulative des travaux les plus récents utilisant les méthodes de diagnostic des isolateurs pollués. Ces recherches sont, dans la plupart des cas, basées sur l'étude des images de décharges ou de signaux tels que celui du courant de fuite. Nous introduisons, par la suite, la notion de traitement d'images en définissant son principe ainsi que ses outils les plus fondamentaux. Nous clôturons ce chapitre par la présentation du dispositif expérimental ainsi que le phénomène de contournement sur le modèle d'isolateurs adopté lors de nos essais en laboratoire.

I.2 Travaux antérieurs sur le diagnostic des isolateurs pollués

I.2.1 Par exploitation des signaux du courant de fuite et de tension appliquée

Sur la base de l'interprétation des signaux de courant de fuite et de la tension appliquée, plusieurs études ont été consacrées à la surveillance et au diagnostic des isolants pollués.

- **Analyse par ondelettes**

Chaou et al [CHA14] ont utilisé les ondelettes pour surveiller et diagnostiquer l'état de surface du modèle d'isolant HT sous une pollution uniforme et non uniforme.

Les auteurs ont appliqué les transformées en ondelettes continue (CWT) et discrète (DWT) sur les signaux de courant de fuite et de la tension appliquée acquis à partir d'un ensemble d'essais effectués sur un modèle d'isolateur plan sous pollution uniforme et non uniformes.

Dans le cas de la pollution uniforme, le CWT avec son analyse en échelle de temps permet, par l'intermédiaire du scalogramme, de caractériser l'état de la surface de l'isolateur en détectant l'apparition de décharges électriques à partir de la forme d'onde de la tension appliquée. Alors que pour une configuration de pollution non uniforme, le DWT grâce à son analyse multi-résolution permet de prédire l'occurrence du phénomène d'arcs partiels sur la surface de l'isolateur en fonction de la forme d'onde du courant de fuite.

L'apparition de décharges à la surface du modèle de l'isolateur est due à l'augmentation de la conductivité de la pollution. Les coefficients de la CWT augmentent en conséquence. Une telle augmentation est perçue sur le scalogramme par un changement de couleur du coefficient.

Si ce dernier -pour une grande échelle- est élevé, ceci indique une oscillation du signal à basse fréquence et inversement pour une échelle de plus petite valeur.

Les auteurs ont déduit que l'analyse par la technique des ondelettes (l'application de la CWT sur l'onde de la tension appliquée et la DWT sur le signal du courant de fuite) est efficace pour le diagnostic de l'état de surface d'un isolateur pollué.

- **Analyse par diagramme de récurrence (RP)**

Liu et al [LIU10] ont simulé, dans une chambre climatique artificielle, différentes morphologies du givre sur la surface d'un isolateur composite pour déterminer ses performances de contournement.

La configuration et les caractéristiques du givre ont été utilisées pour établir la relation entre ses paramètres et les performances de contournement.

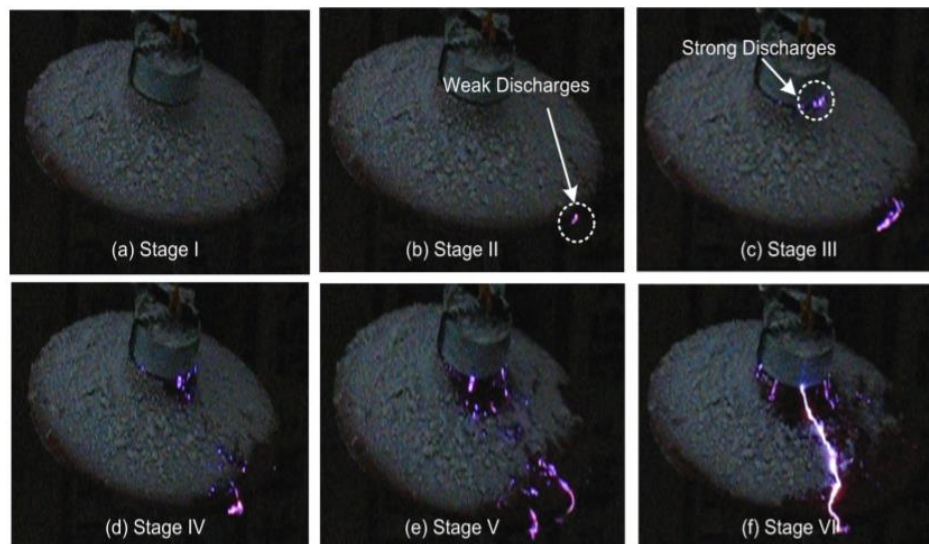


Figure I.1 Processus de contournement d'un isolateur givré [LIU10]

Les auteurs ont analysé la transition du courant de fuite jusqu'au contournement en utilisant une approche de diagramme de récurrence. Ce dernier a été obtenu pour révéler les caractéristiques non linéaires du courant de fuite en vue d'identifier ses comportements dynamiques sur l'isolateur pendant le processus de contournement. Ce diagramme graphique a mis en évidence la propagation de décharge jusqu'au contournement au fur et à mesure que le la fonte du givre est accélérée.

Finalement, les auteurs ont montré quel mécanisme du contournement des isolateurs givrés peut être révélé par la structure topologique et les indicateurs quantitatifs du RP.

Du et al [DU09] ont également utilisé la RP afin de surveiller les performances de fonctionnement des isolateurs extérieurs contaminés en analysant le signal du courant de fuite traversant la surface isolante.

Ils ont réalisé des tests de contamination dans un laboratoire en utilisant un brouillard salin épais avec dépôt de contamination non soluble. Le courant de fuite enregistré a subi une décomposition fréquentielle en utilisant la DWT.

Sur la base de l'analyse des composants à haute fréquence, les indicateurs quantitatifs de la RP sont obtenus pour refléter le mécanisme sous-jacent du processus de contournement (Figure I.2). Les résultats obtenus indiquent que la technique RP donne des schémas récurrents visuels des activités de la décharge pour surveiller les performances des isolateurs extérieurs.

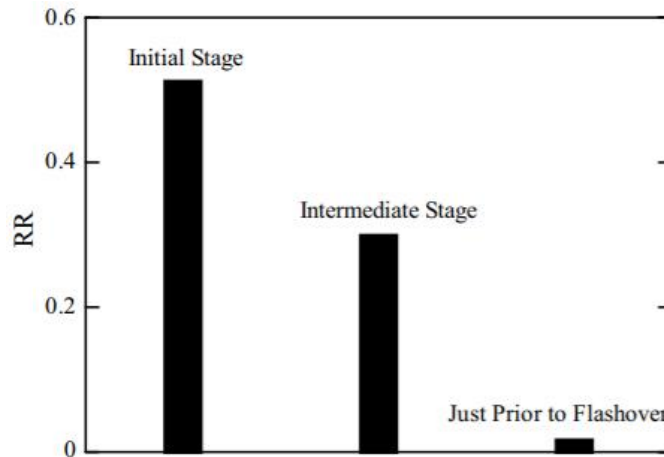


Figure I.2 Indicateurs quantitatifs de RP des composants haute fréquence [DU09]

Les comportements dynamiques sur la surface de l'isolateur sont illustrés graphiquement sur les structures de blocs rectangulaires avec une densité de points plus élevée et les changements de structure indiquent les commutations des états de la décharge pendant le processus de contournement.

Comme conclusion, la technique RP peut donc être considérée comme étant une technique efficace pour étudier l'évolution des décharges lors du processus de contournement. Cependant, elle ne fournit qu'un aperçu qualitatif de l'état de l'isolateur.

Pour surmonter cet inconvénient, Chaou et al [CHA15-a] ont utilisé l'analyse quantitative de récurrence (RQA) pour le diagnostic de l'état de surface d'un isolateur pollué. En effet, une fois que le signal du courant de fuite traversant la surface de l'isolateur est décomposé à travers la transformée en ondelettes discrètes (DWT), le diagramme de récurrence (RP) est calculé. Sur la base de ce diagramme, l'analyse quantitative de récurrence (RQA) est appliquée pour obtenir huit indicateurs. Les valeurs moyennes de ces indicateurs sont utilisées comme entrées de trois méthodes de classification à savoir, K-Nearest Neighbours, Naïve Bayes et Support Vector Machines, pour classer la sévérité de la pollution en 5 classes. Les résultats obtenus ont montré une bonne corrélation entre les indicateurs RQA et le niveau de la sévérité de la pollution.

- **Analyses temporelle et fréquentielle**

Dhahbi et al [DHA15] ont étudié la variation de courant de fuite d'un modèle d'isolateur pollué en PVC dans les domaines temporel et fréquentiel, et ce pour différentes configurations d'isolateurs HT pollués. Les auteurs ont étudié les paramètres caractéristiques des formes d'onde de courant de fuite enregistrées jusqu'au contournement à savoir la valeur de crête, le déphasage, le THD et le contenu harmonique.

Ils ont réalisé également une analyse temps-fréquence pour mieux comprendre le comportement du signal de courant de fuite. Ils ont calculé le spectrogramme des différentes étapes de l'activité du signal.

Les résultats obtenus montrent que la valeur de crête du signal du courant de fuite et le déphasage ne peuvent pas être des indications fiables de l'activité de décharge, tandis que l'amplitude des composantes harmoniques peut être bien corrélée avec les distorsions du signal. Aussi, l'analyse temps-fréquence peut être utilisée comme un outil pour la reconnaissance des modèles et la classification du signal de courant de fuite.

- **Analyse par RNA**

La prédiction et la classification du niveau de pollution ou du risque de contournement à l'aide des réseaux de neurones artificiels (RNA) est l'objet de nombreuses recherches pour surveiller le courant de fuite des isolateurs externes.

Mi et al [MI14] ont installé un système composé d'un capteur à fibre optique. Ce système est composé de capteurs d'humidité et de température, d'un module de traitement du signal, d'un module de collection de données basé sur un microcontrôleur, d'un module de transmission de signal sans fil et d'une alimentation avec panneaux solaires et batteries (Figure I.3). Le but est de mesurer l'amplitude, le RMS et le nombre d'impulsions du courant de fuite ainsi que l'humidité relative. L'application a été faite sur des isolateurs de poste en exploitation. Ces paramètres ont été utilisés comme entrée d'un RNA à fonction de base radiale pour prédire le niveau de contamination ~~en sortie~~. Les résultats du RNA montrent un grand accord avec les résultats expérimentaux.

Al Khafaf et El-Hag [ALK18] ont développé un algorithme basé sur le réseau neuronal artificiel autorégressif non linéaire (FFNN) afin de prédire et de surveiller la variation de la valeur crête du courant de fuite sur la surface des isolateurs pollués. Différents niveaux de la tension appliquée, diverses conductivités de la pollution et plusieurs profils d'isolateurs ont été considérés. Les auteurs ont constaté une forte corrélation la valeur crête du courant de fuite change et la conductivité de la pollution.

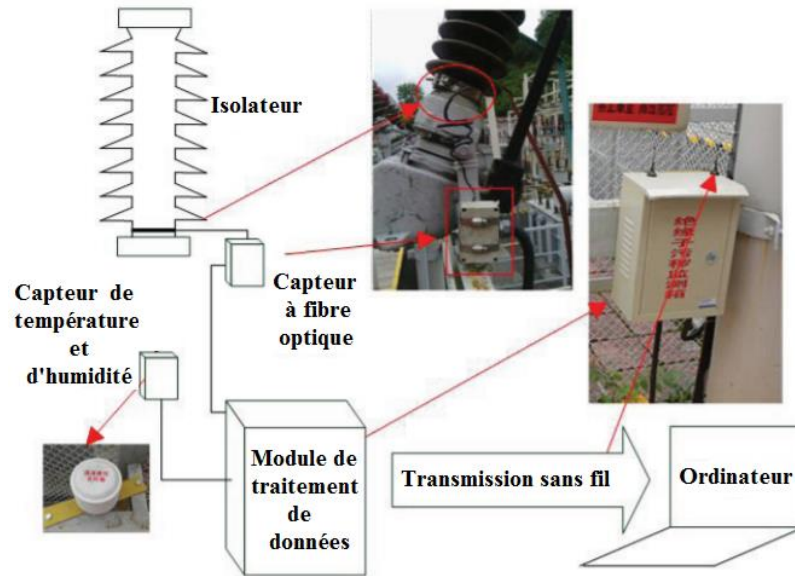


Figure I.3 Schéma du système de capteur à fibre optique pour surveiller le courant de fuite traversant les isolateurs extérieurs [MI14]

I.2.2 Par traitement d'images

Malgré les nombreuses investigations consacrées au domaine de la surveillance des isolateurs pollués, rares sont les études utilisant les techniques de traitement d'images.

- **Prédiction du niveau de contamination**

Maraaba et al. [MAR15] ont élaboré un algorithme basé sur un réseau de neurones à rétroaction multicouche (MFNN) pour prédire le niveau de contamination (niveau ESDD) d'un isolateur HT à partir de ses images. L'algorithme utilise les caractéristiques algébriques linéaires extraites à partir des images des isolateurs HT (capturées par des appareils photo numériques) comme entrée du réseau de neurones.

Une bonne corrélation entre le niveau de contamination prédit et les images visuelles a été trouvée.

- **Reconnaissance des décharges**

Chaou et al [CHA15-b] sont les seuls à avoir développé une combinaison d'algorithmes de traitement d'image (en noir et blanc) et de classification pour reconnaître la forme de décharges d'arc sur un modèle.

Les auteurs ont fait l'extraction des images à partir de vidéos du processus de contournement enregistrées sur un modèle d'isolateur plan sous divers niveaux de contamination. Ensuite, ils ont proposé, en premier lieu, un algorithme de traitement d'image et le testé sur la base de données d'images obtenue.

L'algorithme proposé se traite en quatre étapes. Tout d'abord, l'algorithme de segmentation d'image Otsu est appliqué sur les images. Ensuite, le filtrage morphologique en combinant

les opérations d'érosion et de dilatation est calculé pour éliminer les bruits indésirables tels que les réflexions lumineuses sur le modèle d'isolateur. Une fois l'image filtrée et la décharge électrique extraite, le calcul du vecteur des caractéristiques par l'étiquetage des composantes connexes est effectué. Ce vecteur comporte le nombre de décharges (ou nombre de composantes connexes), le nombre de pixels que contient la plus grande composante connexe étiquetée, sa longueur et sa largeur.

Ces indicateurs caractérisent différentes propriétés de l'activité des décharges et sont utilisés comme une entrée de trois algorithmes de classification (Knn, Naïve Bayes, Support Vector Machines) pour distinguer la présence ou non de décharges d'arc sur la surface de l'isolateur. Le classificateur SVM a montré les meilleures performances par rapport à Knn et NBet le taux de reconnaissance obtenu confirme l'efficacité de l'algorithme proposé (Tableau I.1).

Tableau I.1 Résultats de classification des décharges [CHA15-b]

	Knn	Bayes	SVM
Recognition Rate (%)	92.47	88.05	95.57

I.3 Traitement d'images

Le traitement d'images est un domaine très large qui connaît une évolution importante depuis quelques dizaines d'années. De nos jours, le traitement d'image fait partie des technologies à croissance rapide. Il forme un domaine de recherche principal dans les disciplines de l'ingénierie et de l'informatique [AZA17].

I.3.1 Notions basiques sur le traitement d'images

On peut définir le traitement d'images comme étant la série des techniques opérant sur celles-ci, en vue d'améliorer l'apparence visuelle de l'image, de l'interpréter et d'en tirer des informations considérées intéressantes [GON02].

Le traitement d'image comprend essentiellement trois étapes : l'importation de l'image avec un scanner optique ou par photographie numérique, l'analyse et la manipulation de l'image qui comprend la compression des données, et la sortie qui est la dernière étape, dans laquelle le résultat peut être une image ou un rapport altéré basé sur l'analyse effectuée [GON07].

I.3.1.1 Définitions générales

1. Image

L'image est une sorte de langage qui exprime des informations visuelles à l'être humain ; c'est une représentation analogique d'une scène réelle [GON02].

Il y'a deux types d'images : analogique (photo argentique, radiographie, peinture, bobines de film, ...) et numérique (image « web », image d'un film, sortie des appareils photos numériques, image de TV numérique, ...). Une image analogique est continue. Cependant, une

image numérique est une image d'origine analogique, convertie par des convertisseurs numériques ou créée par des programmes informatiques (modélisation) [ANT91].

2. Types d'images numériques

En infographie, il existe deux façons de représenter les images : les graphiques matriciels, également appelés bitmaps, et les graphiques vectoriels (Figure I.4) [FAV18].

L'image vectorielle est une image numérique constituée de chemins, qui sont définis par un point de départ et un point d'arrivée, ainsi que d'autres points, courbes et angles le long du chemin. Un tracé peut être une ligne, un carré, un triangle ou une forme courbée. Ces chemins peuvent être utilisés pour créer des dessins simples ou des diagrammes complexes. Etant donné que les images vectorielles ne sont pas composées d'un nombre spécifique de points, elles peuvent être redimensionnées à une taille plus grande sans pour autant perdre de qualité. Cela rend les graphiques vectoriels idéaux pour les logos, qui peuvent être suffisamment petits pour apparaître sur une carte de visite, mais peuvent également être mis à l'échelle pour remplir un panneau d'affichage.

L'image matricielle, nommée aussi carte de point (bitmap), est une image numérique composée d'une matrice de données (points) ou un tableau d'éléments connus sous le nom de pixels d'image. Lorsqu'elle est visualisée à 100%, chaque point correspond à un pixel individuel sur un écran. Dans une image bitmap standard, chaque point peut se voir attribuer une couleur différente. Ensemble, ces points peuvent être utilisés pour représenter tout type d'image rectangulaire.



Figure I.4 Exemples d'images vectorielles et matricielles [FAV18]

La première ligne illustre plusieurs types de graphiques matriciels : croquis, photographies et peintures. Ces bitmaps sont composés d'un tableau de pixels et ont été capturés par des caméras ou des scanners.

La deuxième ligne montre trois types de graphiques vectoriels : dessins au trait, fonds d'écran et cliparts. Ils sont composés de formes paramétriques. Les graphiques vectoriels semblent plus nets et plus simples que les bitmaps.

3. Pixel

Le terme «pixel» est en fait l'abréviation de «élément d'image». Le pixel est l'unité de base permettant de mesurer une image numérique matricielle. Ce sont ces petits points qui composent les images sur les écrans d'ordinateur, qu'il s'agisse de moniteurs à écran plat (LCD) ou à tube (CRT). L'écran est divisé en une matrice de milliers voire millions de pixels. En règle générale, on ne peut pas voir les pixels individuels, car ils sont si petits. C'est une bonne chose, car la plupart des gens préfèrent regarder des images lisses et claires plutôt que des images "pixellisées". Cependant, si on règle le moniteur sur une résolution basse, telle que 640x480 et on regarde attentivement l'écran, on pourra peut-être voir les pixels individuels. Notant qu'une résolution de 640x480 est constituée d'une matrice de 640 par 480 pixels.

4. Résolution

La résolution mesure le nombre de pixels dans une image ou un affichage numérique. Elle est défini comme largeur par hauteur « L x H », où « L » est le nombre de pixels horizontaux et « H » est le nombre de pixels verticaux.

Par exemple une image numérique de 4200 pixels de largeur sur 2 000 pixels de hauteur a une résolution de 8,4 millions. Etant donné que la photo contient un peu plus de huit millions de pixels, elle est considérée comme une image «8 mégapixels». La résolution de l'appareil photo numérique est souvent mesurée en mégapixels, ce qui est simplement une autre façon d'exprimer la résolution de l'image.

I.3.1.2 Segmentation

1. Définition

La segmentation d'image est considérée comme l'un des processus les plus importants de traitement d'image. La segmentation d'image est le processus de partitionnement de l'image en plusieurs composantes, en fonction de certaines caractéristiques de l'image comme la valeur d'intensité des pixels, la couleur, la texture, ..., de sorte que chaque composante soit significative [XIA13].

Puisqu'une image est composée d'un certain nombre de pixels, le problème de segmentation peut être traité comme un problème d'étiquetage qui vise à attribuer à chaque pixel une étiquette indiquant une composante particulière de l'image.

L'objectif est de rechercher une particularité dans l'ensemble de l'image ou dans une partie de celle-ci. La tâche de segmentation peut être considérée comme l'extraction des limites entre différents objets, de sorte que l'image est partitionnée en régions significatives en fonction des limites. Dès que la segmentation d'une image donnée est réalisée, elle permet non seulement à l'ordinateur de connaître la composition de l'image, mais aussi à analyser les propriétés qualitatives et quantitatives de l'objet d'intérêt en fonction de sa région segmentée dans l'image.

La segmentation est le sujet le plus étudié en vision par ordinateur [XIA13]. Elle est désormais intégrée en routine dans une multitude de contextes cliniques tels que la localisation de la pathologie, l'étude de la structure anatomique, la quantification des volumes tissulaires, ... [GUE10].

La segmentation d'image peut être classée en deux types de base [KAU14] : segmentation locale (concernant une partie ou une région spécifique de l'image) et segmentation globale (concerne la segmentation de l'image entière, constituée d'un grand nombre de pixels). Les approches de segmentation d'image peuvent être classées en deux types en fonction des propriétés de l'image.

2. Approche basée sur la détection de la discontinuité

Dans cette approche, l'image est segmentée en régions en fonction de la discontinuité. La segmentation basée sur la détection de contour tombe dans cette catégorie dans laquelle les bords formés en raison de la discontinuité d'intensité sont détectés et liés pour former des limites de régions [GON07].

3. Approche basée sur la détection de la similarité

C'est l'approche dans laquelle une image est segmentée en régions en fonction de la similarité. Parmi les techniques qui relèvent de cette approche : les techniques de seuillage et les techniques de croissance régionale. Celles-ci divisent toute l'image en régions ayant un ensemble similaire de pixels. Les techniques de clustering utilisent également cette méthodologie. Celles-ci divisent l'image en un ensemble de groupes ayant des caractéristiques similaires en fonction de certains critères prédéfinis [TRI12].

4. Segmentation par seuillage

Les images fournies par les appareils photo sont généralement en couleur. Une image en couleur est constituée de trois couches : une couche rouge, une couche verte et une couche bleue (voir section II.2.1) [POR84].

L'échelle de gris est une gamme de nuances monochromatiques allant du noir au blanc. Par conséquent, une image en niveaux de gris contient uniquement des nuances de gris et aucune couleur. Les images que l'on appelle en "noir et blanc" dans le langage courant sont appelées images en niveaux de gris dans le domaine de l'image numérique. Une image ne comportant que deux niveaux de gris : 0 (noir) et 1 (blanc) est appelée une image binaire [ROU06].

Les méthodes de segmentation par seuillage simple (binarisation) qui sont sensibles au bruit, convertissent une image en niveaux de gris en une image binaire en se basant sur l'intensité des pixels qui composent l'image pour la classer dans une certaine catégorie. Si un pixel a une valeur dans une certaine plage de seuil, on lui attribue la valeur un, sinon zéro, où S_1 et S_2 représentent les limites supérieure et inférieure de l'intervalle de seuil. Souvent, seul S_1 est spécifié, en supposant que S_2 est la valeur d'intensité la plus élevée de l'image.

Ces techniques permettent la binarisation de l'image mais avec une perte d'informations. Ces pertes n'ont pas une grande influence sur les images utilisées puisqu'elles conservent leurs principaux aspects [TRI95-b].

I.3.2 Principales méthodes de binarisation

Dans cette partie, les principales techniques de segmentation par seuillage simple d'images sont passées en revue, discutées et comparées en les appliquant sur des images de décharges (présentées dans la section I.5). Une telle étude critique nous permet de sélectionner l'algorithme de seuillage à adopter pour notre investigation.

I.3.2.1 Méthodes globales

Dans les méthodes de seuillage globales, un seul seuil d'intensité est utilisé dans toute l'image pour la diviser en deux classes (fond et objet).

Parmi les méthodes globales les plus courantes, nous présentons la méthode d'Otsu et celle d'Isodata.

1. Méthode d'Otsu

La méthode d'Otsu [OTS79] est l'une des méthodes de seuillage les plus référencées dans la littérature. Cette méthode est basée sur la sélection automatique d'un seuil pour séparer l'image en deux classes. La méthode d'Otsu nécessite de calculer un histogramme de niveaux de gris avant de s'exécuter.

Supposons qu'une image de niveau de gris f puisse prendre K niveaux de gris possibles $0, 1, 2, \dots, K - 1$. Définissons un seuil entier T qui se situe dans la plage de niveaux de gris. T est compris entre $(0, 1, 2, \dots, K - 1)$. Le processus de seuillage est un processus de comparaison simple : chaque valeur de pixel dans f est comparée au seuil T . Sur la base de cette comparaison ; une décision binaire est prise qui définit la valeur du pixel correspondant dans une image binaire de sortie g donnée par [CHA15-c] :

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x) < T \\ 1 & \text{si } f(x) \geq T \end{cases} \quad (\text{I.1})$$

Le seuillage d'Otsu sélectionne la valeur de seuil pour minimiser l'intra-variance et donc maximiser l'inter-variance entre les deux classes, premier plan (foreground) et arrière-plan (background). Notant que l'intra-variance est définie comme étant la somme pondérée des variances des deux classes [LI10].

L'inconvénient de cette méthode est qu'elle ne fonctionne pas bien avec un éclairage non uniforme. Aussi, elle n'est applicable que lorsque l'image est bimodale (l'histogramme comporte deux pics) ; le meilleur seuil est choisi entre les deux modes.

2. Méthode d'Isodata

La méthode de binarisation d'Isodata [SAH14] consiste à chercher un seuil T en divisant l'histogramme de l'image en deux classes répétitivement en connaissant à priori les valeurs associées à chaque classe. La première étape consiste à diviser l'intervalle de valeurs non nulles de l'histogramme en deux parties égales et définir les probabilités moyennes arithmétiques pour les deux classes. Cette opération est répétée jusqu'à la convergence. Le seuil optimal T est calculé par la relation (I.2) où P_1 et P_2 représentent les probabilités moyennes arithmétiques des deux classes.

$$T = \frac{P_1 + P_2}{2} \quad (\text{I.2})$$

I.3.2.2 Méthodes locales

Si la répartition des niveaux de gris dans une image est quasiment non uniforme, la distinction entre l'arrière-plan et l'objet de l'image ne peut pas être faite à l'aide d'un seul seuil global. Il faut donc prendre en compte le niveau de gris de chaque pixel en lui attribuant un seuil particulier en fonction du contenu situé à proximité. Ce qui est le principe des méthodes de binarisation locales.

1. Méthode de Bernsen

Dans la méthode de binarisation de Bernsen [KHI16], le calcul de la valeur du seuil T d'un pixel de coordonnées (x, y) dépend des intensités de niveau de gris dans une fenêtre w centrée sur le pixel. De ce fait, pour chaque pixel $I(i, j)$, le seuil local est calculé par l'équation (I.3). $I_{\min}(i, j)$ et $I_{\max}(i, j)$ représentent les intensités de niveau de gris minimale et maximale respectivement dans la fenêtre w .

$$T_w(i, j) = \frac{I_{\max}(i, j) + I_{\min}(i, j)}{2} \quad (\text{I.3})$$

Etant donné que le calcul du seuil T ne dépend que des niveaux de gris maximum et minimum, la méthode de Bernsen est très sensible au bruit, notamment pour ce qui est fond. Par conséquent, lorsque la fenêtre est constituée uniquement des pixels de fond, le bruit sera considéré comme un objet.

2. Méthode de Niblack

L'algorithme de Niblack [KHU09] représente un approfondissement de la méthode de Bernsen en calculant un seuil local T_w à chaque pixel, en glissant une fenêtre w , centrée sur le pixel $I(i, j)$, sur toute l'image. La valeur du seuil T_w dépend de la moyenne m et de l'écart-type σ des tous les pixels de la fenêtre. Par conséquent, le seuil T_w est donné par :

$$T_w(i, j) = m + k * \sigma_w(i, j) \quad (\text{I.4})$$

$$T_w(i, j) = m + k * \sqrt{\frac{\sum(I_w(i, j) - m)}{NP}} \quad (1.5)$$

avec :

- K : un paramètre de valeur négative, il se sert à déterminer le nombre des pixels des contours considérés comme des pixels d'objet. Dans les applications où nous ne souhaitons aucun bruit, k doit être de -0,2.
- NP : nombre de pixels de la fenêtre w .
- m : valeur moyenne des pixels de la fenêtre w .
- σ : écart-type de toutes les valeurs des pixels dans la fenêtre w .

Il existe dans la littérature plusieurs travaux d'évaluation des méthodes de binarisation dont plusieurs d'entre eux [TRI95-a] [TRI95-b], considèrent la méthode de Niblack (avec une étape de post-traitement de Yanowitz and Bruckstein [YAN89]) comme la meilleur de point de vue des résultats obtenus.

I.3.2.3 Résultats de binarisation sur quelques images de décharges

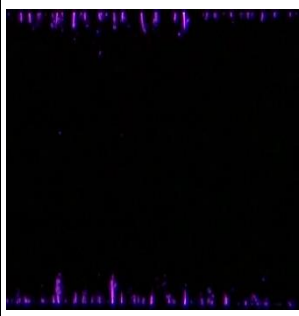
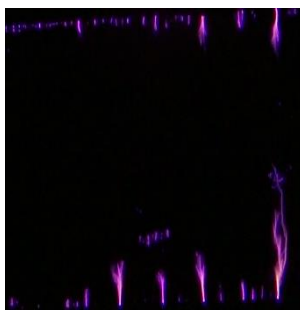
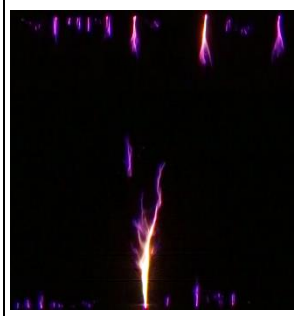
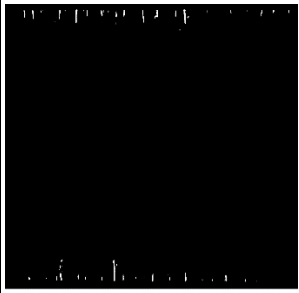
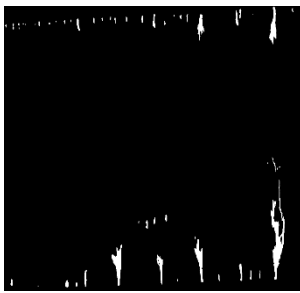
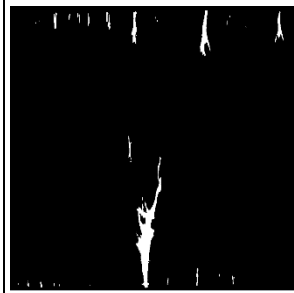
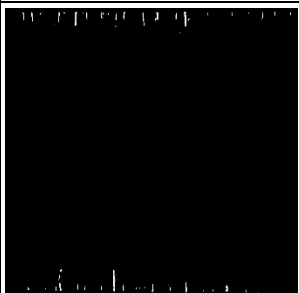
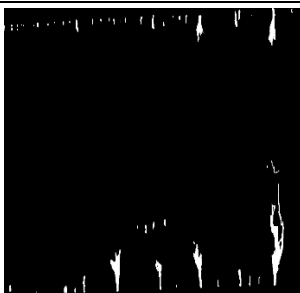

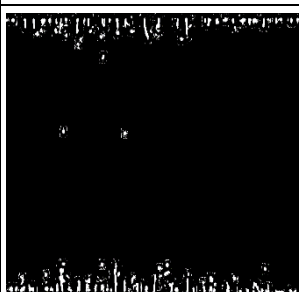
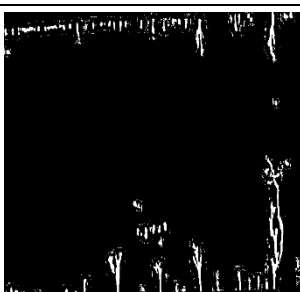
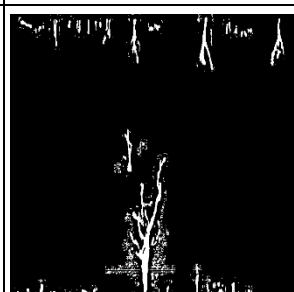
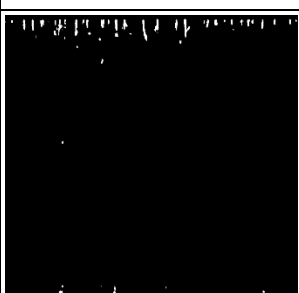
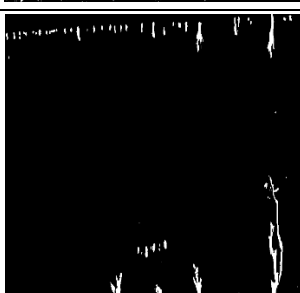
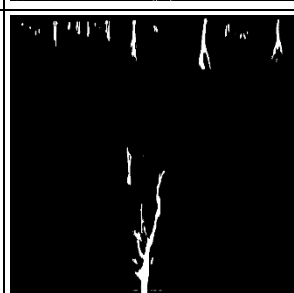
Le tableau I.2 résume les résultats de la binarisation de trois images de décharges par les méthodes de segmentation décrites ci-dessus.

Les méthodes de Brensen et Niblack ont été évaluées pour une taille de fenêtre de 15x15 [EYU17] et 25x25 [POS04] respectivement.

Les résultats de ces quatre méthodes ont été comparés. Sur la base de critères visuels, l'algorithme de Niblack semble surpasser les autres méthodes en ce qui concerne la qualité de l'image seuillée et la préservation des informations. Après un examen visuel approfondi des résultats expérimentaux, les observations les plus importantes sont résumées ci-dessous :

- Les méthodes d'Otsu et d'Isodata montrent leurs efficacités pour les images de décharges. Cependant, ces deux méthodes n'ont pas donné des images binaires vraiment nettes, pour la simple raison que certains pixels de fond ont été attribués à l'objet. Sachant que chaque pixel du fond doit prendre 0, et chaque pixel de l'objet doit prendre 1.
- Avec l'approche de Brensen, l'image binaire résultante contient généralement une grande quantité de bruit de fond, en particulier dans les zones du fond.
- Avec la méthode de Niblack, le problème du bruit de fond qui apparaît dans l'approche de Brensen est résolu. Cette méthode montre des performances améliorées par rapport aux autres méthodes testées et elle fonctionne mieux, spécialement lorsque les images ont des variations d'intensité extrêmement faibles. A cet effet, Nous avons choisi d'utiliser la méthode de Niblack pour la binarisation des images (exposées en chapitre III).

Tableau I.2 Résultat de binarisation de trois images de décharges par les méthodes de segmentation : Otsu, Isodata, Bernsen et Niblack

Images test			
Otsu			
Isodata			
Bernsen			
Niblack			

I.4 Contournement d'un modèle d'isolateur

I.4.1 Dispositif expérimental

Les expériences ont été menées au laboratoire de haute tension de l'Ecole Nationale

Polytechnique (ENP) sur un modèle d'isolateur plan sous pollution uniforme. Le montage expérimental consiste en un transformateur de test de haute tension (300 kV / 50 kVA, 50 Hz), un régulateur de tension (autotransformateur) (220/500 V, 50 kVA, 50 Hz), un diviseur capacitif (avec un rapport de 1000: 1) et un modèle d'isolateur plan en verre (Figure I.5). Constituées d'aluminium, deux électrodes rectangulaires (50×3) $\text{cm}^2 \times 2 \mu\text{m}$, ont été utilisées. La distance entre elles est de 29,2 cm. Elle correspond au chemin de fuite de l'isolateur extérieur 1512L, fréquemment utilisé par la société algérienne (SONELGAZ).

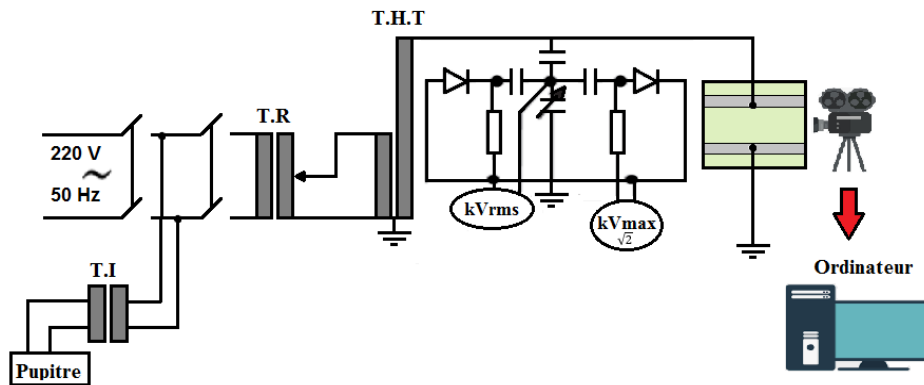


Figure I.5 Montage expérimental

Le modèle d'isolateur est posé sur un support en bois à 100 cm de hauteur du sol (Figure I.6). Installée à 100 cm de hauteur du modèle d'isolateur, une caméra vidéo (Full HD_20 Mégapixels) permet d'enregistrer l'évolution des décharges jusqu'au contournement. Les données ont été traitées via un ordinateur.

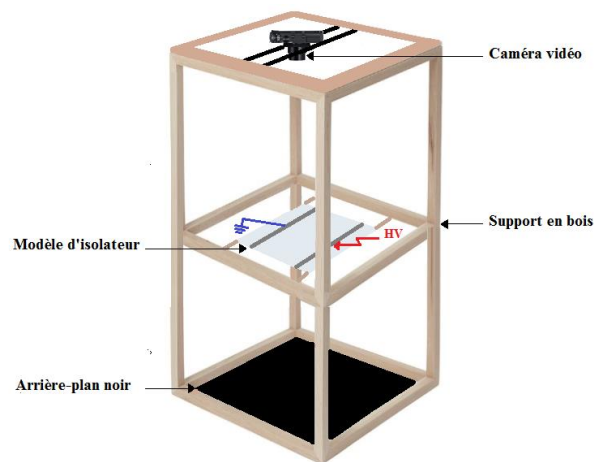


Figure I.6 Disposition du modèle d'isolateur et de la caméra vidéo [FER20]

Avant chaque essai, la surface isolante est d'abord lavée à l'eau du robinet et séchée. Elle est nettoyée, puis après, à l'alcool isopropylique pour éliminer toute trace de pollution. Le modèle d'isolateur est soumis à une pollution uniforme. Deux types de pollution différents ont été adoptés afin de diversifier les formes de décharges qui peuvent apparaître au cours du processus de contournement. Le premier consiste en une solution saline (eau distillée et NaCl). Ce dernier a été pulvérisé cinq fois à une distance de 50 cm de chaque côté du modèle d'isolateur comme le

montre la figure I.7a. Pour cela, cinq conductivités ont été sélectionnées (0,003, 0,03, 0,3, 3 et 10 mS/cm).

Le sable, collecté dans la ville de Naama (sud de l'Algérie) à 20 m de hauteur, a été utilisé comme deuxième agent de pollution. Quatre quantités, à savoir 15, 30, 45 et 60 g, ont été considérées. Les valeurs de la densité du dépôt non soluble (DDNS) correspondantes sont 0,01, 0,02, 0,03 et 0,04 g/cm², respectivement. Les valeurs de DDNS ont été calculées conformément à la CEI 60815 [IEC08] comme suit :

$$DDNS = W_S/A \quad (1.4)$$

où A est la surface du modèle d'isolateur pollué (= 29,2 × 50 cm²) et W_S est le poids de la quantité de sable (g).

Chaque couche de sable a été humidifiée avec de l'eau distillée, cinq fois à la même distance 50 cm de chaque côté du modèle d'isolant, comme illustré sur la figure I.7b.

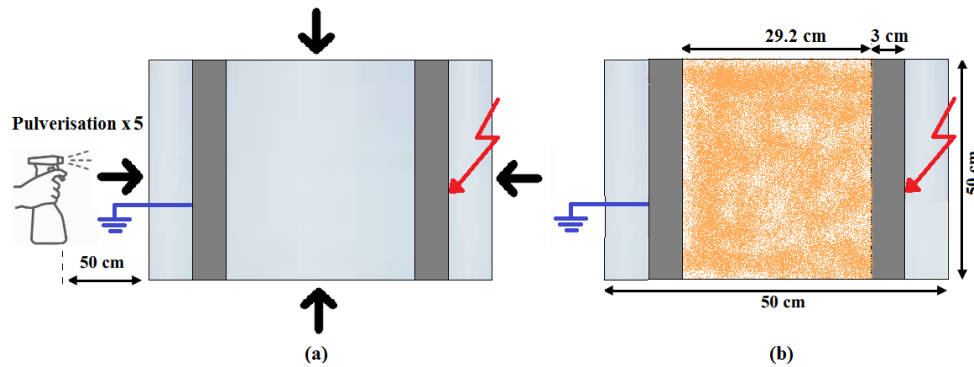


Figure I.7 Agent de pollution, (a) : solution saline, (b) : sable humidifié

I.4.2 Processus de contournement

Dans cette partie, nous nous intéressons à l'étude de l'évolution des décharges de leur initiation jusqu'au contournement. Pour ne pas alourdir le manuscrit, nous présentons sur la figure (I.8), le processus de contournement du modèle expérimental sous pollution de DDNS de 0,02 g/cm². Cette figure montre que le contournement est caractérisé par huit étapes, ou décharges typiques.

Les premières luminosités commencent à apparaître au niveau des deux côtés des électrodes du modèle d'isolateur à environ 25 kV. Ces luminosités deviennent remarquables à environ 50 kV et évoluent en points lumineux dispersés à 53 kV (Figure I.8.a). En augmentant encore la tension appliquée à 55 kV, ces points commencent à fusionner pour former des faibles étincelles (Figure I.8.b). Ces dernières se développent en formant des décharges brosses (brush discharges) à 60 kV (Figure I.8.c). Jusqu'à présent, la couleur violette est dominante.

La structure de l'arc constituée de petits arcs partiels en rouge/orange/jaune commence à apparaître à partir de 63 kV (Figure I.8.d). Il convient de noter que les arcs développés jusqu'à

présent ne sont pas localisés. A partir de 65 kV, nous avons observé une nouvelle phase caractérisant le processus d'évolution des décharges. Au cours de cette phase, certains arcs ont commencé à disparaître. En revanche, deux arcs localisés émergent dans les deux côtés des électrodes. L'arc du côté terre est plus long que celui du côté HT. Les arcs restants sont plus denses et plus lumineux (Figure I.8.e).

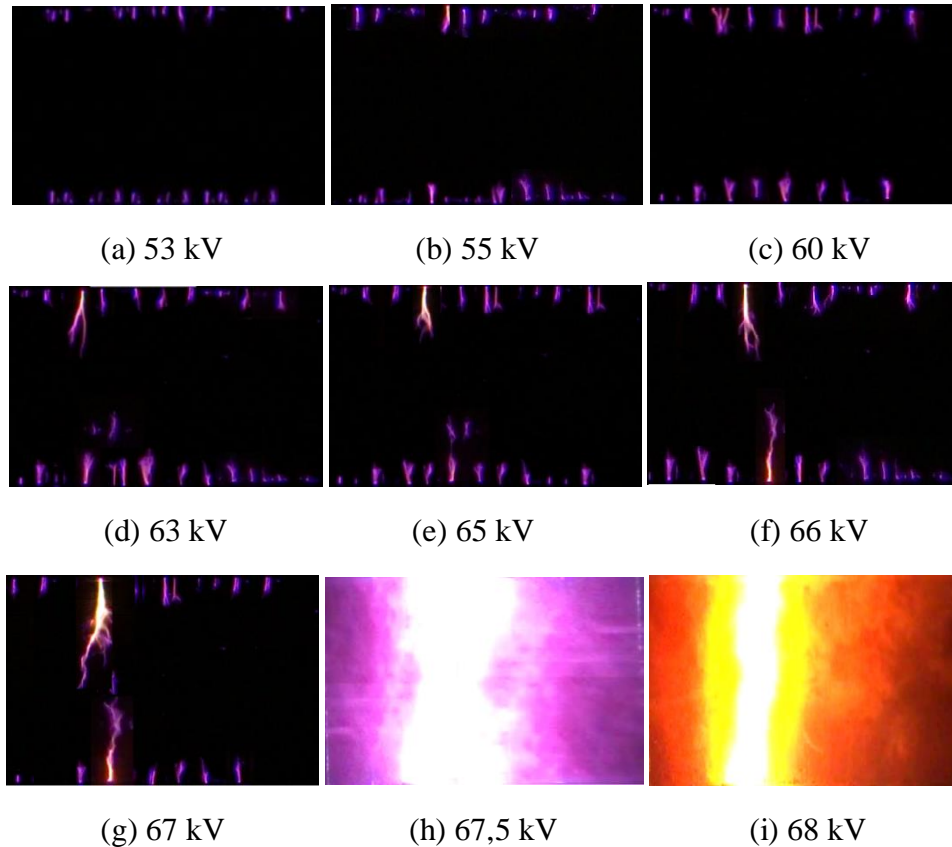


Figure I.8 Etapes du processus de contournement [FER20]

A partir de 66 kV, les arcs localisés augmentent en longueur et le nombre d'arcs diminue légèrement (Figure I.8.f). A partir de 67 kV, les arcs localisés deviennent plus épais, plus denses et plus longs et forment des arcs principaux. Leur couleur devient rouge/orange (Figure I.8.g). A partir de 67,5 kV, le contournement se produit après le contact des deux arcs comme indiqué sur les figures I.8.h et I.8.i correspondant respectivement aux premier et dernier stades de l'arc de contournement. L'arc formé (résultant) possède une couleur blanche. Son épaisseur diminue en allant du premier stade au dernier de contournement. La distribution des couleurs qui apparaît lors du déplacement latéral de l'arc vers la gauche ou la droite du côté du modèle, passe du violet clair au noir en traversant le violet foncé. Une telle situation ne dure pas longtemps car les couleurs jaune, orange et rouge (Figure I.8.i) remplacent rapidement la lumière au violet foncé (Figure I.8.h). La figure I.8 montre que les décharges progressent en huit étapes, comme résumé dans le tableau I.3. Ces étapes ont été inspirées d'autres recherches dans le domaine [CHA14, JIA10].

Tableau I.3 Décharges électriques typiques de contournement

Etape	Décharge électrique typique
1	Point lumineux (Figure I.8.a)
2	Faible étincelle (Figure I.8.b)
3	Décharge en forme de brosse (Figure I.8.c)
4	Petits arcs partiels (Figure I.8.d)
5	Arcs denses (Figure I.8.e)
6	Arcs localisés lumineux (Figure I.8.f)
7	Principaux arcs intenses (Figure I.8.g)
8	Premier et dernier stades de l'arc final de contournement (Figure I.8.h et I.8.i)

A la base de la discrimination présentée dans le tableau précédent, nous avons développé un algorithme qui vise à détecter et surveiller la propagation des décharges électriques jusqu'au contournement. Les détails de cet algorithme sont données dans la section II.4 du second chapitre. Cet algorithme a pour vocation de différencier entre cinq classes des formes de décharges électriques à partir des images enregistrées. En effet, pour chaque image, une des cinq classes est soigneusement attribuée. Si l'image ne montre que des luminosités, elle est classée comme décharge non arc, c'est la première classe. Si l'image contient de courtes décharges d'arc, elle est classée dans la deuxième classe. La troisième classe contient des images avec une décharge d'arc petit et dense ou arc lumineux principal. Si l'image contient une décharge d'arc principal rouge intense, elle est affectée à la quatrième classe. La dernière classe concerne les images de l'arc de contournement.

Le même processus de contournement des décharges décrit précédemment a été observé pour toutes les valeurs de DDNS (sable humidifié) et conductivités (solution saline). La relation entre les valeurs de la tension de contournement et celles du DDNS est illustrée dans le tableau I.4.

Tableau I.4 Variation de la tension de contournement en fonction de DDNS

DDNS (g/cm²)	0,01	0,02	0,03	0,04
Tension de contournement (kV)	82	68	59	56

Nous remarquons que la tension de contournement diminue brusquement lorsque le DDNS augmente de 0,01 à 0,03 g/cm², et lentement ailleurs. Plus de détails sur le comportement du même modèle d'isolateur sous une pollution uniforme et non uniforme du désert (sable humidifié) sont présentés dans des travaux antérieurs [MAA18].


Le même constat est fait lors de l'application de la solution saline sur le modèle expérimental en termes de valeurs de tension de contournement, puisque nous avons obtenu respectivement 95, 95, 73, 48 et 37 kV pour 0,003, 0,03, 0,3, 3 et 10 mS/cm.

I.5 Conclusion

Nous remarquons, selon l'étude théorique effectuée dans ce chapitre, que la plupart des travaux portant sur la surveillance et le diagnostic des isolateurs pollués sont basés sur le traitement du signal du courant de fuite.

Nous avons introduit, dans ce chapitre, la notion de traitement d'images. Par la suite, et afin de sélectionner l'algorithme de seuillage à adopter pour notre investigation, nous avons comparé quelques techniques de segmentation par seuillage simple d'images en les appliquant sur des images de décharges. La méthode de Niblack a montré des performances améliorées par rapport aux autres méthodes testées. A cet effet, nous avons choisi de l'utiliser pour la binarisation de nos images de décharges.

Finalement, nous avons présenté le dispositif expérimental ainsi que les essais de contournement que nous effectués sur le modèle d'isolateur adopté.



Chapitre II
Nouvel algorithme de
reconnaissance et classification
des décharges électriques

II.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de reconnaître et classifier les formes de décharges électriques se propageant sur des surfaces isolantes polluées. Pour cela, nous avons élaboré un nouvel algorithme combinant un système de codage d'image couleur utilisant le rouge/vert et bleu (RVB) et un réseau de neurone artificiel (RNA) de rétro-propagation pour la reconnaissance et la classification des décharges électriques en cinq catégories.

Tout d'abord, les images des différentes étapes de décharges, y compris les luminosités, les étincelles, les décharges en brosses et les arcs, ont été extraites des vidéos enregistrées lors des essais de contournement sur un modèle d'isolateur (illustrés en chapitre I, section I.4). Nous rappelons que les six couleurs contenues dans les images extraites sont le bleu, le violet, le rouge, l'orange, le jaune et le blanc. Les images extraites sont ensuite codées à l'aide du système RVB (rouge, vert et bleu) de codage. Dans ce système, chaque pixel d'image est codé par un triple coordonné (R, V, B). Par conséquent, chaque image numérique est codée par une matrice 3D.

La couleur de chaque pixel est identifiée en utilisant comme référence la base de données que nous avons créée. L'étape suivante réside dans le comptage du nombre de pixels pour chaque couleur. Ensuite, nous calculons les éléments du vecteur de caractéristiques dans lequel chaque élément correspond au rapport du nombre de pixels d'une couleur contenue dans les images au nombre total de pixels de cette image. Constitués de six indicateurs (un indicateur par couleur), le vecteur de caractéristiques est utilisé comme entrée du réseau de neurones artificiel (RNA) élaboré. Ce dernier permet de classifier les images de décharges en cinq classes.

II.2 Codage des images des décharges électriques

II.2.1 Système RVB

Une image numérique est composée d'un nombre limité d'éléments, appelés pixels (px). Chaque pixel contient une seule couleur. La représentation RVB est la plus utilisée dans le traitement d'image [PLA00, LEO06]. En RVB, chaque couleur (pixel) est codée par des coordonnées cartésiennes triples des couleurs primaires à savoir le rouge, le vert et le bleu [AZA17].

Inspiré d'autres investigations [BAY10, GON02], le système RVB de codage a été représenté, dans notre travail, à l'aide d'un cube de couleur, où le noir est au point d'origine (0, 0,0) et le blanc au coin le plus éloigné de l'origine de coordonnées (255, 255,255) comme illustré sur la Figure II.1, dans laquelle chaque coordonnée varie de 0 à 255. Comme chaque pixel est caractérisé par des coordonnées triples (R, V, B) dont chacune appartient à l'intervalle [0, 255], chaque image doit être représentée par une matrice 3D également appelée matrice en trois plans ; le premier plan correspond à R, le deuxième à V et le troisième à B.

Dans le système RVB de codage, toute reconstitution des couleurs est effectuée en combinant, avec des pourcentages spécifiques, les trois couleurs primaires (rouge, verte et bleue). Ce processus de combinaison est appelé «synthèse additive». A titre d'exemple, au même pourcentage égal à 100% (respectivement 0%), la somme des trois couleurs primaires donne le blanc (respectivement le noir).

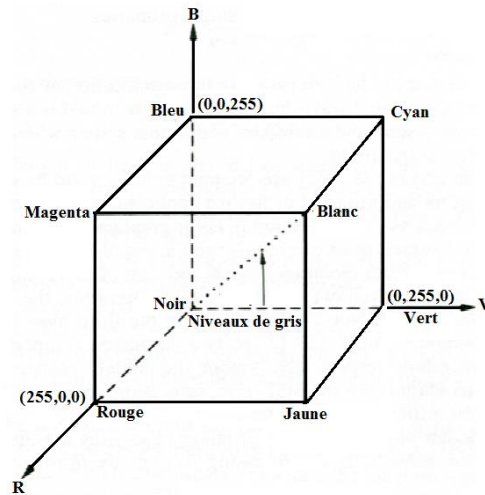


Figure II.1 Cube de couleur RVB

Les graphes de la Figure II.2 montrent un exemple des composantes de couleurs primaires de trois images prises à différents stades de contournement. Nous constatons que la distribution des couleurs varie d'une étape à l'autre. Par conséquent, cela pourrait être utilisé pour discriminer différentes formes de décharges.

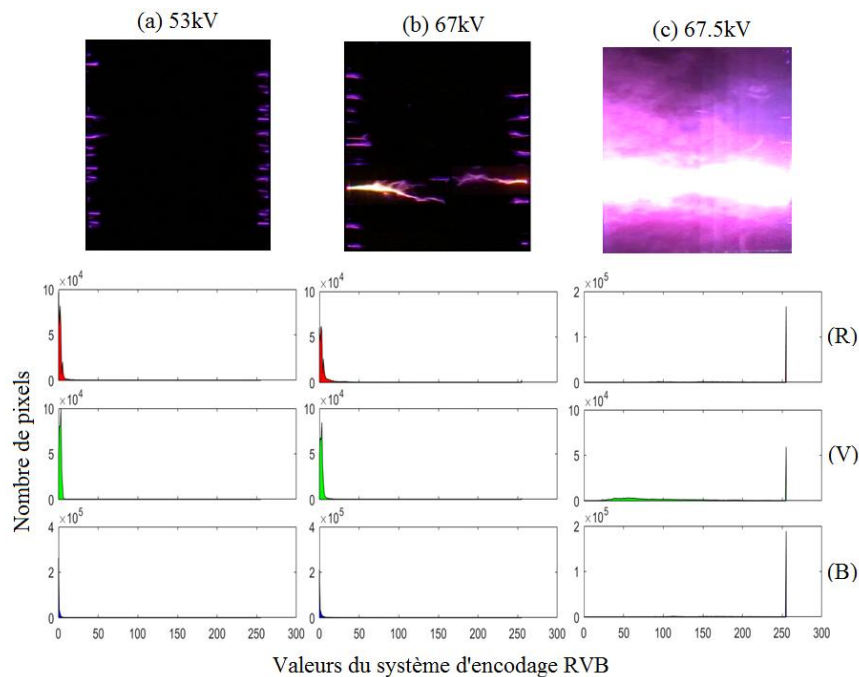


Figure II.2 Composantes rouge (R), verte (V) et bleue (B) de trois images prises à différents stades de propagation de la décharge, (a) 53kV, (b) 67kV, (c) 67,5kV

II.2.2 Création de la base de données RVB

La reconnaissance de l'image des décharges a été réalisée grâce à l'identification de ses pixels de couleurs. Les différentes couleurs enregistrées pendant le processus de contournement consistent en le bleu, le violet, le rouge, l'orange, le jaune et le blanc.

Mise à part la couleur blanche, les autres possèdent divers degrés d'intensité allant du plus clair au plus foncé.

II.2.2.1 Collection d'images

Plus de 300 images contenant des couleurs possédant différents degrés d'intensité des cinq couleurs précédentes ont été collectées de divers sites Web (en particulier, allrgb.com). Toutes les images collectées pour une même couleur (quels que soient leurs degrés d'intensité) sont collées ensemble pour ne former qu'une seule image d'une seule couleur. La figure II.3 présente un exemple de collage de certaines images de couleur bleue.

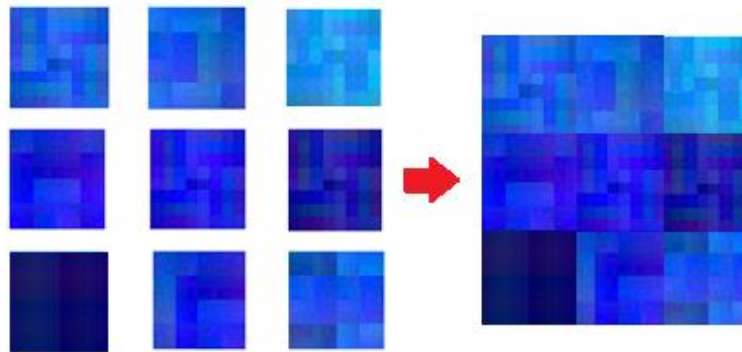


Figure II.3 Collection et collage d'images de la couleur bleue

La procédure précédente permet d'obtenir une image par couleur. Chaque image (couleur) est codée par une matrice 3D dans la base de données. Le tableau II.1 présente le nombre de pixels utilisés dans chaque couleur de la base de données collectée. La couleur blanche n'a pas besoin d'être représentée par une image dans la base de données, car elle ne possède pas de degrés d'intensité.

Tableau II.1 Le nombre de pixels pour chaque couleur

Couleur	Bleu	Violet	Rouge	Orange	jaune
Nombre de pixels	79661	179073	83917	135579	22029

II.2.2.2 Elimination de pixels dupliqués

L'étape de collection a été réalisée sans tenir compte de la présence de pixels de même valeur dans différentes images. De ce fait, la deuxième étape consiste à développer un outil de

filtrage des pixels dupliqués. La figure II.4 explique brièvement le principe de fonctionnement de cet algorithme.

L'image obtenue à partir des images collectées est codée en RVB. Elle est donc représentée par trois matrices superposées : une matrice qui représente la composante rouge, une matrice pour la composante verte et une matrice pour la composante bleue. L'outil de filtrage tel qu'expliqué sur la figure II.4 consiste en la navigation à travers ces trois matrices et la détection de pixels dupliqués.

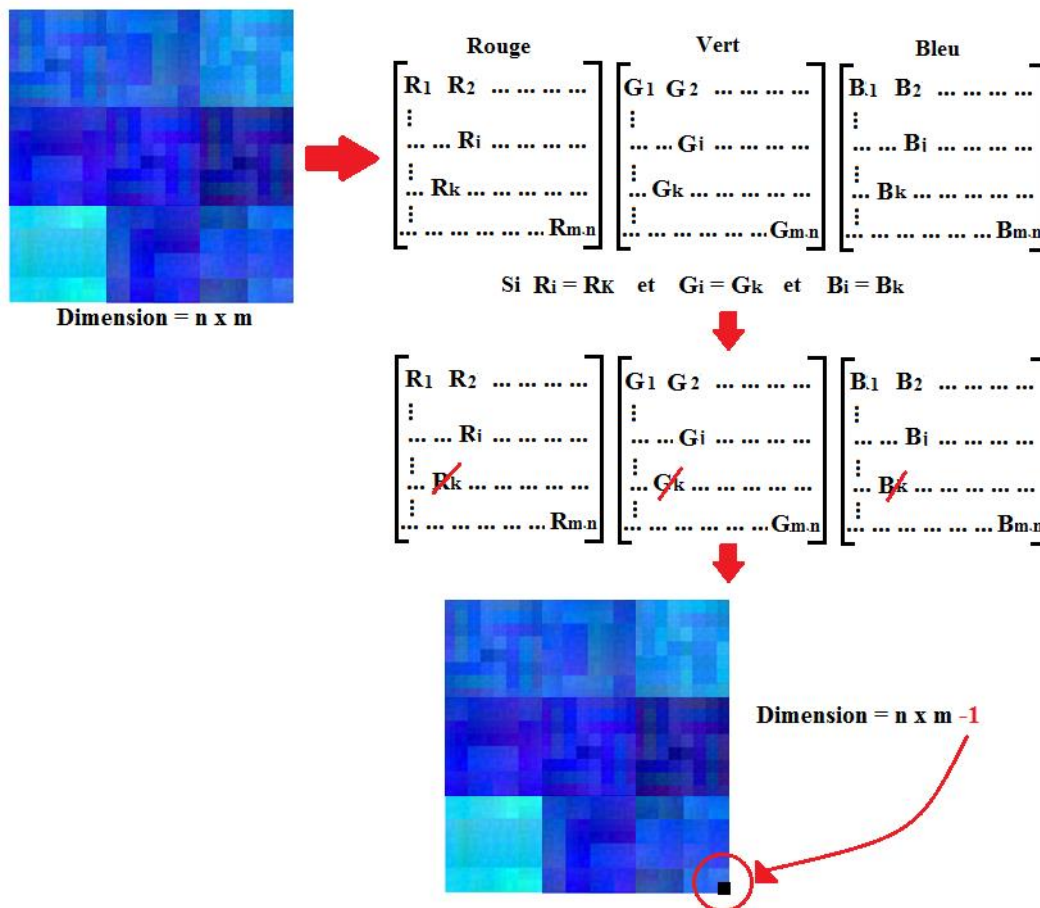


Figure II.4 Méthode d'élimination de pixels dupliqués

Lorsqu'un pixel dupliqué est détecté ses coordonnées seront remplacées par (0, 0, 0). Nous réorganisons ensuite nos matrices pour que les pixels noirs apparaissent à la fin de l'image, ceux-ci ne seront pas parcourus dans l'algorithme de classification.

II.2.2.3 Elimination de chevauchements

Nous avons remarqué que certains pixels peuvent appartenir à deux couleurs en même temps. Pour résoudre ce problème, nous avons sélectionné manuellement ces pixels qui se chevauchent et décidé pour chacun d'eux sa couleur d'appartenance, comme le montre la figure (II.5).

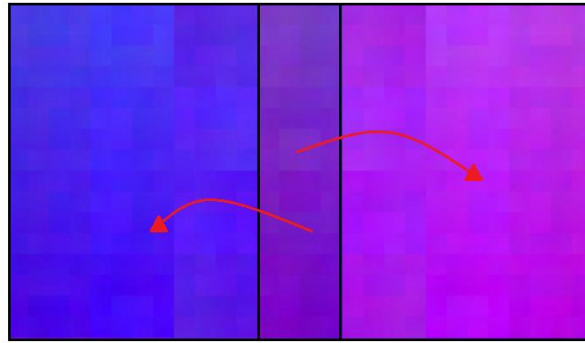


Figure II.5 Elimination de chevauchements

II.2.2.4 Validation et stockage

Notre base de données RVB a été testée avec succès sur de vraies images prédéfinies. Un exemple illustratif est montré sur la figure II.6, dans laquelle la zone noire indique les pixels détectés pour une couleur donnée. Enfin, nous avons stocké les images résultantes sous forme de matrices triplets, afin qu'elles puissent être utilisées dans notre algorithme RGB-ANN.

Tableau II.2 Etape de validation

Image originale	Bleu	Violet	Rouge	Orange	Jaune

Chaque couleur (caractérisant par différents degrés d'intensité) de notre base de données a été représentée par une matrice 3D et introduite dans l'algorithme élaboré. En effet, la base de données collectée permet à notre algorithme d'identifier, à partir des images de décharges, la couleur de chaque pixel en comparant ses coordonnées (R, V, B) à toutes celles de la base de données. Sur la base de la décision d'égalité, la couleur de la base de données ayant les mêmes coordonnées du pixel de l'image de décharge est attribuée à ce dernier.

Il est à noter que notre base de données est suffisante pour être utilisée car elle couvre largement toutes les combinaisons de coordonnées (R, V, B) des différentes images des décharges électriques extraites des vidéos enregistrées lors des essais de de contournement.

II.3 Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiel (RNA) est un système dont la conception s'inspire du fonctionnement des neurones biologiques. Les RNA ont généralement un certain nombre de neurones hautement interconnectés organisés en couches [SAG09]. Ces neurones j sont constitués de nœuds, où le calcul se fait en combinant les entrées des données X_i avec un ensemble de coefficients, ou poids W_{ij} . Ces produits entrée-poids sont additionnés. La somme passe par la fonction d'activation f . En commençant par introduire les données dans une couche d'entrée initiale, la sortie Y_j de chaque couche est simultanément l'entrée de la suivante (II.1), et ainsi de suite [BAY10].

$$Y_j = f(\sum W_{ij} X_i) \quad (\text{II.1})$$

Parmi plusieurs structures et architectures de RNA, le réseau de neurones à perceptron multicouche (multi-layer perceptron neural network : MLPNN) a été utilisé dans le présent travail, du fait qu'il est l'un des plus rapportés et des plus couramment utilisés compte tenu de sa simplicité et de ses performances de classification [HED16, HAY04]. Il se compose de trois types de couches : une couche d'entrée, une couche de sortie et plusieurs couches cachées. Ce réseau a été entraîné à l'aide d'un algorithme de rétro-propagation (back-propagation algorithm) et le calcul a été effectué avec un algorithme d'anticipation (feed-forward algorithm). Les paramètres du modèle MLPNN sont les poids W_{ij} et les biais δ_j . L'entraînement est utilisé pour ajuster les poids et les biais, alors le MLPNN est entraîné avec des paramètres initiaux aléatoires. Le processus d'apprentissage est répété plusieurs fois, afin de déterminer le meilleur modèle ayant la précision de classification la plus élevée.

Deux couches cachées ont été utilisées, 12 neurones ont été considérés pour la première couche et 5 pour la seconde. La couche d'entrée contient les variables indépendantes constituées de B, P, R, O, Y et W correspondant respectivement aux proportions (en%) des couleurs bleue, violette, rouge, orange, jaune et blanche. La couche de sortie se compose de cinq classes liées aux étapes de décharges de contournement. La structure du MLPNN développé est illustrée à la figure II.6.

Le MLPNN a été implémenté dans l'environnement MATLAB (version 9.3.0) en utilisant l'outil de reconnaissance de formes de réseaux de neurone "nprtool" [FER20]. Ce dernier utilise le "sigmoïde" (respectivement, le "softmax") comme fonction d'activation pour la première (respectivement, la deuxième) couche cachée. Le "sigmoïde" (II.2) a été choisi parce qu'il est couramment utilisé dans les problèmes non linéaires [HED16].

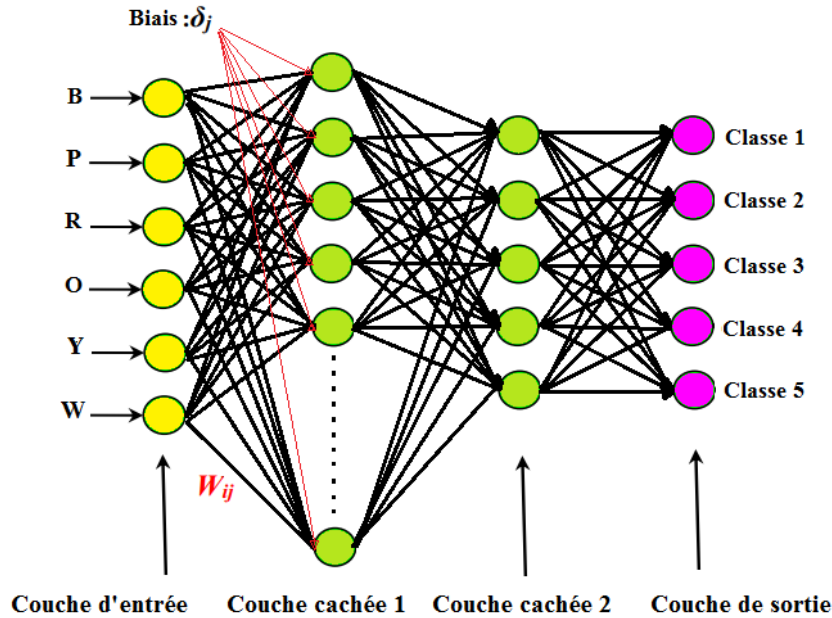


Figure II.6 Structure du MLPNN utilisée

Pour $x \in \mathbb{R}$:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{II.2})$$

En mathématiques, la fonction "softmax", ou fonction exponentielle normalisée (II.3), est une généralisation de la fonction logistique. Cette fonction prend en entrée un vecteur de nombres réels et donne en sortie un vecteur de nombres réels strictement positifs et de somme égale à 1, ce qui convient à nos objectifs dans ce travail.

Pour $k \in \mathbb{R}$ et $j \in [1, K]$:

$$\partial(Z)_j = \frac{e^{zj}}{\sum_{k=1}^k e^{zk}} \quad (\text{II.3})$$

II.4 Algorithme RVB-MLPNN proposé

Cette partie est dédiée à expliquer les différentes étapes de l'algorithme RVB- MLPNN proposé pour la reconnaissance de formes de décharges. Cet algorithme vise à détecter les différentes étapes de propagation des décharges (illustrées dans le chapitre précédent, section I.4.2) sur un modèle d'isolateur pollué et à les classer en cinq catégories (classes). L'exécution de cet algorithme se fait en six étapes. La première consiste à l'acquisition des vidéos de contournement enregistrées. Ensuite, viennent l'extraction des images de décharges à partir de

ces vidéos et l'identification de la couleur de chaque pixel dans l'image à l'aide de la base de données créée. L'étape suivante consiste en le comptage du nombre de pixels pour chaque image de contournement extraite pour le bleu, le violet, le rouge, l'orange, le jaune et le blanc. Ces couleurs sont des indicateurs extraits afin de construire le vecteur des caractéristiques V_f correspondant. Finalement, les vecteurs de caractéristiques calculés sont utilisés comme entrées pour entraîner le MLPNN proposé. L'organigramme de l'algorithme de reconnaissance de formes des décharges est présenté sur la figure II.7.

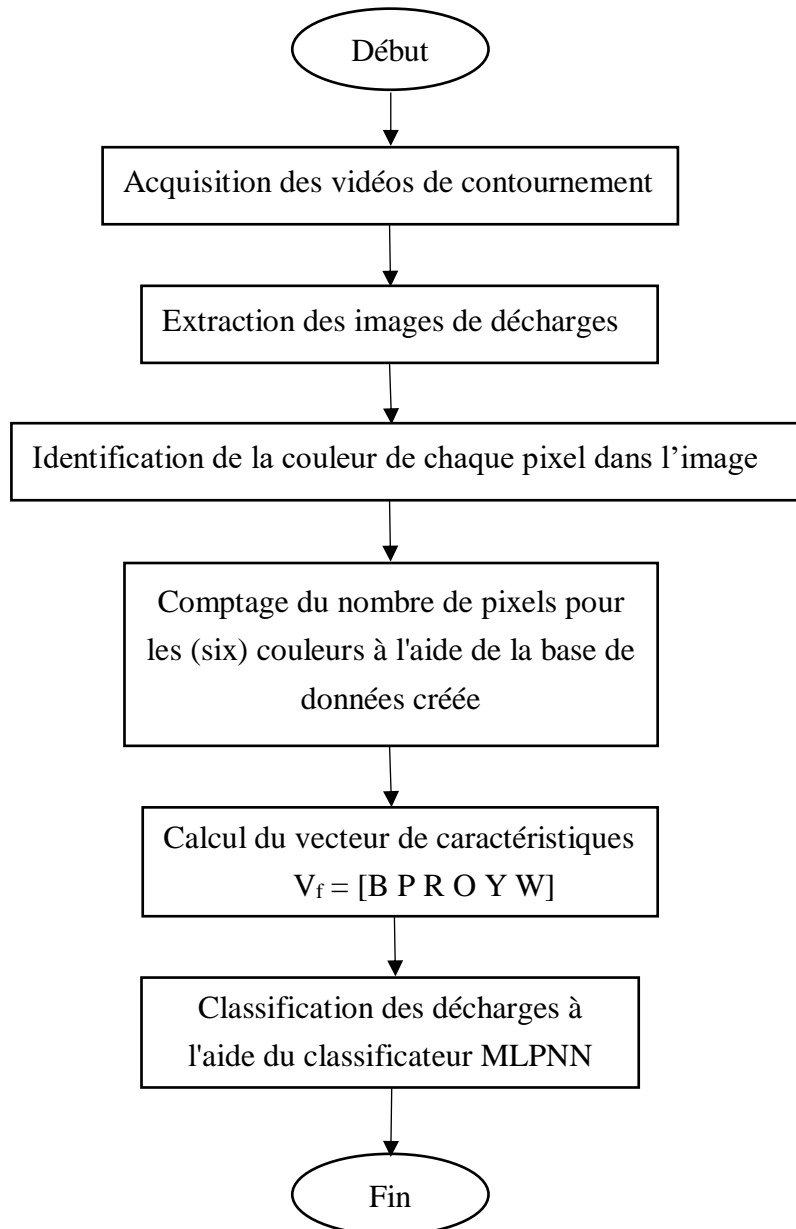


Figure II.7 Organigramme de l'algorithme de reconnaissance de formes des décharges

II.4.1 Extraction des caractéristiques

Après avoir enregistré les vidéos de contournement et extrait les images correspondantes, nous sommes passés à l'extraction de caractéristiques consistant en le calcul

du vecteur de caractéristiques de chaque image. Ce vecteur décrit, en fait, les propriétés des décharges et représente l'entrée de la méthode de classification MLPNN. Le vecteur de caractéristiques contient six indicateurs, à savoir B, P, R, O, Y et W correspondant respectivement au rapport (en%) du nombre de pixels du bleu, du violet, du rouge, de l'orange, du jaune et du blanc, au nombre total de pixels de l'image de décharges. Ce nombre total ne dépend que de l'emplacement de la capture et de la résolution de la caméra vidéo utilisée.

II.4.2 Classification des décharges

Pour discerner entre les étapes de contournement, nous avons mis en place un outil de classification, basé sur la méthode de classification du MLPNN. Comme indiqué dans le tableau (II.3), un pourcentage de 85% de la base de données d'images extraites des vidéos du processus de contournement est dédié au processus d'entraînement et le reste est destiné au test. Notant que 338 images ont été utilisées pour la pollution avec une solution saline et 357 images pour la pollution avec du sable et de l'eau distillée.

Tableau II.3 Base de données de classification d'images

	Nombre d'images
Entraînement	591
Test	104
Total	695 (357+338)

Cet outil de classification vise à distinguer cinq formes de décharges, illustrées dans le tableau (II.4).

Tableau II.4 Classification des décharges électriques typiques de contournement

Décharge électrique typique	Couleur dominante	Classe
Point lumineux	Bleu/Violet	1
Faible étincelle	Bleu/Violet	
Décharge en forme de broches	Violet	
Petits arcs partiels	Rouge/Orange/Jaune	2
Arcs denses de longueurs moyennes	Rouge/Orange/Jaune	3
Arcs localisés lumineux	Rouge/Orange/Jaune	
Principaux arcs intenses	Rouge/Orange/Jaune	4
Arcs de contournement	Blanc	5

II.4.2.1 Entraînement

Pour chaque image, une des cinq classes est soigneusement attribuée, comme illustré

dans le tableau (II.4). Si l'image ne montre que des luminosités, elle est classée comme « non arc », c'est la première classe. Si l'image contient de courtes décharges d'arc, elle est classée dans la deuxième classe. La troisième classe contient des images avec une petite décharge principale, dense ou brillante. Si l'image contient une décharge principale rouge intense, elle est affectée à la quatrième classe. Enfin, la dernière classe concerne les images d'arc de contournement.

II.4.2.2 Classification

Le réseau de neurones utilisé dans notre algorithme est un perceptron à deux couches cachées, type feed-forward, avec une fonction de transfert sigmoïde dans la couche cachée et une fonction de transfert softmax dans la couche de sortie. Le nombre de neurones cachés est fixé à 12 (deux fois le nombre d'entrées). Le nombre de neurones de sortie est fixé à 5 (égal au nombre de sorties), correspondant au nombre d'éléments dans le vecteur cible (le nombre de classes).

II.5 Résultats et interprétations

Cette section est dédiée à la présentation des résultats de classification de l'algorithme RVB- MLPNN proposé.

II.5.1 Vecteur des caractéristiques

Extraites de vidéos enregistrées lors de l'application de sable humidifié de $0,02 \text{ g/cm}^2$ de DDNS sur le modèle d'isolateur expérimental, les images de décharges soigneusement analysées en fonction de la tension appliquée dans la section I.4.2 (du premier chapitre) permettent d'obtenir le vecteur de caractéristiques contenant les six indicateurs (B, P, W, R, Y et O en%) dont les variations sont présentées sur la figure II.8. Dans cette dernière, des étiquettes ou des classes (de 1 à 5) de formes de décharges ont été rajoutées à des valeurs spécifiques de la tension appliquée. Pour plus de précision, les différentes classes illustrées à la figure II.8 sont résumées en fonction de la tension appliquée dans le tableau II.5.

L'indicateur "B" représente, pour chaque image, le pourcentage de la couleur bleue. De manière générale, cet indicateur présente des valeurs très faibles par rapport à celles des autres indicateurs. La valeur critique (de 2%) de "B", atteinte pour 56 kV, indique la présence des étincelles faibles en bleu/violet. Avec l'augmentation de tension appliquée, cet indicateur diminue jusqu'à son annulation lors du contournement, dévoilant la disparition complète de la couleur bleue dans l'image totale de contournement.

"P" indique le pourcentage de la couleur violette dans l'image. Sa valeur augmente progressivement pendant le processus de contournement, principalement en raison de l'intensification de petites décharges violettes dans les deux côtés des électrodes. Entre 66 et 67 kV, la valeur "P" diminue légèrement en raison de l'apparition d'arcs denses et localisés. Elle augmente ensuite rapidement après avoir atteint son maximum (de 67%) dans la première étape

du contournement à 67,5 kV, avant de diminuer brusquement jusqu'à zéro, indiquant l'extinction totale de la couleur violette dans l'image du contournement total.

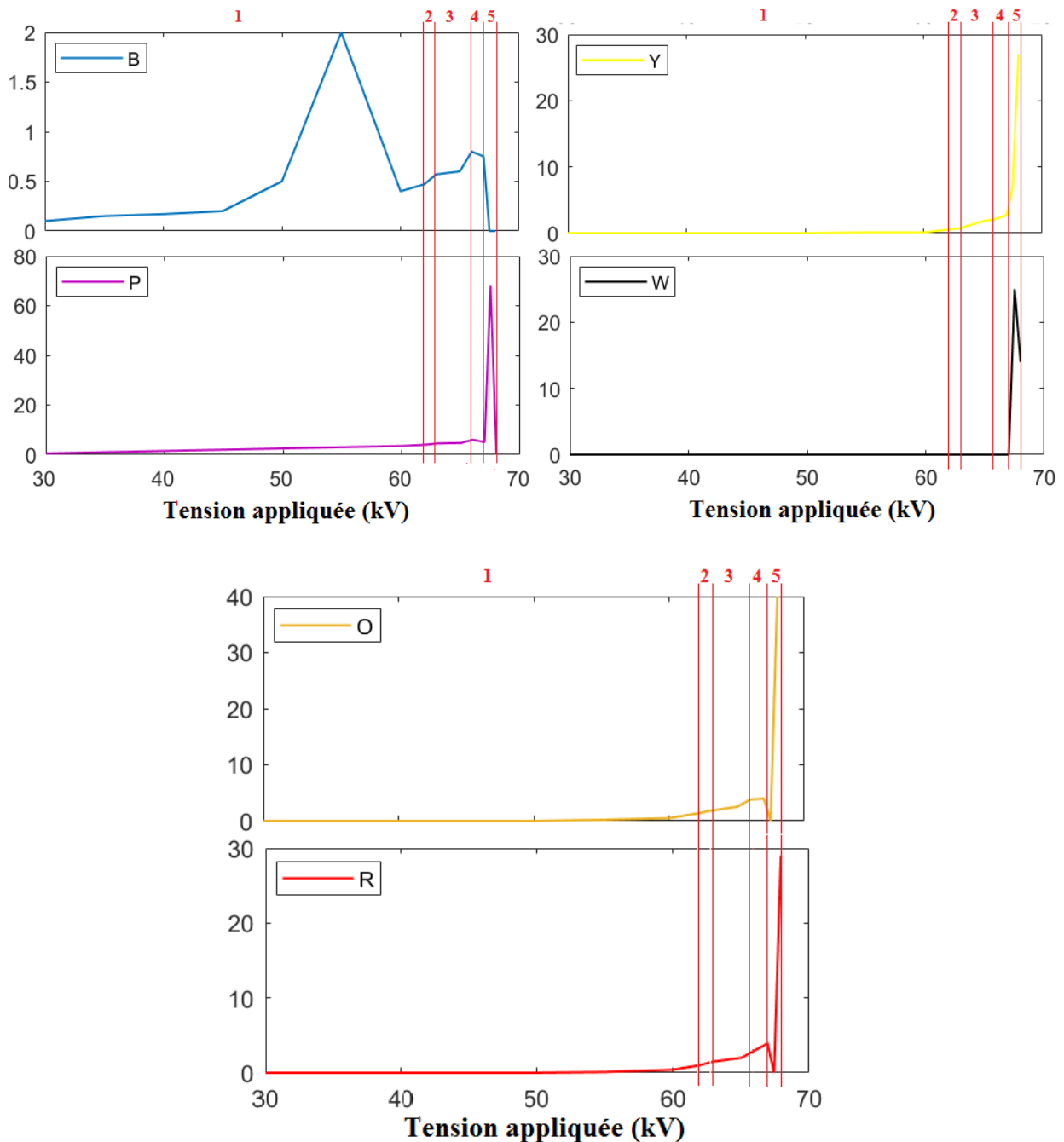


Figure II.8 Indicateurs du vecteur de caractéristiques pendant le processus de contournement pour un DDNS de $0,02 \text{ g/cm}^2$

"R", "O" et "Y" représentent respectivement le pourcentage des couleurs rouge, orange et jaune dans l'image. La présence de ces couleurs est étroitement liée à celle des arcs. Il est évident que de telles couleurs sont quasiment absentes avant l'apparition des arcs (à partir d'environ 63 kV). Lorsque les arcs observés croissent en longueur et en épaisseur, "R" et "O" augmentent

jusqu'à atteindre la valeur maximale locale de 4%, obtenue pour 67kV. Cette valeur locale correspond à l'apparition des arcs principaux conduisant au contournement.

«R» et «O» diminuent rapidement dans la gamme [67 - 67,5] kV jusqu'à leur annulation au premier étape de contournement (donc à 67,5 kV) avant d'augmenter brusquement pour atteindre leurs maxima globaux de 23% et 35% respectivement obtenus à l'étape finale du contournement. En revanche, le jaune augmente jusqu'à atteindre son maximum de 26% au stade final du contournement.

"W" représente le pourcentage de la couleur blanche dans l'image. Quasiment absente lors de l'évolution des décharges, cette couleur apparaît pratiquement à 67 kV, soit juste avant la première étape du contournement. La présence de "W" est étroitement liée à l'arc de contournement. La couleur blanche présente une valeur maximale de 24% au premier stade de l'occurrence du contournement (67,5 kV). Au stade final du contournement (68 kV), "W" diminue pour atteindre 13% en raison de la réduction de l'arc en termes d'épaisseur.

Tableau II.5 Classification de l'évolution des décharges typiques en fonction de la tension appliquée

Tension (kV)	Décharge électrique typique	Classe
< 62	Absence de décharges d'arc sur la surface isolante	1
[62,63]	Petits arcs partiels	2
[63,66]	Arcs denses de longueurs moyennes	3
	Arcs localisés lumineux	
[66,67]	Principaux arcs intenses	4
[67.5, 68]	Arcs de contournement	5

D'après les résultats susmentionnés, les six indicateurs de vecteur caractéristique représentent bien les formes de décharges qui apparaissent tout au long du processus de contournement. Leurs variations sont très cohérentes avec l'observation expérimentale de l'évolution des décharges jusqu'au contournement. Par conséquent, ces indicateurs peuvent être utilisés comme entrées de la méthode d'apprentissage supervisé du MLPNN, en vue de classer les décharges en cinq principales catégories du processus de contournement.

II.5.2 Classification

Pour calculer les six indicateurs pour chaque image, une base de données de 695 x 6 est utilisée comme entrée du MLPNN (591 x 6 pour l'apprentissage et 104 x 6 pour le test). En se référant au tableau (II.4), la sortie est une valeur (allant de 1 à 5), qui représente l'une des cinq principales étapes du contournement (problème multi-classe). Les résultats consistant en des matrices de confusion d'entraînement et de test sont présentés sur la figure II.8.

La matrice de confusion est un outil pour mesurer la qualité d'un problème de classification. Chaque colonne représente le nombre d'occurrences d'une classe estimée et chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe de référence, également appelée classe cible. Les cases roses mentionnent le nombre et le pourcentage des images correctement entraînées ou testées. Les cases blanches contiennent le nombre des images mal classées. Finalement, les cases grises informent sur la précision de la classification des images bien classées et celles mal classées pour chaque ligne et colonne. Les cases noires indiquent la précision de classification finale pour les phases d'entraînement et de test.

Comme principaux résultats, les matrices de confusion montrent que plus de 98% des images ont été bien entraînées (98,3%) et bien testées (98,1%).

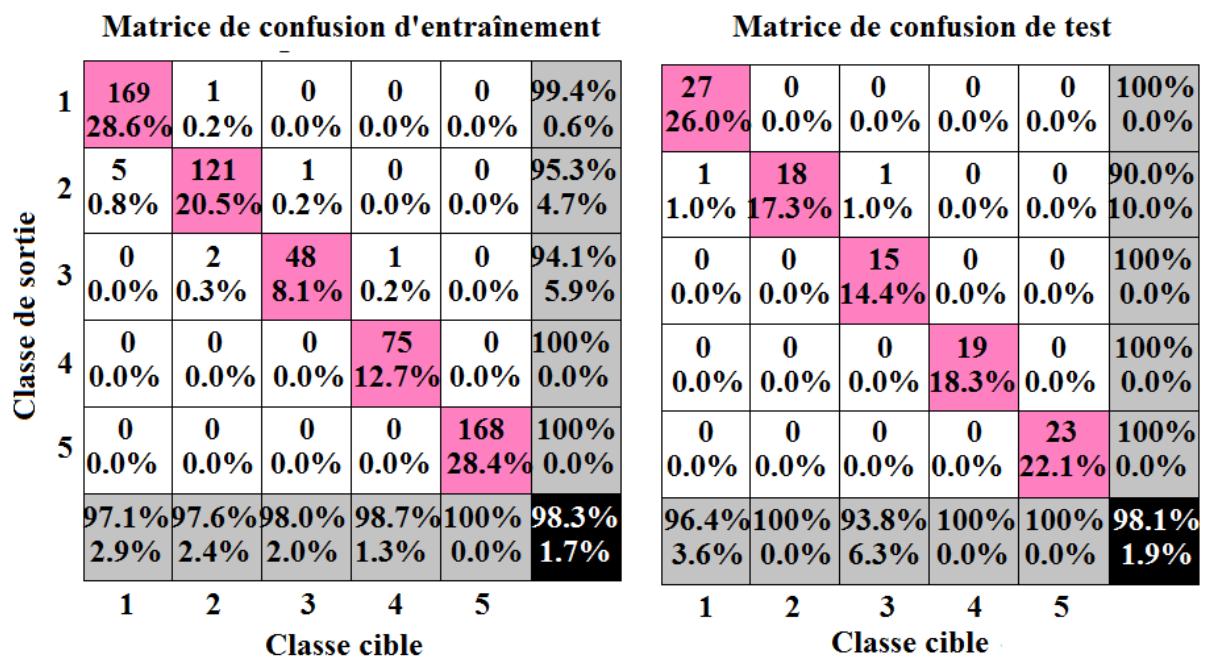


Figure II.9 Matrices de confusion d'entraînement et de test

II.6 Conclusion

Nous avons adopté, en premier lieu, une nouvelle méthodologie pour l'analyse de l'activité de décharge et la surveillance du contournement d'un modèle d'isolateur uniformément pollué. Cette méthodologie est basée sur l'étude des couleurs bleue, violette, rouge, orange, jaune et blanche comprenant dans des images de décharges extraites des vidéos de contournement. A cette fin, nous avons réalisé une base de données contenant une image par couleur comportant les différents degrés d'intensité. En se servant du système RVB de codage, chaque pixel est représenté par des coordonnées (R, V, B) et caractérisé par une seule couleur. Dans le but d'identifier la couleur de chaque pixel de l'image de décharge, les coordonnées de ce pixel sont d'abord comparées à celles de la base de données. La couleur de la base de données ayant les mêmes coordonnées du pixel de décharge d'image est attribuée à ce dernier. A la fin,

nous avons obtenu un vecteur de caractéristiques contenant six indicateurs. Ces derniers ont été utilisés comme entrées de l'algorithme MLPNN proposé. Ce dernier permet de classer l'évolution des décharges en cinq catégories. Il a été constaté que plus de 98% des images étaient bien classées.



Chapitre III

Analyse fractale des images des décharges électriques

III.1 Introduction

L'analyse fractale est l'une des techniques de diagnostic pour l'évaluation et la surveillance en temps réel de l'état des isolateurs. Elle est également utilisée dans l'analyse et le traitement d'images [IMA07]. Cette méthode sera l'objet d'étude de ce présent chapitre.

Dans un premier lieu, nous présentons brièvement l'histoire de l'invention et de l'évolution des fractales. Nous citons, par la suite, quelques objets fractals rencontrés dans la nature ainsi que certains domaines d'application de la théorie des fractales.

Nous évoquons par la suite, la notion de la dimension fractale (DF), et nous exposons quelques méthodes pour la calculer en justifiant le choix de la méthode de comptage de boîtes dans notre étude. Ensuite, nous expliquons l'aspect fractal des décharges électriques. Nous présentons, de manière succincte, les principaux travaux antérieurs qui ont utilisé la dimension fractale pour l'analyse du phénomène de claquage diélectrique soit par modélisation des décharges électriques ou par analyse du courant de fuit.

Nous terminons notre chapitre, par la présentation ainsi que la validation de notre algorithme de calcul de la dimension fractale des images des décharges électriques évoluant sur un modèle d'isolateur polluée. Au fait, nous avons réalisé un algorithme basé sur la méthode de comptage de boites. L'algorithme proposé a été testé sur la courbe fractale du mot de Fibonacci pour un angle de 90° ayant une dimension fractale bien connue. Il a été testé aussi sur les résultats obtenus par Khelil [KHE08]. Ces tests nous ont permis de valider la fiabilité de notre algorithme.

L'objectif de ce chapitre est d'utiliser le concept de géométrie fractale dans la caractérisation des images de décharges électriques pour l'investigation de l'état de surface de l'isolateur pollué sur lequel évoluent de telles décharges. A cet effet, nous avons calculé, à l'aide de notre algorithme, la dimension fractale des images de décharges extraites des vidéos enregistrées lors des essais de contournement sur un modèle d'isolateur plan soumis à une pollution.

III.2 Théorie des fractales

La théorie de la géométrie fractale a été introduite par Mandelbrot [MAN77]. Une image fractale dénote généralement une image qui est construite de manière récursive ou auto-similaire. Par exemple, les vaisseaux sanguins sont considérés comme des objets fractals parce que leurs structures ramifiées partagent un haut degré de similitude à différentes échelles et parce qu'il a été démontré qu'elles possèdent des propriétés fractales [MAN77].

III.2.1 Histoire des fractales

Récemment, le concept de fractales a gagné en popularité. Cependant, bien que ce mot n'ait été inventé par Benoit Mandelbrot que dans les années 1970 [LAJ06]. Les éléments

soutenant cette nouvelle branche des mathématiques sont en place depuis bien plus longtemps. Pour mieux comprendre le concept, il est utile d'explorer les principales images fractales créées par les mathématiciens au fil du temps et d'observer le rôle des fractales dans notre environnement.

Apollonius de Perge, dans son livre *Tangencies* à trois siècles avant J-C, a montré comment tracer un cercle tangent à trois autres objets (points, lignes ou cercles) représentant la première référence trouvée dans la documentation concernant les fractales [KUN07]. Sa construction consiste à prendre un triangle curviligne, dont les côtés sont des arcs de cercles, et à y inscrire un cercle. Cette étape crée trois nouveaux triangles curvilignes dans chacun desquels on peut inscrire un autre cercle. En continuant ce procédé jusqu'à l'infini, on trouve une image appelée *baderne d'Apollonius* (Figure III.1).

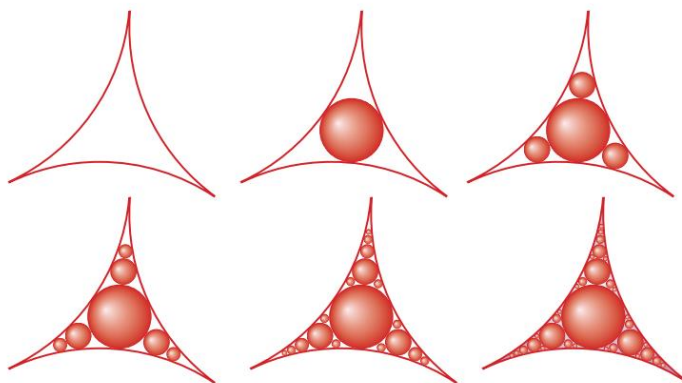


Figure III.1 Une baderne d'Apollonius [LAJ06]

En 1520, le pentagone de Durer est apparu [LAJ06]. L'image fractale correspondante consiste en un pentagone régulier dans lequel cinq petits pentagones cohérents sont placés. Ce processus est répété pour chacun des nouveaux pentagones. Nous trouvons à la fin une image ressemblant à une dentelle (Figure III.2). Un peu plus tard, Sierpinski généralise le pentagone de Durer à tous les polygones convexes réguliers [GIL04].

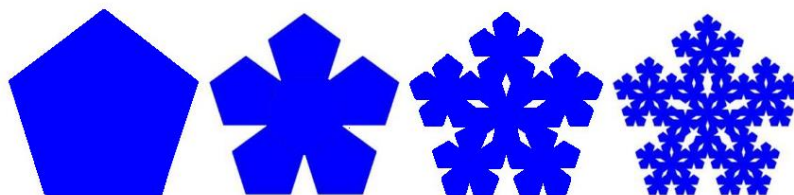


Figure III.2 Illustration des quatre premières étapes de la construction du pentagone de Durer

Une structure fractale se reproduit identiquement à elle-même malgré les variations d'échelle ; c'est le concept d'auto-similarité introduit par le philosophe et mathématicien Leibniz vers 1700 [LAJ06]. De 1875 à 1925, l'idée s'est généralisée. Des mathématiciens comme Cantor, Peano, Von Koch, Hausdorff créaient des objets que la nature ne connaissait pas, questionnant

la géométrie euclidienne et les notions de fonction et de taille. En se basant sur ces leurs inventions, plusieurs mathématiciens ont créé d'autres objets qui se répètent à l'infini. Ces derniers seront plus tard la source d'inspiration de Mandelbrot, qui le conduira à fonder une nouvelle branche des mathématiques, à savoir la géométrie fractale [LAJ06]. Le terme «fractal» vient du latin « fractus » qui signifie brisé ou irrégulier [MAN75]. Il a été formalisé vers le milieu des années 1970 par Mandelbrot [MAN24, MAN95]. La théorie trouva ensuite de nombreuses applications en géologie, en biomédical, en physique, mais aussi en design, photographie et cinématographie [DIL15, FER01, GAR16].

III.2.2 Objets fractals dans la nature

Quand on parle de fractals, on se réfère souvent à la géométrie de la nature. En fait, on les retrouve partout dans notre environnement. Ainsi, ils ont toujours existé. Il est évident que nous ne pouvons pas décrire un nuage, un flocon de neige, un chou-fleur, des montagnes ou des réseaux de rivières par des formes simples comme un polygone ou un cercle car ils sont très irréguliers dans leurs plus petits détails. En réalité, la majorité des structures qui nous environnent ont cette même caractéristique. Ils appartiennent donc à un nouvel ensemble de formes géométriques appelées «fractals».

La fronde d'une fougère ou la branche d'un arbre sont des répliques miniatures de l'ensemble arbre ou fougère. De telles répliques sont de nature fractale récursive. Ainsi, nous pouvons les modéliser avec un ordinateur à l'aide d'algorithmes récursifs, comme illustré sur la figure (III.3) [FAL03].

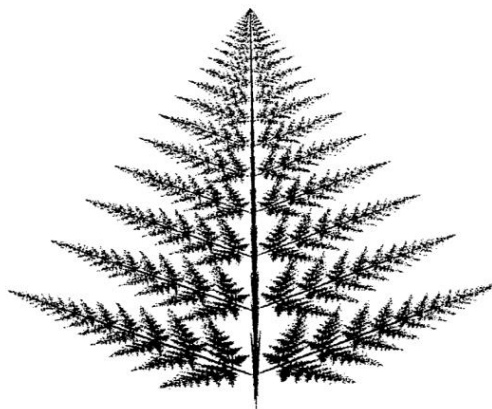


Figure III.3 Fougère modélisés par ordinateur à l'aide d'un algorithme récursif [FAL03]

Enfin, la circulation du sang dans le corps humain, les connexions répétées des veines et des artères peuvent sembler chaotiques. Cependant, une étude détaillée montre clairement que ces connexions compliquées se répètent dans des vaisseaux sanguins de plus en plus petits jusqu'aux capillaires. Les poumons, le cerveau, le myocarde sont d'autres parties du corps qui possèdent une structure fractale [KYR97].

III.2.3 Application des fractales

Les exemples d'application des fractales sont diverses, nous citons notamment :

- Dépistage du cancer du sein : le calcul de la dimension fractale des noyaux des cellules mammaires permet de quantifier l'irrégularité et la lacunarité de la chromatine ce qui facilite le diagnostic et le jugement du pathologiste [LAJ06].
- Aérogels de silice : la géométrie fractale des aérogels de silice assure que la densité des états vibrationnels suit une loi d'échelle qui leur offre une haute qualité d'isolation thermique [VAC89].
- Compression d'images : la méthode fractale de compression d'images repose sur le remplacement de l'image par des équations mathématiques. Ces dernières représentent les transformations unissant les différentes parties de l'image subdivisée en blocs [DAV96].
- Infographie : en se servant d'algorithmes récursifs, il est possible de créer des paysages réalistes de la nature ou rendre les mouvements plus crédibles [LAV19].
- Géologie : en sondant les sols, dans le but de rechercher des nappes de pétrole, les prospecteurs reçoivent des signaux contenant une très grande quantité d'informations sur la nature du sol. L'analyse fractale décrit le degré d'irrégularité de ces signaux et permet donc de sélectionner les endroits où se trouve le pétrole [TUR89].
- Antennes : certains constructeurs d'antennes produisent des antennes de forme fractale dans le but d'augmenter leurs performances et minimiser leurs tailles et donc leurs couts [BEN05].

III.2.4 Dimension fractale

III.2.4.1 Auto-similarité

On dit qu'un objet est auto-similaire, si chaque portion de celui-ci reproduit sa forme générale indépendamment de l'échelle. L'auto-similarité peut être exacte ou non. La plupart des objets naturels présentent une auto-similarité non exacte ; si on change l'échelle on obtient un objet ressemble à l'original mais pas tout à fait le même.

Lorsqu'il s'agit de l'auto-similarité exacte, si on change l'échelle (agrandissement ou raccourcissement) on obtient un objet similaire exactement à l'initial, prenant comme exemple la courbe de Von Koch dans le point suivant [FAL03].

III.2.4.2 Exemple de construction de la courbe de Von Koch

Pour obtenir la courbe de Von Koch, on remplace le tiers qui se trouve au milieu d'un segment par un triangle équilatéral sans base. Cette opération est répétée pour chacun des segments [FAL03].

Soit E_0 un segment de ligne. L'ensemble E_1 est constitué des quatre segments obtenus en supprimant le tiers médian de E_0 et en le remplaçant par deux côtés d'un triangle équilatéral. Nous construisons E_2 en appliquant la même procédure à chacun des segments de E_1 , et ainsi de suite. Ainsi E_k vient du remplacement du tiers médian de chaque segment de droite de E_{k-1} par deux côtés d'un triangle équilatéral. Lorsque k est grand, les courbes E_{k-1} et E_k ne diffèrent que par les détails fins et quand k tend vers l'infini, la séquence de courbes polygonales E_k se rapproche de la courbe de Von Koch (Figure III.4).

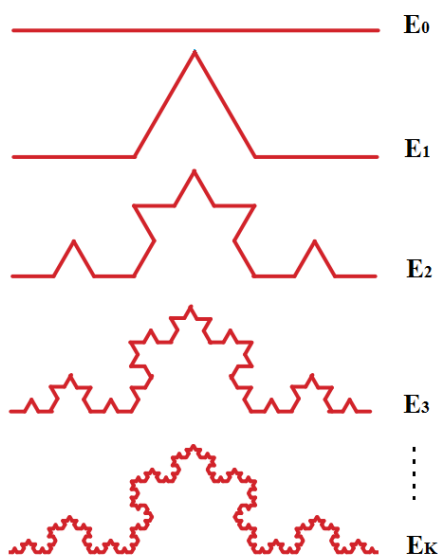


Figure III.4 Construction de la courbe de Von Koch [FAL03]

III.2.4.3 Notion de dimension fractale

Dans la géométrie euclidienne, un point est de dimension zéro, une ligne est de dimension un, une surface est de dimension deux et un volume est de dimension trois. Nous sommes donc habitués aux objets dont la dimension est un nombre entier. Les objets fractals sont beaucoup plus compliqués à décrire par ces simples entiers. A cet effet, le terme de dimension fractale a été introduit. Par conséquent, la dimension fractale est un nombre qui quantifie le degré d'irrégularité d'un objet ou l'aspérité d'une surface. C'est ce qui permet de généraliser cette notion de dimension à des nombres non entiers [GIL04].

Il existe plusieurs définitions de la dimension fractale. Chacune d'elles peut donner des résultats différents selon les principes considérés. Nous citons ci-après les définitions les plus communes [FAL03] :

- La dimension topologique
- la dimension de corrélation
- la dimension d'information
- la dimension de Hausdorff
- la dimension de Minkowski (box-counting)
- la dimension divider

La dimension d'une figure fractale est difficile à déterminer. Elle n'est pas forcément entière. L'exemple suivant nous permet de mieux comprendre le calcul de la dimension fractale pour une autosimilarité exacte.

Nous avons une fractale F formée de répliques d'elles-mêmes en plus petit. Sa dimension fractale DF peut être calculée de la manière suivante [MAN99] :

$$DF = \frac{\ln(a)}{\ln(1/b)} \quad (\text{IV.1})$$

avec :

a : le nombre d'exemplaires résultants d'une étape à l'autre ;

b : la longueur de l'exemplaire par rapport à son origine de l'étape précédente ;

Note : on appelle « b » le facteur d'homothétie.

La figure III.5 montre trois exemples de calcul de la dimension fractale : la courbe de Von Koch [FAL03], l'ensemble triadique de Cantor et le triangle de Sierpiński [LAJ06].

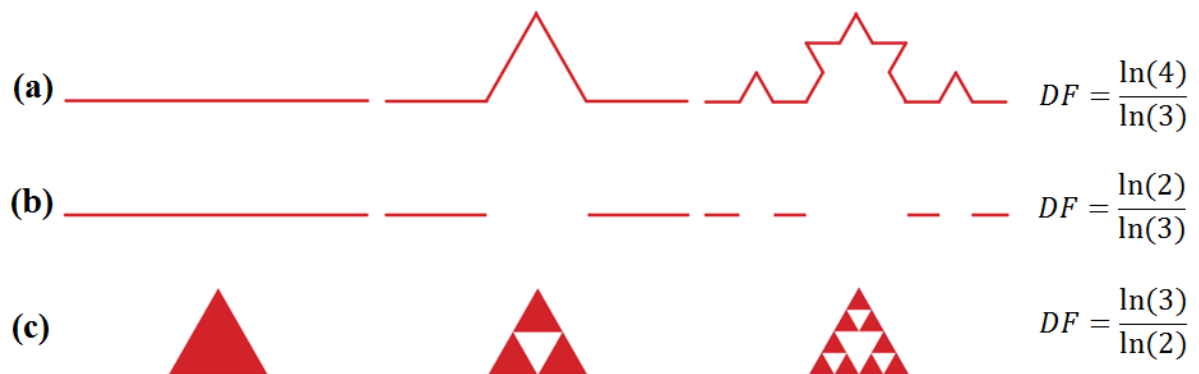


Figure III.5 Calcul de la dimension fractale par la relation (III.1), (a) : pour la courbe de Von Koch, (b) : pour l'ensemble triadique de Cantor, (c) : pour le triangle de Sierpiński

Le calcul de la dimension fractale des figures auto-similaires est facile comme nous venons de le voir. Cependant, la chose est plus compliquée pour les figures qui ne présentent pas une auto-similarité exacte car on ne pourra jamais les recouper en plusieurs morceaux identiques à eux-mêmes. L'exemple le plus courant est la mesure des frontières des pays. Cela a conduit à la création de diverses méthodes de calcul de la dimension fractale. Certains d'entre eux sont expliqués dans la section (III.2.5).

III.2.5 Calcul de la dimension fractale

III.2.5.1 Méthode des disques disjoints

Le principe de la méthode des disques disjoints est de recouvrir la frontière de l'objet fractal par des boules de rayon ε (Figure III.6). C'est une méthode très peu utilisée dans la pratique car son implémentation est un peu délicat [KOE98]. Soit $N(\varepsilon)$ le nombre maximum des disques disjoints couvrants la courbe. La dimension fractale est donnée par la relation (III.2).

$$DF_{dd} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln(N(\varepsilon))}{|\ln(\varepsilon)|} \quad (\text{III.2})$$

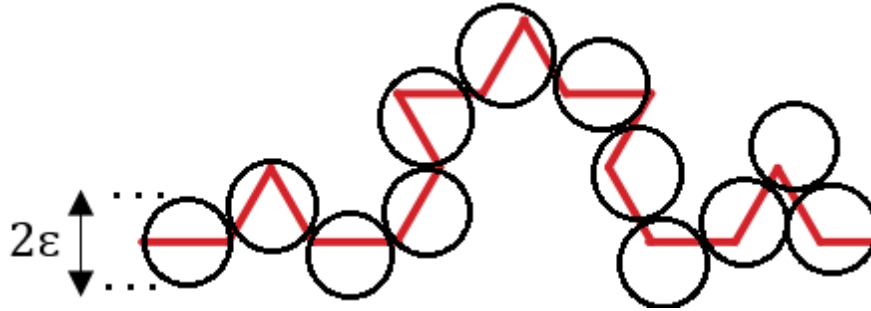


Figure III.6 Recouvrement par des disques disjoints d'une partie de la courbe de Von Koch

En plus de sa difficulté de mise en œuvre, la méthode des disques disjoints est basée sur la dilatation. De ce fait, elle ne peut pas être appliquée pour les courbes qui remplissent le plan comme par exemple les vaisseaux sanguins, car la dilatation des cercles fournira toujours la même surface, c'est-à-dire le plan entier. Cette méthode est basée sur deux implémentations possibles soit sur le volume, soit sur la surface. En effet, elle n'est pas aussi efficace dans le traitement d'objets unidimensionnels. C'est pourquoi, nous n'avons pas adopté cette méthode lors de nos calculs de la dimension fractale des décharges électriques évoluant sur une surface isolante polluée.

III.2.5.2 Méthode masse-rayon

Cette méthode consiste à déterminer la dimension fractale par la relation entre la masse de la structure incluse dans une boule et le rayon de cette dernière (Figure III.7.a) à partir de la relation (III.3).

$$M(R) \propto R^{DF_{mr}} \quad (\text{III.3})$$

avec :

$M(R)$: La masse de la structure ;

R : Le rayon du disque ;

DF_{mr} : La dimension fractale ;

α : indice de proportionnalité, indique que $M(R)$ et $R^{DF_{mr}}$ varient linéairement.

Pour calculer la dimension fractale DF_{mr} , nous utilisons une série de cercles concentriques (Figure III.7.b), de rayon R et d'origine x_0 , en appliquant la relation (III.4) [GOU97].

$$DF_{mr} = \lim_{R \rightarrow \infty} \frac{\log(M(R))}{\log(R)} \quad (\text{III.4})$$

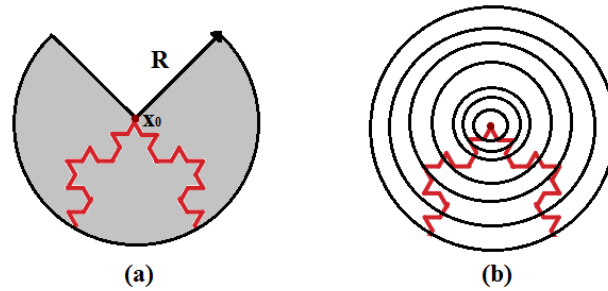


Figure III.7 Mesure de la dimension fractale d'une courbe de Von Koch par la relation entre masse et rayon, (a) : un disque de centre x_0 et de rayon R , (b) : une série de cercles concentriques

En réalité, la dimension fractale ne dépend pas du centre x_0 à partir duquel les mesures sont effectuées. La DF_{mr} à calculer est considérée donc comme une dimension fractale locale. Ainsi, la dimension fractale globale est obtenue en faisant varier le centre x_0 et en calculant la moyenne des dimensions fractales résultantes. Notant que cette méthode de calcul est efficace pour les structures qui se développent à partir d'un point bien précis ; ce n'est pas le cas de nos décharges électriques.

III.2.5.3 Méthode de box-counting

Mesurer la dimension de box-counting (comptage de boîtes) est le moyen le plus simple pour déterminer les dimensions fractales. Cette méthode est applicable aux objets fractals, que leur auto-similarité soit exacte ou non [PEI92]. Elle est basée sur le principe de superposition de grilles de tailles différentes sur un ensemble fractal (Figure III.8). Pour chaque couche de grilles, on compte le nombre de cases $N(e)$ contenant une partie de l'ensemble, tel que e représente la taille de la grille (boîte). On procède de la même manière pour les autres couches de grilles. La dimension fractale DF_{bc} est calculée sur la base de la variation de $N(e)$ en raffinant la taille des boîtes à l'infini. La DF_{bc} est donnée par la relation (III.5) [KAP00].

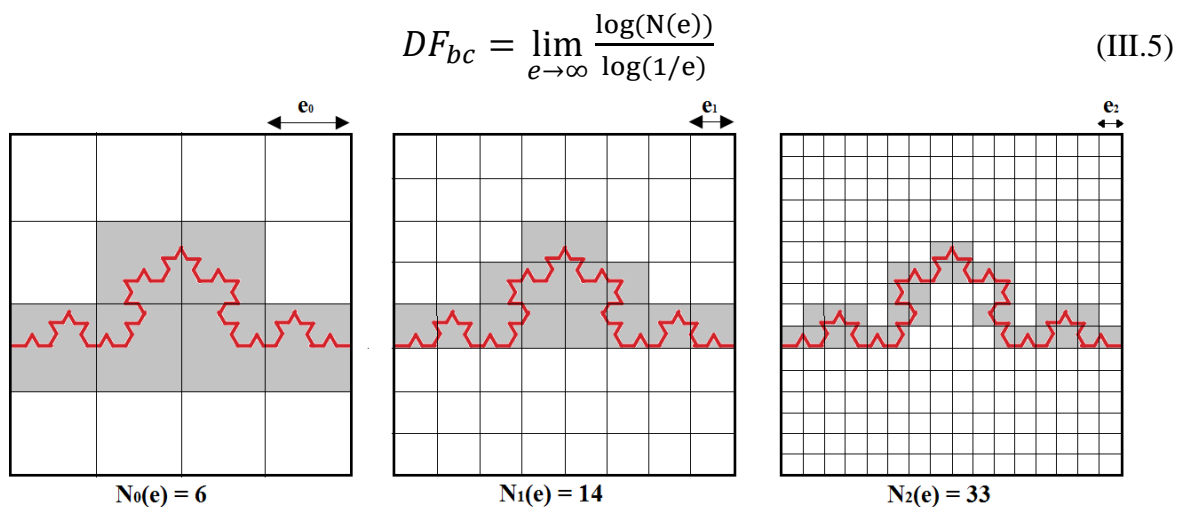


Figure III.8 Méthode de comptage de boîtes appliquée sur la courbe de Von Koch pour différentes tailles de grilles

La méthode de comptage de boîtes se retrouve comme la plus adaptée pour l'estimation de la dimension fractale [FOU99] en raison de sa simplicité et de sa facilité de mise en œuvre. Cette méthode est très appliquée dans le calcul des dimensions fractales des images et elle a donné des résultats satisfaisants [FOU99, HAR07, LI09] ; c'est pour cette raison que nous l'avons adopté pour nos décharges électriques.

III.3 Fractales et décharges électriques

III.3.1 Aspect fractal des décharges

Les décharges électriques ont un aspect fractal évident [KHE19]. Par conséquent, elles peuvent être caractérisées par la dimension fractale.

En réalité, la décharge électrique est multifractale [BOT01]. Elle change de forme à chaque étape de sa progression. Ce qui se traduit par une dimension fractale qui dépend du stade de progression. De ce fait, nous calculons, dans ce travail, la dimension fractale des décharges à chaque étape de progression jusqu'au contournement total.

III.3.2 Travaux antérieurs sur l'utilisation de l'analyse fractale dans des phénomènes électriques

La géométrie fractale est devenue un outil d'analyse efficace et fiable dans divers domaines. Pour ce qui est électrique, elle est utilisée beaucoup plus pour modéliser et analyser les phénomènes de décharges électriques [KHE18, KHE19].

Dans ce qui suit, nous citons les principaux travaux antérieurs dans le cadre de l'utilisation de la théorie fractale, ou plus précisément la dimension fractale, pour l'analyse du phénomène de claquage diélectrique soit par modélisation des décharges électriques ou par analyse du courant de fuite.

III.3.2.1 Analyse fractale des décharges

Sawada et al [SAW82] sont les pionniers à utiliser le concept fractal dans les décharges. Ils ont analysé les propriétés fractales des structures de décharges ramifiées obtenues par simulation de claquage diélectrique à l'aide du modèle stochastique. Ces chercheurs sont les pionniers à utiliser les. Ils ont défini une variable «R» qui dépend des probabilités de déplacement d'une pointe et de création d'une branche latérale. Cette variable est un facteur de priorité et représente le paramètre de contrôle. Son rôle est très important dans la formation des ramifications et la dimension fractale calculée en dépend. Les auteurs n'ont pas pris en considération l'effet du champ électrique local. Ce qui entraîne de structures ramifiées simulées très différentes des formes réelles de décharges.

Deux ans après, Niemeyer et al [NIE84] ont étudié les propriétés fractales des décharges électriques ramifiées d'un nouveau modèle théorique de claquage diélectrique des gaz. Dans ce

modèle, les auteurs ont pris en considération l'effet du champ électrique local dans la propagation des décharges. En confrontant les résultats expérimentaux à ceux théoriques, les auteurs ont pu lier la probabilité de propagation des décharges au champ électrique local (expérimental).

En se basant sur le modèle précédent de Niemeyer et al, Wiesmann et al [WIE86] ont étudié l'aspect stochastique des décharges électriques et introduit un nouveau modèle fractal de claquage diélectrique appelé WZ.

III.3.2.2 Analyse fractale de la décharge de foudre

Petrov et al [PET03] ont adopté une approche fractale pour quantifier la probabilité de coups de foudre pour des structures modélisées. Ils ont pris en considération la chute de tension au cours de la décharge.

Perera et al [PER13] ont simulé les décharges de foudre dans les domaines 2D et 3D à l'aide d'un modèle de claquage diélectrique stochastique. Ils ont évalué la dépendance entre la dimension fractale des modèles de décharges et la valeur de la puissance du champ électrique local η . La dimension fractale des modèles de décharges 3D simulés et les images 2D des décharges de foudre ont été comparées en prenant des projections de modèles simulés. Ils ont également étudié l'influence des objets au sol sur les décharges de foudre simulées.

Khelil et al [KHE18] ont développé un modèle fractal décrivant la probabilité d'interception de décharge de foudre d'une tige verticale mise à la terre lorsqu'elle est insérée dans un espace tige-plan. La hauteur des deux tiges mises à la terre (simulant un objet de protection et un objet protégé contre la foudre), et leur distance de séparation et leur emplacement par rapport à la tige sous tension ont été considérées comme des paramètres influençant la tension et le temps de claquage.

III.3.2.3 Analyse fractale pour l'étude des isolateurs pollués

Chen et al [CHE12] se sont servis du calcul de la dimension fractale du signal du courant de fuite par la méthode de comptage de boîtes. L'objectif principal était d'analyser les zones de sécurité, de prévision et de danger pour prévoir l'apparition du contournement à la surface des isolateurs pollués.

Sur la base de l'analyse fractale (méthode de comptage de boîtes) du courant de fuite, I-Ramirez-Vazquez et al [RAM14] ont appliqué la méthode de « tracking wheel ». Les isolateurs considérés sont en caoutchouc de silicone nanostructures pollués par une solution saline de 1,4 kg/m³ de NaCl. Ils ont validé leurs résultats par la méthode du plan incliné [IEC07].

Hui et al [HUI08] ont aussi utilisé l'analyse fractale (méthode de comptage de boîtes) des transformés en ondelettes des signaux de courant de fuite pour diagnostiquer l'état de surface des isolateurs pollués.

III.4 Algorithme de calcul de la dimension fractale

Cette partie est consacrée à l'élaboration d'un algorithme basé sur la méthode de comptage de boîtes pour calculer la dimension fractale. Cet algorithme a été appliqué sur des images de décharges, extraites des vidéos enregistrées lors des essais sur un modèle d'isolateur plan de haute tension. Notre algorithme a été validé à partir d'un ensemble d'images de décharge de foudre modélisées numériquement par [KHE08], et par la fractale du mot de Fibonacci qui possède une dimension fractale bien connue.

La dimension fractale peut être calculée en utilisant diverses méthodes, dont certaines ont été déjà évoquées dans ce manuscrit.

Parmi les techniques discutées par Mandelbrot [MAN83], la méthode de comptage de boîtes se trouve comme la plus adaptée pour l'estimation de la dimension fractale (DF) [FOU99], à cause de sa simplicité et de son efficacité pour l'étude des signaux temporels [FU16] et des images [LI09, RAJ17, HAR07]. La méthode de comptage de boîtes qui est basée sur le concept de «recouvrir» l'image avec une grille de coordonnées rectangulaire (box). Le nombre de ces box est compté pour voir combien d'entre elles sont nécessaires pour couvrir complètement les éléments actifs dans l'image étudiée. C'est la meilleure technique pour estimer la DF [RAJ17]. Pour cette raison, la méthode de comptage de boîtes (Box_counting, BC) est parmi les couramment utilisées [FER01, DIL15, MIL15]

III.4.1 Algorithme de calcul de la DF des images des décharges par la méthode de box-counting

Dans cette section, nous avons développé un algorithme, sous environnement Matlab, pour calculer la dimension fractale (DF) des images des décharges électriques en utilisant la méthode de comptage de boîtes. Cet algorithme est basé, donc, sur le comptage du nombre de boîtes pour couvrir entièrement les décharges dans l'image, en calculant la DF à plusieurs résolutions. La DF de l'image est généralement estimée par la méthode des moindres carrés ou alors par sa valeur moyenne pour toutes les résolutions [LIU13].

Tout d'abord, nous considérons une image couleur codée en RVB de dimension $D_i \times 3$ (D_i étant la dimension initiale de l'image à traiter). Nous recouvrons ensuite l'image entière avec des boîtes de mêmes tailles (résolution). Nous comptons, par la suite, le nombre de boîtes actives, c'est-à-dire le nombre de boîtes nécessaires pour couvrir les décharges dans l'image. Nous calculons, enfin, la DF de l'image en utilisant l'équation (III.5).

Nous résumons les différentes étapes entreprises lors de la conception de notre algorithme par l'organigramme de la figure (III.9). Pour comprendre le processus de calcul de la dimension fractale par cet algorithme, l'organigramme est suivi par une explication détaillée de ses étapes.

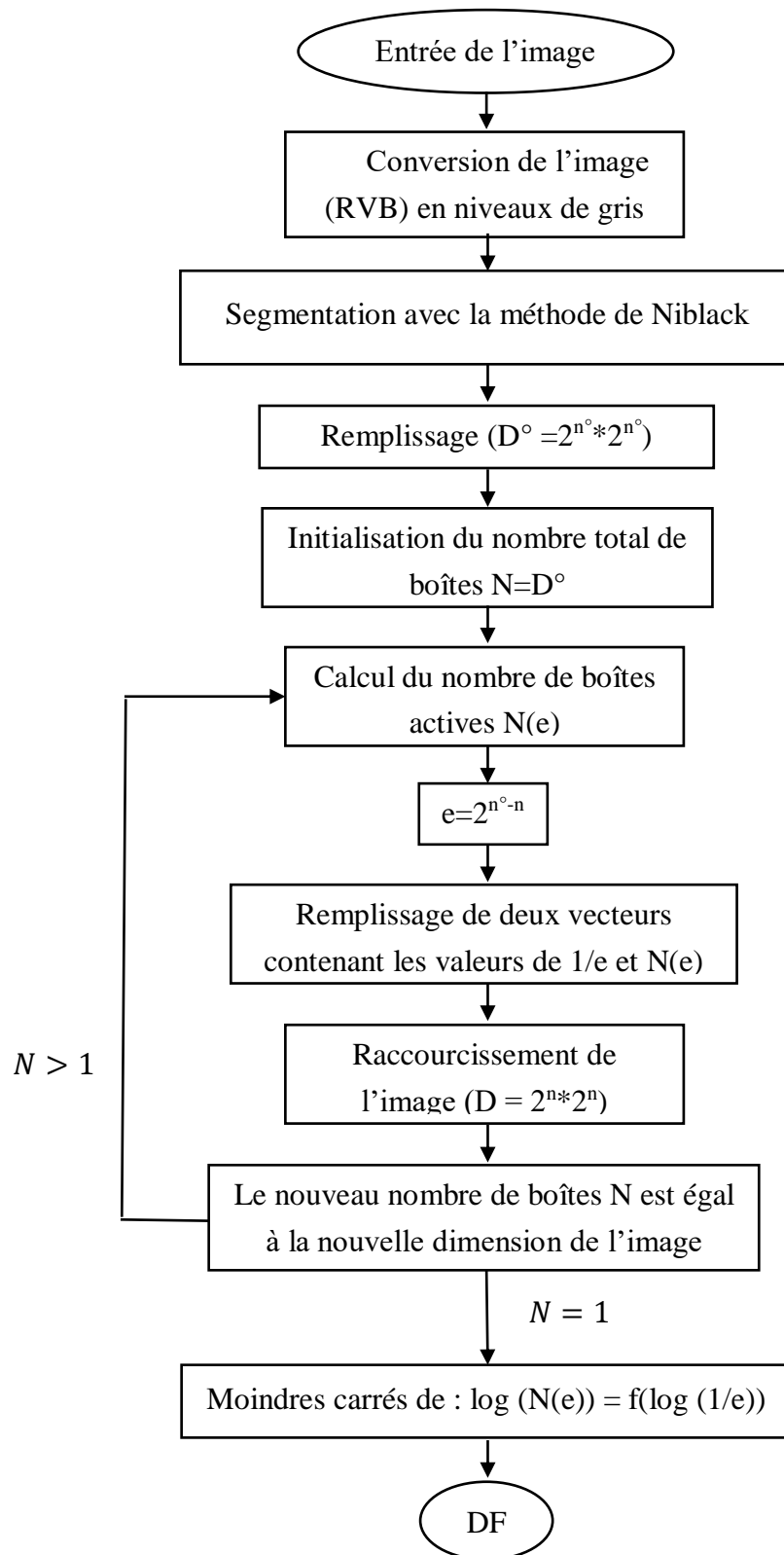


Figure III.9 Etapes de calcul de la DF d'une image de décharges par la méthode de comptage de boîtes

L'organigramme de la figure (III.9) s'exécute conformément aux étapes suivantes :

- Nous acquérons l'image (RVB) de la décharge de dimension $D_i \times 3$, qui fera l'objet du calcul de la DF.
- Nous convertissons l'image RVB en une image en niveaux de gris de dimension D_i , dans laquelle les seules couleurs sont des nuances de gris.
- Nous transformons l'image en niveaux de gris résultante en noir et blanc, car l'algorithme de comptage de boîtes que nous avons développé nécessite en entrée une image binaire. Il s'agit donc d'une segmentation dans laquelle nous avons utilisé la méthode de segmentation de Niblack (détaillée dans le premier chapitre, sections I.3.2.2 et I.3.2.3). A l'issue de cette étape, l'image est représentée par une matrice binaire de dimension D_i .
- Nous remplissons la matrice avec des éléments d'arrière-plan afin qu'elle soit carrée et que sa dimension soit une puissance de 2 ($D^0 = 2^{n_0} \times 2^{n_0}$) (2^{n_0} représente le nombre de lignes/colonnes de la matrice carrée obtenue). Un exemple illustratif de cette opération est explicité sur la figure (III.10).

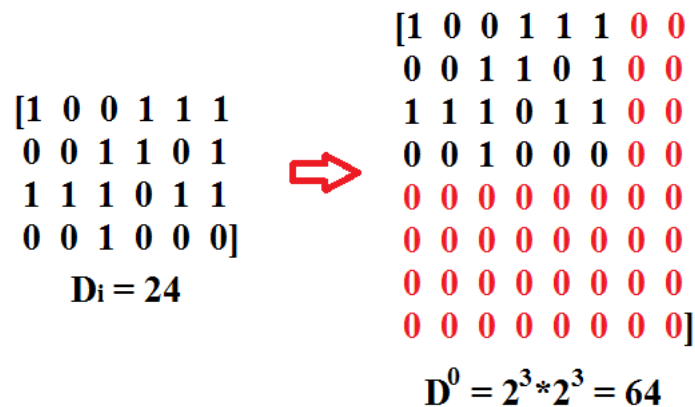


Figure III.10 Exemple de remplissage de l'arrière-plan d'une matrice de dimension 24

- Nous initialisons le nombre total de boîtes N à la taille de la matrice comme une première résolution et nous calculons le nombre de boîtes actives $N(e)$ (e étant la dimension de la boîte). La figure (III.11) exemplifie cette étape.
- La DF pour chaque résolution est donnée par la formule : $DF = (\log N(e)) / (\log 1/e)$. A chaque itération, nous raccourcissons la matrice de la figure (III.12). Nous obtenons ainsi de nouvelles valeurs de e et de $N(e)$. Ainsi, nous formons les vecteurs à partir des valeurs de $1/e$ et $N(e)$ enregistrées une fois toutes les itérations exécutées.
- Nous considérons, maintenant, la matrice raccourcie comme une nouvelle résolution pour laquelle la dimension de la boîte e est donnée par la formule : $e = 2^{n_0-n}$ (2^n représente le nombre de lignes/colonnes de la matrice raccourcie). Les mêmes étapes

susmentionnées sont répétées jusqu'à ce que la taille de la matrice raccourcie soit strictement inférieure à 1.

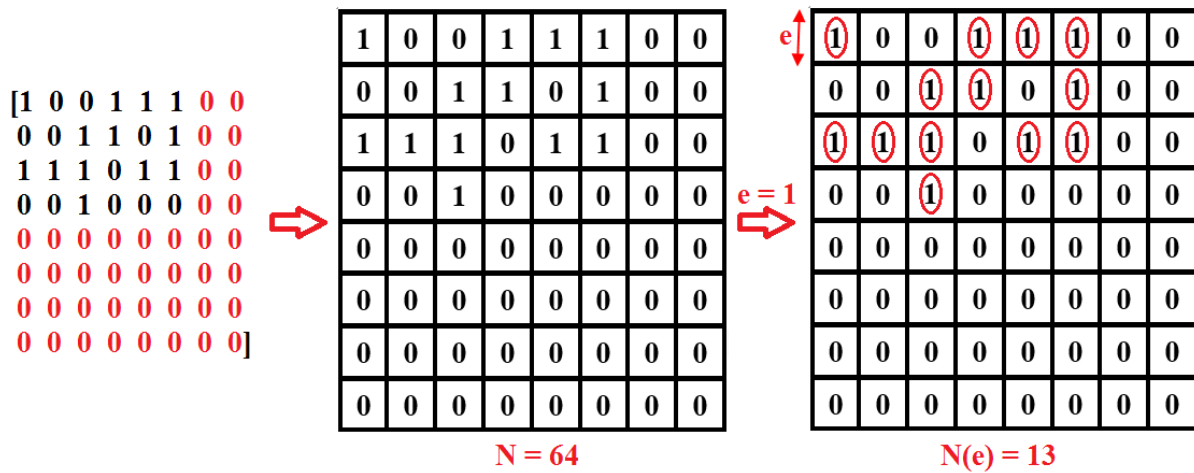


Figure III.11 Exemple de calcul du nombre de boîtes actives

- h. Nous obtenons, finalement, deux vecteurs contenant les valeurs de $N(e)$ et e pour toutes les résolutions. En utilisant la méthode des moindres carrés, nous calculons la pente de l'équation $\log(N(e)) = f(\log(1/e))$. Cette pente représente la dimension fractale de l'image.

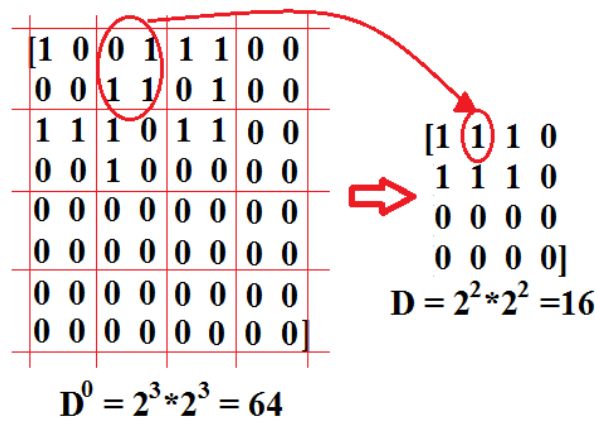


Figure III.12 Exemple de raccourcissement d'une matrice basé sur la sommation logique des éléments

III.4.2 Validation de l'algorithme

L'algorithme de comptage des boîtes que nous avons développé est validé à partir d'un ensemble d'images de décharges de foudre modélisées numériquement dans un environnement protégé par un paratonnerre vertical. Pour cela, différentes positions (x) et hauteurs (h) du paratonnerre ont été considérées [KHE08]. Les dimensions fractales de telles images ont été calculées par l'expression (III.1) exploitée par Djemai [DJE99] et améliorée par Hami et Kahoul [HAM02]. Cette expression est donnée par la relation suivante :

$$D_f = \frac{\ln(nb(i))}{\ln(lon(i))} \quad (III.1)$$

avec :

nb (i) : nombre de branches à la $i^{\text{ème}}$ étape ;

lon (i) : longueur des branches à la $i^{\text{ème}}$ étape.

La figure (III.13) représente les formes de décharges simulées pour une hauteur de paratonnerre $h=2\text{cm}$ et diverses valeurs de la position x (x et h sont à définir, il serait judicieux d'introduire le modèle expérimental utilisé avant l'expression (III.1)).

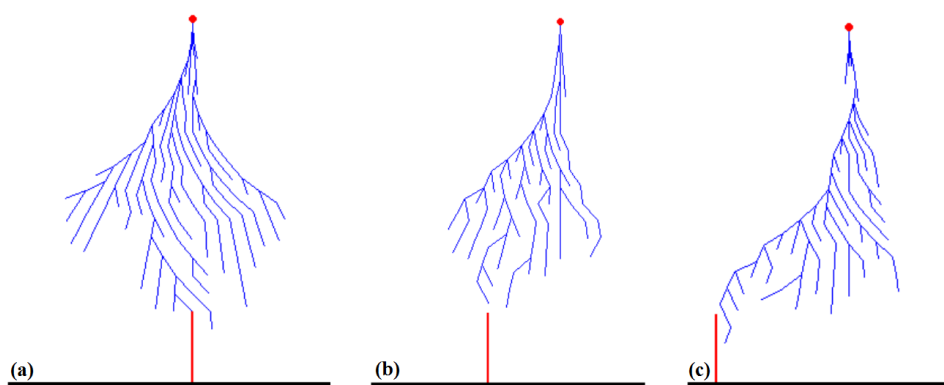


Figure III.13 Formes de décharges : (a) pour $x=0\text{cm}$ et $h=2\text{cm}$, (b) pour $x=2\text{cm}$ et $h=2\text{cm}$, (c) pour $x=3.7\text{cm}$ et $h=2\text{cm}$ [KHE08]

Les formes de décharge simulées par khelil [KHE08] nous ont servi à comparer les DF obtenues par l'algorithme de comptage de boîtes que nous avons élaboré avec ses DF calculées par la formule (III.1). Ceci nous permet de tester et de valider l'efficacité de notre algorithme. Les résultats sont exposés dans le tableau (III.1). Nous avons trouvé que l'erreur relative entre les dimensions fractales calculées par [KHE08] par la formule (III.1) et celles calculées par notre algorithme ne dépasse pas le 2,53%.

L'algorithme de comptage de boîtes que nous avons mis en place est examiné aussi en se basant sur une image de référence dont la dimension fractale est bien connue à l'avance. Pour cela, la fractale du mot de Fibonacci présentée sur la figure (III.14) est utilisée comme un moyen de test et de validation de l'efficacité de notre algorithme. L'image présentée sur la figure (III.14) est réalisée avec un générateur fractal des mots de Fibonacci en ligne (onlinemathtools.com). Cet outil dessine les fractales du mot de Fibonacci, qui est une courbe plane auto-similaire générée à partir des mots de Fibonacci. La longueur, la hauteur et le nombre d'itérations de la fractale que nous avons choisie pour valider notre algorithme sont 900 px, 600 px et 20 itérations respectivement. Le tableau (III.1) regroupe les dimensions fractales estimées par la formule (III.1) ainsi que celle calculées par notre algorithme ainsi que les erreurs entre elles, et ce pour diverses valeurs de positions (x) et de hauteurs (h) du paratonnerre. Les résultats ainsi que les erreurs commises sont récapitulés dans le tableau (III.1) suivant.

Tableau III.1 Comparaison des DF calculées à la fois par la formule (III.1) et par notre algorithme pour diverses valeurs de positions (x) et de hauteurs (h) du paratonnerre

h (cm)	x (cm)	DF calculée par la formule (III.1)	DF calculée par l'algorithme proposé	Erreur absolue : DF de la formule - DF de l'algorithme	Erreur relative (%)
0,2	0	1,1420	1,1493	0,0073	0,64
0,2	0,2	1,1590	1,1496	0,0094	0,81
0,2	0,37	1,1530	1,1329	0,0201	1,74
0,2	0,38	1,1420	1,1441	0,0021	0,18
0,2	0,38	1,1140	1,1102	0,0038	0,34
0,2	0,4	1,1300	1,1246	0,0054	0,48
0,2	0,4	1,1330	1,1409	0,0079	0,70
0,2	0,6	1,1250	1,1535	0,0285	2,53
0,2	1	1,1480	1,1636	0,0156	1,36
0,3	0	1,1620	1,1327	0,0293	2,52
0,3	0,2	1,1360	1,1220	0,0140	1,23
0,3	0,4	1,1500	1,1481	0,0019	0,16
0,3	0,6	1,1360	1,1403	0,0043	0,38
0,3	0,62	1,1360	1,1316	0,0044	0,39
0,3	0,63	1,1310	1,1352	0,0042	0,37
0,3	1	1,1420	1,1626	0,0206	1,80

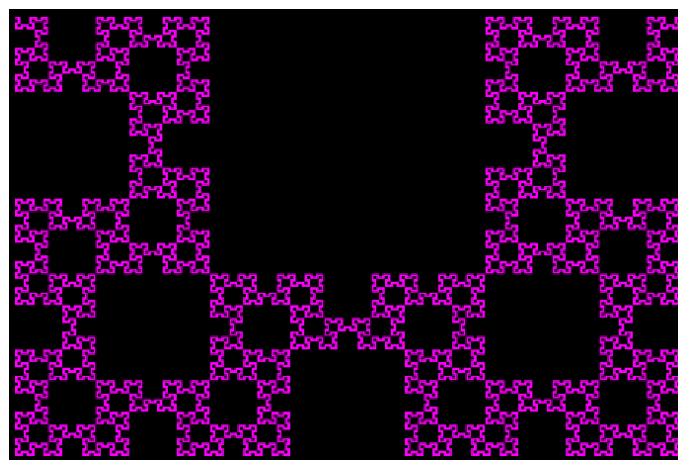


Figure III.14 Courbe fractale du mot de Fibonacci pour $\alpha = 90^\circ$

La dimension de Hausdorff du mot fractal de Fibonacci généralisé pour un angle α est définie par la relation [LAJ06] :

$$Df = 3 \frac{\log \phi}{\log(1 + \cos \alpha + \sqrt{(1 + \cos \alpha)^2 + 1})} = 1,6379 \quad \text{Avec : } \phi = \frac{1 + \sqrt{5}}{2} \text{ et } \alpha = 90^\circ \text{ (III.2)}$$

La dimension fractale obtenue par notre algorithme de comptage de boîtes proposé est égale à 1,6083 présentant une erreur de 1,81% par rapport à celle théorique.

III.5 Application des fractales sur les images des décharges

Dans cette partie, nous avons utilisé la théorie fractale afin de diagnostiquer l'état de surface d'un isolateur pollué. Dès lors, l'algorithme de comptage de boîtes que nous avons implémenté a été adapté pour calculer la dimension fractale d'un ensemble d'images de décharges. Ces images ont été soustraites des vidéos enregistrées lors des essais de contournement d'un modèle expérimental sous pollution. Les détails de tels essais ont été déjà présentés à la fin du premier chapitre.

Nous étudions l'influence de la tension appliquée (de 35 à 67 kV) et de la DDNS, densité de dépôt non soluble, (0,02, 0,03 et 0,04 g/cm²) sur les DF des images de décharges. Les résultats des DF obtenues sont exposés sur les figures (III.15) et (III.16).

III.5.1 Etude de la DF des images des décharges en fonction de la tension appliquée

La figure (III.15) illustre la variation de la DF des images de décharges en fonction de la tension appliquée, et ce pour différentes valeurs de la DDNS. Les résultats obtenus montrent que la dimension fractale des images de décharges est comprise, en général, entre 1 et 2. Ceci est évident, étant donné que notre décharge évolue sur un plan.

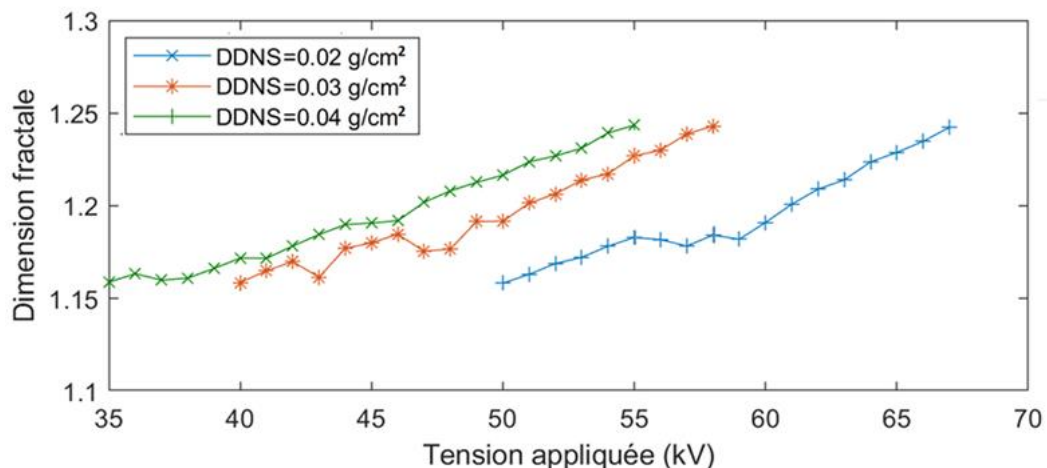


Figure III.15 Variation de la DF des images de décharges en fonction de la tension appliquée pour différentes valeurs de la DDNS

D'après cette figure, nous remarquons, tout d'abord, que, pour une valeur de la DDNS donnée, la DF augmente en fonction de la tension appliquée de manière non linéaire. Cependant, la DF augmente rapidement pour la valeur de la DDNS la plus basse (0,02 g/cm²),

où les décharges dans l'image ont tendance à remplir plus d'espace, ce qui se traduit par un nombre beaucoup plus grand de boîtes.

Pour la DDNS la plus élevée ($0,04 \text{ g/cm}^2$), la DF augmente d'une manière moins rapide en raison de l'évaporation progressive de la couche de pollution. Cette évaporation peut s'expliquer par l'augmentation de la densité de courant sur la surface isolante où l'eau se vaporise peu à peu par effet Joule. Ce qui se traduit par une lente évolution du remplissage de l'espace des décharges dans l'image. Ceci donne des DF qui augmentent de manière lente et progressive. Les observations expérimentales qui ont été réalisées montrent que le contournement peut avoir lieu lorsque la DF s'approche de la valeur de 1,25. Pour cette valeur maximale de DF, les décharges dans l'image sont denses où leur remplissage est quasi-total (Figure III.16.g).

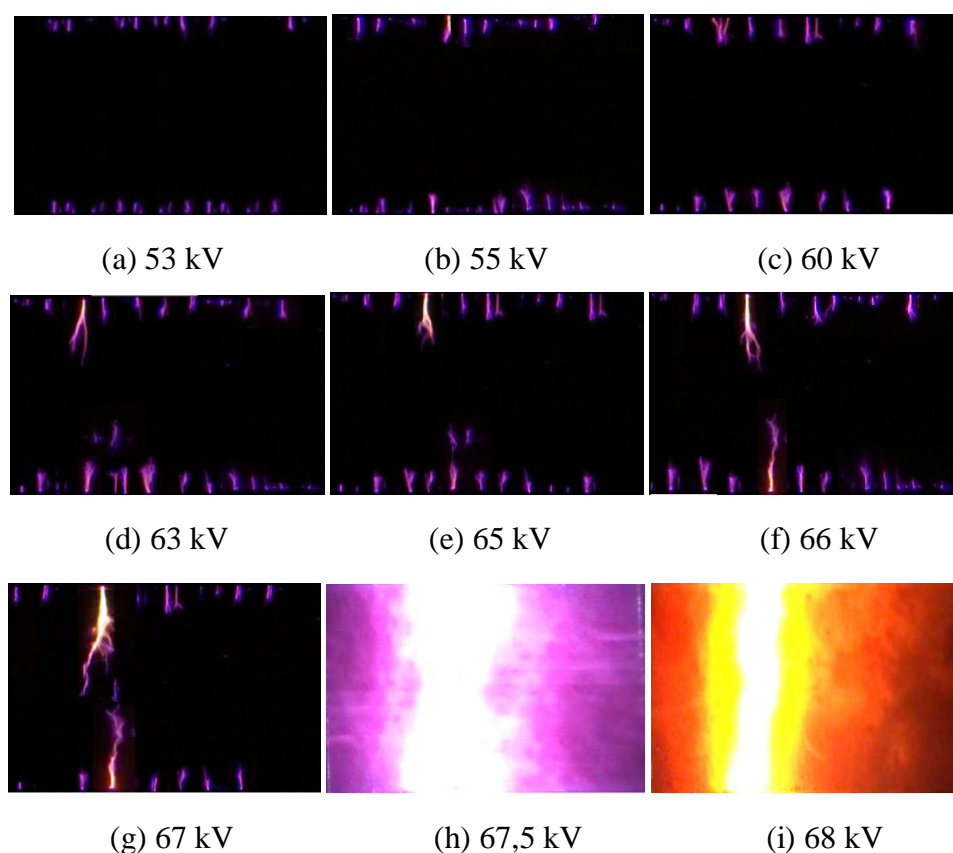


Figure III.16 Etapes du processus de contournement [FER20]

Les fluctuations observées au début de chaque graphe sont dues au fait que les décharges au début du phénomène de contournement se présentent comme des points épars et dispersés (Figures III.16.a, III.16.b et III.16.c) qui apparaissent et disparaissent très rapidement jusqu'à ce que certains d'entre eux se connectent pour former des structures d'arcs. La présence de ceux-ci provoque l'atténuation voire la disparition des fluctuations, car les arcs sont dominants dans l'image par rapport aux petits points lumineux. De ce fait, comme montré dans le tableau (III.2), nous proposons la discrimination entre deux principaux types de décharges : les décharges de types arc et celles de type non arc en se basant sur les DF calculées.

Tableau III.2 Discrimination entre les décharges de type non arc et arc pour les DDNS 0.02, 0.03 et 0.04 g/cm²

DDNS (g/cm ²)	Intervalle de la tension appliquée (kV)	DF	Type de décharge
0,02	50 à 60	€ [1,1583, 1,1910]	Non arc
	61 à 67	€ [1,2009, 1,2423]	Arc
0,03	40 à 50	€ [1,1586, 1,1917]	Non arc
	51 à 58	€ [1,2015, 1,2430]	Arc
0,04	35 à 46	€ [1,1588, 1,1920]	Non arc
	47 à 55	€ [1,2019, 1,2435]	Arc

Sur la base de la discrimination présentée sur le tableau précédent, nous avons conclu que nous pouvons déceler la présence des décharges électriques de type arc à partir des images enregistrées en calculant leurs DF. Ainsi, si la DF de l'image de décharge est strictement inférieure à 1,2, la décharge est de type « non arc ». Par contre, si elle est supérieure à cette valeur, la décharge est de type « arc ».

III.5.2 Étude de la DF des images des décharges en fonction de la DDNS

La figure (III.17) montre l'évolution de la DF des images de décharges en fonction de la DDNS pour diverses tensions appliquées.

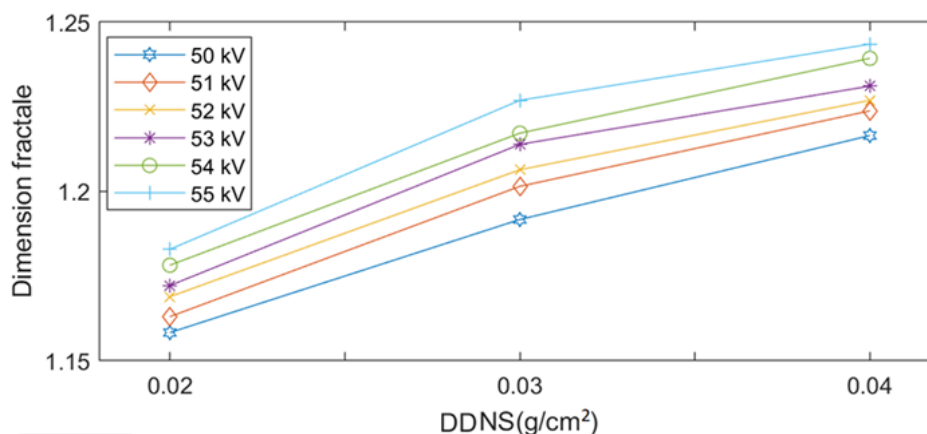


Figure III.17 Variation des DF des images de décharges en fonction de la DDNS pour différentes valeurs de la tension appliquée

D'après les résultats obtenus de la figure (III.17), nous remarquons que la DF augmente d'une façon non-linéaire avec la valeur de la DDNS, et ce pour chaque tension appliquée. Une telle variation indique une augmentation de l'activité des décharges à la surface de l'isolateur, traduite par un remplissage plus dense des décharges dans l'image. Nous remarquons, pour toutes les valeurs de la tension appliquée, que l'augmentation de la DF se trouve ralentie (de

l'ordre de 0,021) entre les DDNS les plus grandes à savoir 0,03 et 0,04 g/cm². Ainsi, nous constatons que la variation de la DF à partir de la DDNS la plus basse (0,02 g/cm²), jusqu'à la valeur (0,03 g/cm²) est relativement remarquable (de l'ordre de 0,039). De ce fait, la DF quantifie remarquablement l'évolution de la DDNS.

III.6 Conclusion

L'algorithme basé sur la méthode de comptage de boîtes nous a permis de diagnostiquer l'état de surface du modèle d'isolateur pollué ainsi l'activité des décharges sur celui-ci. Notre algorithme a été, en premier validé, en se basant sur les travaux effectués par khelil [KHE08] lors de sa modélisation numérique dans un environnement protégé par un paratonnerre vertical, et en utilisant le mot de Fibonacci. Des DF pratiquement similaires ont été trouvées, puisque l'erreur relative maximale obtenue était inférieure à 3% (2,53% pour le premier cas, et 2,96% pour le second). Quant à nos images de décharges, les DF estimées par notre algorithme varient de 1,15 à 1,25. La DF augmente avec la tension appliquée et la DDNS. La densité ainsi que l'activité des décharges augmente avec la DF. En effet, la décharge est considérée comme « non arc » si la DF est inférieure à 1,2 et « arc » ailleurs.



Chapitre VI

Analyse fractale des signaux électriques

IV.1 Introduction

Ce chapitre porte sur la mise en œuvre d'un algorithme basé sur la méthode de comptage de boîtes pour calculer la dimension fractale (DF) des différents signaux électriques échantillonnés, du courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge électrique. Ces signaux ont été relevés lors des essais sur un modèle d'isolateur plan de haute tension sous pollution. L'algorithme proposé a été validé par des signaux paramétriques fractals dont la dimension fractale théorique est connue. Ces signaux paramétriques consistent en la fonction de Weierstrass (WF) et le mouvement brownien fractionnel (FBM). Nous avons donc utilisé WF et FBM pour tester les performances de l'algorithme de comptage de boîtes multi résolution élaboré en comparant nos DF estimées à celles théoriques. Après validation, nous avons appliqué notre algorithme sur les signaux de courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge pour calculer leurs DF dans les deux configurations de pollution, uniforme et non uniforme.

IV.2 Dispositif expérimental

Les essais ont été effectués au Laboratoire de Haute Tension de l'Ecole Nationale Polytechnique. Le dispositif expérimental est constitué d'une station d'essais de marque industrielle HEAFELY avec une fréquence de 50Hz (Figure IV.1). Cette station comporte :

- Un transformateur d'isolement 220/220V, 50Hz dont le rôle est de créer une séparation électrique entre le réseau d'alimentation extérieur et celui qui alimente le dispositif d'essais du laboratoire.
- Un transformateur de Haute tension de 300 kV, 50 Hz et 50 kVA.
- Un transformateur de réglage pour l'ajustement de la tension à l'entrée du transformateur de haute tension. Sa tension primaire est de 220V et sa tension secondaire est variable manuellement à l'aide d'un volant de 0 à 500 V. Sa puissance apparente est de 50 kVA.
- Un diviseur de tension capacitif constitué de deux capacités en série ; $C_1=400 \mu\text{F}$ et C_2 variable permettant d'obtenir les calibres de mesure : 75kV, 150kV et 300kV.
- Des appareils de mesure (permettant la lecture des tensions de crête et efficace au secondaire du transformateur) et protection (le transformateur HT et son régulateur sont protégés contre les surcharges du transformateur et les courants de court-circuit par un fusible et un relais thermique de 250A).
- Un oscilloscope numérique de type « GW INSTRON » avec une bande passante de 500 MHz, connecté à un ordinateur pour acquérir les signaux à étudier à l'aide des câbles coaxiaux.

- Un ordinateur pour l'acquisition des données des signaux du courant de fuite, de la tension appliquée ainsi que la charge électriques cumulée.

Le modèle expérimental utilisé est celui décrit dans le chapitre 1 (section I.4). Il s'agit d'un modèle plan en verre ($50 \times 50 \text{ cm}^2$), muni de deux électrodes rectangulaires ($50 \times 3 \text{ cm}^2 \times 2 \text{ }\mu\text{m}$) en aluminium, distantes de 29,2 cm.

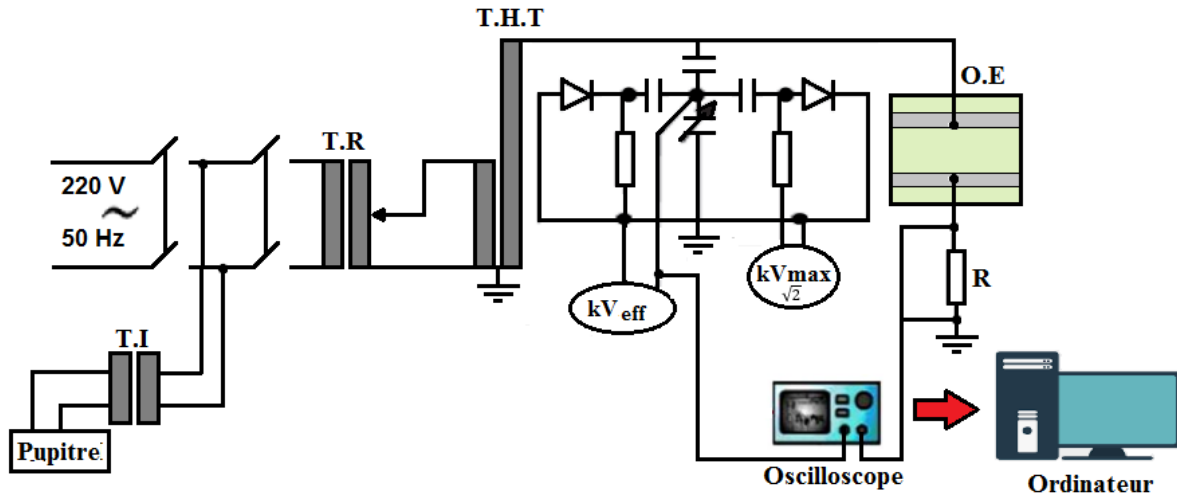


Figure IV.1 Dispositif expérimental, T.H.T : Transformateur de haute tension, T.R : Transformateur régulateur, T.I : Transformateur d'isolation, O.E : Objet d'essais

La tension du secondaire est mesurée par le biais d'un câble coaxial aux bornes du volt-mètre de crête. L'image du signal du courant de fuite a été effectuée, par l'intermédiaire du signal de la tension capté, aux bornes d'une résistance non-inductive insérée en série entre le modèle expérimental et le retour de terre. Nous avons utilisé une résistance $R = 1\text{k}\Omega$ dans le cas de la pollution uniforme, et $R' = 2\text{k}\Omega$ dans le cas de la pollution non-uniforme.

Pour l'acquisition des signaux du courant de fuite et de la tension appliquée, le modèle expérimental (décrit dans la section I.4 du premier chapitre) a été totalement pulvérisé, dans le premier cas (pollution uniforme), et partiellement dans le deuxième (pollution non-uniforme). La pollution consiste en une solution saline, composée de NaCl et de l'eau distillée.

Pour la première configuration de la pollution (uniforme), l'enregistrement des signaux de courant de fuite et de la tension appliquée a été effectué en variant la conductivité de la solution saline de $0,1 \text{ }\mu\text{S/cm}$ à $10,1 \text{ mS/cm}$. Pour la pollution non uniforme (discontinue), cinq largeurs de la couche polluée ont été considérées (5, 10, 15, 20, et 25 cm), pour une seule conductivité de $1,2 \text{ mS/cm}$. Trois positions de cette couche ont été adoptées :

- Couche de pollution appliquée du côté de l'électrode sous tension ;
- Couche de pollution appliquée du côté de l'électrode mise à la terre ;
- Couche de pollution appliquée au centre du modèle plan.

Quant à l'acquisition du signal de la charge électrique, le même circuit d'essais a été utilisé. La résistance insérée entre le modèle expérimental et le retour terre a été remplacée par une capacité. L'image du signal de la charge électrique a été effectuée en relevant la tension aux bornes de cette capacité. Lors des essais, deux capacités ont été utilisées en l'occurrence 20 μF et 33 μF . Ces dernières ont été utilisées lors de l'application de la pollution uniforme et non-uniforme (discontinue) respectivement.

Des solutions polluantes ont été préparées. Celles-ci sont composées de différentes quantités de kaolin et NaCl diluées dans un litre d'eau distillée. Au fait, trois solutions comportant respectivement 40, 100 et 200g de kaolin dilués dans un litre d'eau distillée, ont été préparées. Des quantités distinctes de NaCl sont rajoutées pour ajuster la conductivité. Les valeurs ainsi adoptées sont 1,2, 3,5, 6, 10, et 20 mS/cm. Par ailleurs, la tension appliquée a été variée de 5 à 25 kV_{eff} par de 5 kV_{eff} . Dans le cas de la pollution non uniforme, une seule largeur de la couche polluante de 15cm, appliquée du côté HT, a été choisie.

IV.3 Algorithme de calcul de la DF

De nombreuses définitions et de multiples algorithmes calculant la DF existent dépendamment du type de signal étudié à savoir les méthodes de comptage de boîtes, celles du spectre et celles de Minkowski[TRI88, PEA00]. La méthode de comptage de boîtes décrite dans le chapitre précédent (section III.4) est l'une des plus préconisées, à cause de sa simplicité et de son efficacité pour l'étude des signaux temporels [FU16]. Parmi les différents algorithmes de calcul de la DF par cette méthode [RAG10], nous citons :

IV.3.1 Algorithme de Katz

Katz [KAT88] a proposé de calculer la DF en divisant la longueur d'un signal l par la distance Euclidienne d entre le premier et le dernier point de ce signal. La DF de Katz D_{fk} est donnée par la formule (IV.1) :

$$D_{fk} = \frac{\log(L)}{|\log(d)|} \quad (\text{IV.1})$$

R. Dubravka et al [JEV11] ont proposé d'utiliser la méthode de calcul de la DF de Katz pour l'analyse des réponses impulsionnelles des signaux acoustiques dans une pièce fermée. Ils ont conclu que la DF peut être utilisée avec succès pour l'évaluation des propriétés acoustiques de la pièce. Aussi, d'après eux, moins le signal est fluctué, plus la DF est petite.

IV.3.2 Algorithme de Higuchi

Higuchi [HIG88] a proposé de calculer la DF d'une série temporelle discrète X par la formule (IV.2). Selon sa proposition, pour plusieurs valeurs entières de L , on calcule les quantités $L_m(k)$ (moyenne sur m points des coefficients $L_m(k)$) définies par l'équation (IV.3) :

$$D_{fh} = \frac{\log(L(k))}{|\log(k)|} \quad (\text{IV.2})$$

$$L_m(k) = \frac{N-1}{\lfloor \frac{N-m}{k} \rfloor k^2} \sum_{i=1}^{(N-m)/k} [X(m+ik) - X(m+(i-1)k)] \quad (\text{IV.3})$$

avec :

k : l'intervalle de temps, ses valeurs varient entre 1 et k_{\max} ;

k_{\max} : un paramètre libre supérieur ou égale à 2 ;

m : un paramètre qui varie entre 1 et k ;

N : le nombre de séquences temporelles ;

L : la longueur de la courbe de la série temporelle.

Malgré sa complexité, cet algorithme est fréquemment utilisé dans le domaine médical [GAR16, SMI15] pour traiter les signaux de l'électroencéphalographie, dans le but de déceler les patients porteurs de pathologies médicales.

IV.3.3 Algorithme de comptage de boîtes multi-résolution

Cet algorithme, comme décrit dans le chapitre précédent (section III.4.1), est basé sur le comptage du nombre de boîtes pour couvrir entièrement le signal, en calculant sa DF à plusieurs résolutions. La figure (IV.2) présente un signal sinusoïdal à deux résolutions temporelles distinctes.

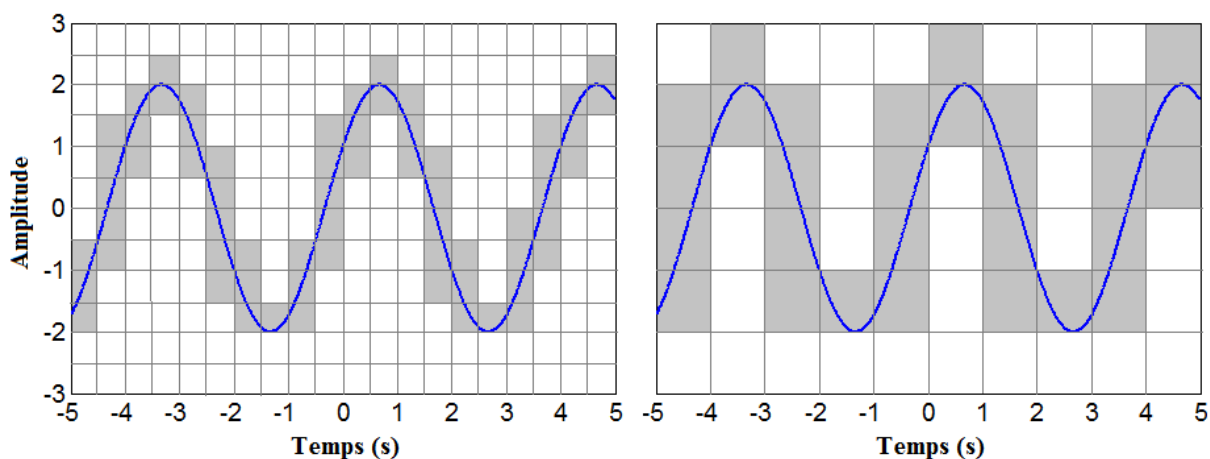


Figure IV.2 Approche multi-résolution de comptage des boîtes pour un signal sinusoïdal à deux résolutions temporelles différentes

Raghavendra et al [RAG10] ont utilisé le signal de Knapp [DUB96] pour comparer la performance de l'algorithme de comptage de boîtes multi-résolution (MRBC) avec les algorithmes de Katz et de Higuchi. Les résultats de comparaison montrent que la méthode MRBC proposée a montré des performances supérieures dans l'estimation de la DF des formes d'onde

des signaux fractals paramétriques, des sinusôides, et des signaux aléatoires que la méthode de Katz.

Puisque la méthode MRBC a donné de meilleurs résultats quant au calcul de la DF par rapport à celles de Katz et Higuchi, nous l'avons adoptée dans notre démarche. A cet effet, nous avons proposé un nouvel algorithme basé sur cette méthode pour calculer la DF des signaux de courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge électrique. Notre objectif principal est de réaliser un diagnostic fiable de l'état de surface d'un isolateur pollué.

Nous procédons de la même manière expliquée dans la section III.4.1 (du chapitre précédent) pour les images. Ainsi, nous couvrons tout l'espace qu'occupe le signal avec des cases de mêmes tailles. Nous traduisons la grille par une matrice, appelée matrice équivalente, dont les boîtes actives sont représentées par des uns et le reste des cases par des zéros. La figure (IV.3) illustre un exemple d'un signal représenté à deux résolutions.

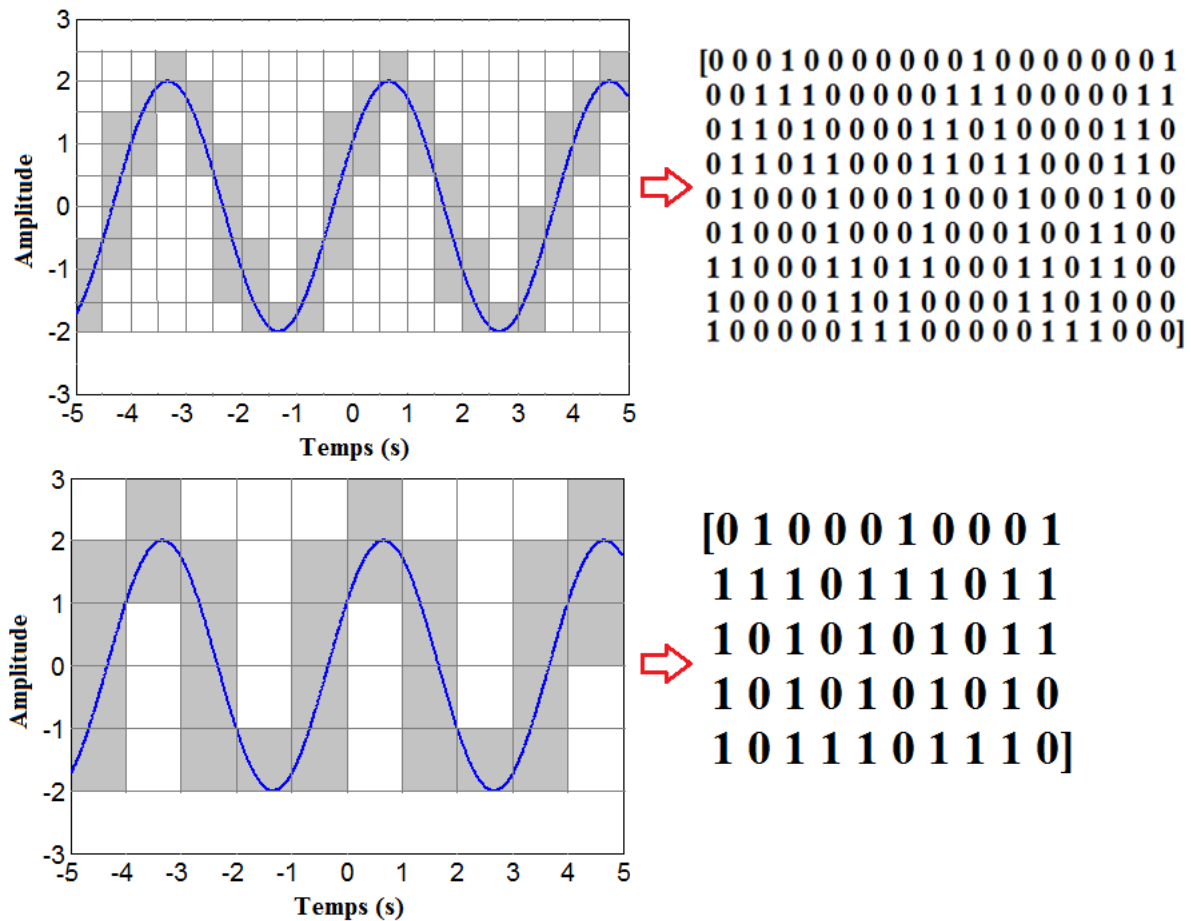


Figure IV.3 Exemples de matrices équivalentes d'un signal représenté à deux résolutions différentes

L'étape suivante consiste à compter le nombre de boîtes actives. La DF du signal est définie par l'équation (III.5). Nous résumons les différentes étapes entreprises lors de la conception de notre algorithme par l'organigramme de la figure (VI.4).

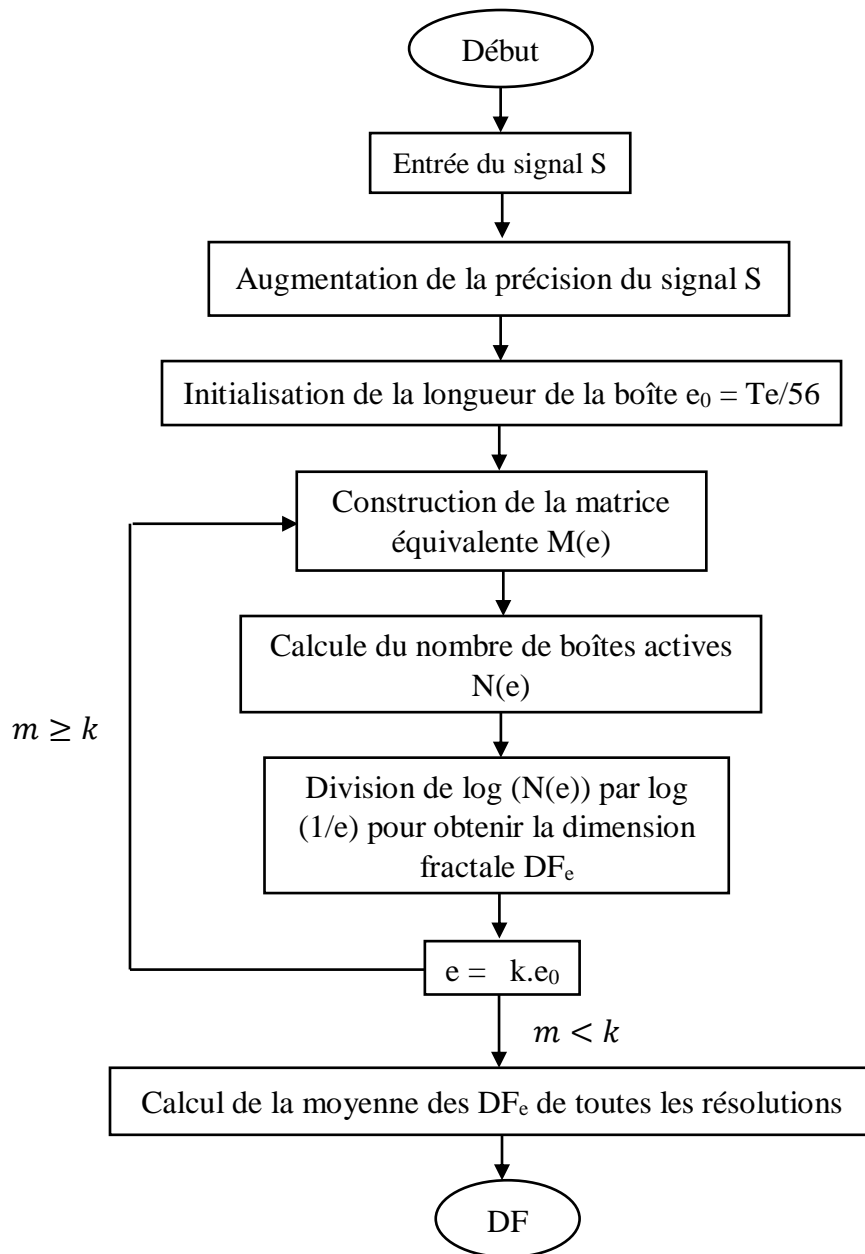


Figure IV.4 Algorithme de calcul de la DF du signal par la méthode de comptage de boîtes

Pour comprendre le processus de calcul de la dimension fractale par cet algorithme, l'explication des étapes montrées dans l'organigramme de la figure (Figure VI.4) est donnée comme suit :

- Nous acquérons le signal S de dimension np_0 et de période d'échantillonnage Te . Ce signal fera l'objet du calcul de la DF.
- Nous initialisons la longueur de la boîte $e_0 = Te/56$.
- Nous devons la période d'échantillonnage en ajoutant des points supplémentaires dans chaque période afin d'obtenir plus de détails sur le signal, ce qui permet d'avoir

plus de précision dans le comptage de boîtes actives. La figure IV.5 montre un exemple de comptage de boîtes actives d'un signal échantillonné avant et après l'ajout d'un certain nombre de points supplémentaires insérés entre les points originaux du signal. Il est clair que plus le nombre de points ajoutés est élevé, meilleure est l'opération de comptage de boîtes. En fait, notre algorithme MRBC a été testé par rapport à d'autres de signaux fractals paramétriques dont la dimension fractale théorique est connue. Le nombre de points supplémentaires à adopter est celui qui permet d'obtenir un écart minimal entre les dimensions connues de ces signaux et les nôtres.

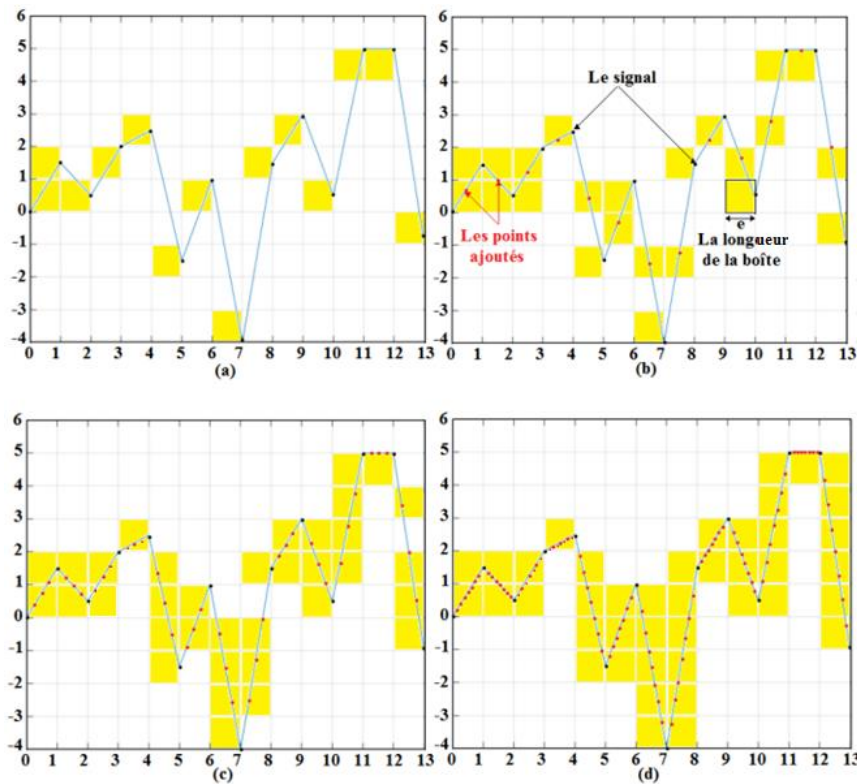


Figure IV.5 Exemple de comptage de boîtes actives d'un signal échantillonné, (a) : Signal original sans ajout de points, $N(e)=14$, (b) : Ajout d'un point supplémentaire entre deux points successifs, $N(e)=23$, (c) : Ajout de quatre points supplémentaires entre deux points successifs, $N(e)=35$, (d) : Ajout de huit points supplémentaires entre deux points successifs, $N(e)=42$

d. Nous construisons la matrice équivalente du signal $M(e)$, le nombre de lignes $N_L(e)$ est de colonnes $N_C(e)$ sont données par les formules (IV.4) et (IV.5) respectivement.

$$N_L(e) = \frac{S_{max}-S_{min}}{e} \tag{IV.4}$$

$$N_C(e) = \frac{(np_0-1)Te}{e} \tag{IV.5}$$

Notant que : np_0 est le nombre total des points du signal échantillonné.

- S_{max} (S_{min}) représente la valeur la plus grande (plus petite) du signal S

- On arrondit $N_c(e)$ et $N_L(e)$ à l'entier le plus proche dans le sens de l'infini positif.
- e. Nous calculons le nombre de boîtes actives en sommant les éléments de la matrice $M(e)$.
- f. La DF est donnée par la formule : $DF_e = \log N(e) / \log \frac{1}{e}$.
- g. Maintenant, nous multiplions la longueur de boîtes par un facteur k , donc la résolution de la boîte considérée pour recouvrir le signal est $e = k \cdot e_0$. A chaque itération, nous obtenons de nouvelles valeurs de e et de $N(e)$ et les mêmes étapes décrites précédemment sont répétées à partir de $k = 1$ jusqu'à une valeur optimale $k = m$ fixée ultérieurement, lors de la phase de validation.
- h. La DF du signal est la moyenne des DF calculées pour chaque résolution.

Notant que la méthode de comptage de boîtes est très sensible aux valeurs extrêmes [SEC09], donc le choix de la taille de plus petite et plus grande boîtes est très important pour avoir des résultats de précision optimale.

IV.4 Validation de la méthode

Nous appliquons l'algorithme MRBC proposé à deux types de signaux fractals paramétriques dont la dimension fractale théorique est connue. Les signaux de test sont la fonction de Weierstrass (FW) qui est un signal déterministe et le signal aléatoire du mouvement brownien fractionnel (FBM). Les deux signaux sont synthétisés par un ordinateur. Ils nous ont servi à faire la comparaison entre leurs DF réelles et celles calculées par notre algorithme, afin de tester et valider l'efficacité de ce dernier. Pour atteindre cet objectif, il faut fixer la valeur m du nombre de résolutions nécessaires permettant d'avoir un écart minimal entre les dimensions réelles et calculées). Notant que la validation sur la base de FW et FBM a été sujet de nombreuses études [RAG10, SHO07, HAR08].

IV.4.1 Fonction de Weierstrass (FW)

La fonction de Weierstrass est continue. Cependant, elle n'est nulle part dérivable. Cette fonction est très utilisée dans diverses applications mathématiques. Son signal fractal est défini comme suit [HAR06] :

$$W(t) = \sum_{k=1}^{N_p} \lambda^{-kH} \cos(2\pi \lambda^k t) \quad (IV.6)$$

avec :

λ : un nombre qui définit l'allure du signal ($\lambda > 1$) ;

H : un paramètre du signal $0 < H < 1$, il est défini par :

$$H = 2 - DF_w \quad (IV.7)$$

(DF_w représente la dimension fractale du signal $W(t)$) ;

N_p : un nombre entier pour limiter la série $W(t)$ qui est d'origine infinie. Ce nombre est défini par :

$$2\pi\lambda^{N_p} \leq 10^{12} \quad (\text{IV.8})$$

La figure (IV.6) présente la fonction de Weierstrass pour trois valeurs différentes du paramètre H , en choisissant le nombre $\lambda = 2$ et le nombre de points échantillonnés $n = 1000$.

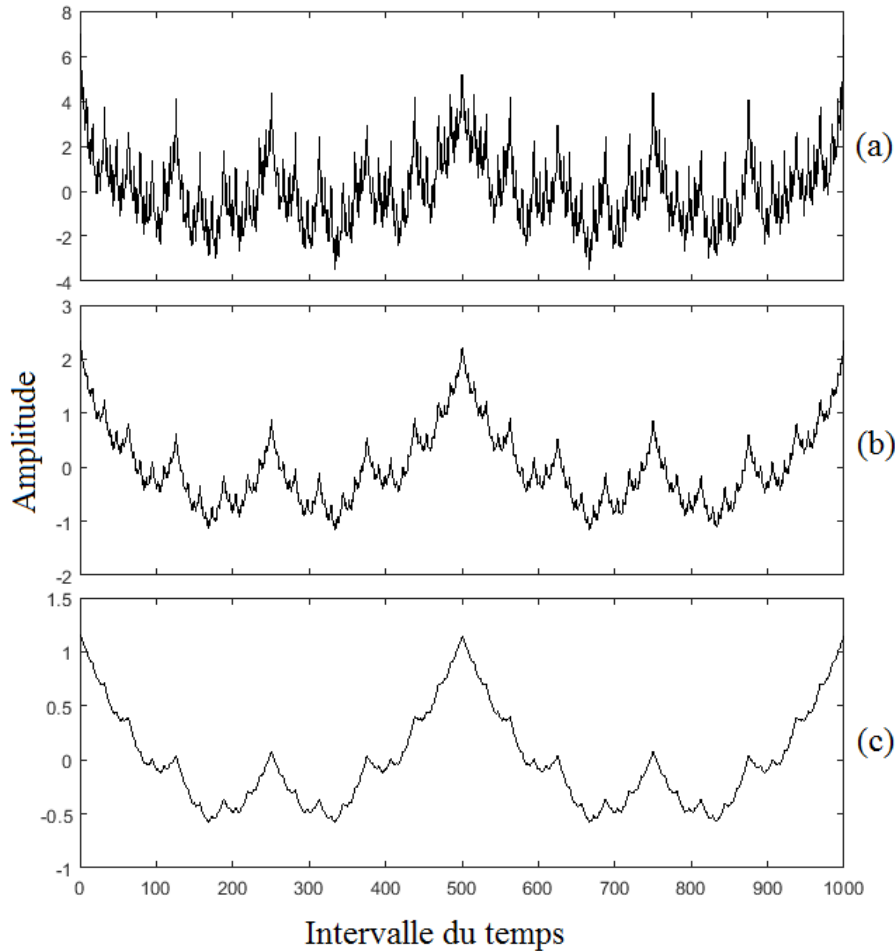


Figure IV.6 Exemples de signaux de Weierstrass synthétisés, (a) : $DF_w = 1,9$, $H=0,1$, (b) : $DF_w = 1,5$, $H=0,5$, (c) : $DF_w = 1,1$, $H=0,9$

Nous avons appliqué l'algorithme MRBC proposé sur le signal de Weierstrass $W(t)$ en variant le paramètre H de 0 jusqu'à 1 de pas de l'ordre de 0,1. Nous avons calculé la dimension fractale du signal pour chaque valeur de H à l'aide de la formule (IV.7). Les résultats obtenus sont comparés avec ceux calculés par notre algorithme MRBC.

Nous avons appliqué une centaine d'essais sur la fonction de Weierstrass. Les meilleurs résultats ont été trouvés pour un nombre d'itérations $m = 16$ en ajoutant 511 (2^9-1) points supplémentaires dans chaque période d'échantillonnage. Les résultats sont montrés dans le tableau (IV.1).

Tableau IV.1 Comparaison des DF_w réelles et celles calculées par l'algorithme MRBC

H	DF_w réelle	DF_w estimée	Erreur $ DF_w\text{réelle}-DF_w\text{estimée} $	Erreur %
0,1	1,9	1,8449	0,0551	0,29
0,2	1,8	1,7748	0,0252	1,40
0,3	1,7	1,6995	0,0005	0,03
0,4	1,6	1,6087	0,0087	0,54
0,5	1,5	1,4773	0,0227	0,15
0,6	1,4	1,3601	0,0399	2,85
0,7	1,3	1,3183	0,0183	1,41
0,8	1,2	1,2506	0,0506	4,22
0,9	1,1	1,1661	0,0661	6,01

IV.4.2 Signal aléatoire du mouvement brownien fractionnel (FBM)

Le signal FBM a été défini par Mandelbrot en 1982 sur la base du mouvement brownien. Ce modèle mathématique a été largement utilisé pour décrire l'irrégularité dans la nature. La fonction du mouvement fractionnaire brownien $B(t)$ est une fonction aléatoire à variation temporelle, non stationnaire avec une distribution gaussienne.

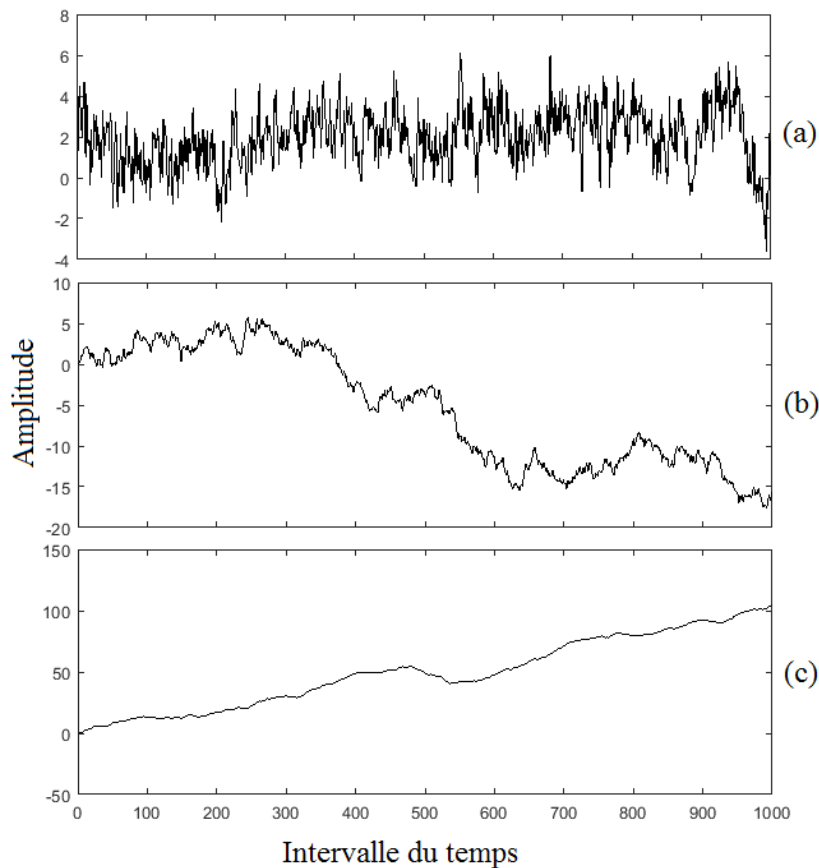


Figure IV.7 Exemples de signaux du mouvement brownien fractionnel synthétisés, (a) : $DF_b = 1,9, H=0,1$, (b) : $DF_b = 1,5, H=0,5$, (c) : $DF_b = 1,1, H=0,9$

Pour générer des formes d'onde FBM, nous avons utilisé la commande Matlab `wfbm(H, N)`, qui génère N échantillons de FBM de l'exposant Hurst H . La dimension fractale de la forme d'onde est calculée en utilisant la relation $DF_B = 2 - H$. Trois échantillons de FBM pour H égaux à 0,1, 0,5 et 0,9 (DF_B correspondants 1,9, 1,5 et 1,1 respectivement) sont représentés sur la figure (IV.7).

H est compris entre $0 < H < 1$. Lorsque H est proche de 0, les courbes sont les plus grossières, alors que celles avec H proche de 1 sont relativement lisses.

H relie le changement typique de $B, \Delta B = B(t_2) - B(t_1)$, à la différence de temps $\Delta t = t_2 - t_1$ par la simple loi d'échelle :

$$\Delta B \propto \Delta t^H \quad (\text{IV.9})$$

Pour un nombre d'itérations $m = 16$ et en ajoutant 511 ($2^9 - 1$) points supplémentaires dans chaque période d'échantillonnage, nous avons appliqué l'algorithme MRBC proposé sur le signal $B(t)$ en variant le paramètre H de 0,1 à 0,9 par pas de l'ordre de 0,1. Ensuite, on a calculé la dimension fractale du signal pour chaque valeur de H et les résultats sont montrés sur le tableau (IV.2).

Tableau IV.2 Comparaison des DF_B réelles et celles calculées par l'algorithme MRBC

H	DF_b réelle	DF_b estimée	Erreur DF_{b,réelle}-DF_{b,estimée} 	Erreur %
0,1	1,9	1,8307	0,0693	3,65
0,2	1,8	1,7621	0,0379	2,11
0,3	1,7	1,7224	0,0224	1,32
0,4	1,6	1,6118	0,0118	0,74
0,5	1,5	1,4928	0,0072	0,48
0,6	1,4	1,4469	0,0469	4,93
0,7	1,3	1,3559	0,0559	4,30
0,8	1,2	1,2010	0,0010	0,08
0,9	1,1	1,0956	0,0044	0,40

L'erreur relative moyenne est de l'ordre de 1,88% pour le signal de FW et 2% pour le signal de FBM. Les valeurs de l'erreur paraissent plus au moins élevées (variant de 2 à 5% environ). Ceci peut s'expliquer par le fait que la valeur de la DF réelle est purement mathématique et donc parfaite. Aussi, pour les signaux de longueur relativement petite, un certain degré de fragmentation est irréversiblement perdu lors de l'échantillonnage, car les signaux testés sont des versions échantillonnées. En outre, en appliquant l'équation (IV.8), la somme dans l'équation (IV.6) qui doit tendre vers l'infinie, s'arrête à un nombre Np pour le signal de FW.

D'une manière générale, il ressort clairement des résultats des tableaux (IV.1) et (IV.2) que la méthode MRBC proposée fonctionne bien sur les signaux testés dans l'estimation des dimensions fractales. L'algorithme développé sera appliqué dans les sections suivantes sur des signaux échantillonnés du courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge électrique.

IV.5 Application des fractales sur les signaux électriques

IV.5.1 Etude de la DF du signal du courant de fuite

Cette partie est consacrée à l'évolution de la DF du signal du courant de fuite parcouru le modèle d'isolateur soumis à une pollution uniforme et non-uniforme.

IV.5.1.1 Cas de pollution uniforme

L'influence de la tension appliquée et de la conductivité sur la DF du signal du courant de fuite est étudiée dans cette partie. Pour cela, plusieurs valeurs efficaces de la tension (3, 6, 9, 12, et 15 kV_{eff}) et différentes conductivités (10.1, 1.2, 0.71, 0.19 et 0.01 mS/cm) ont été considérées pour l'enregistrement du courant de fuite. Les résultats obtenus sont montrés sur les figures (IV.8) et (IV.9).

A. Étude de la DF du signal du courant de fuite en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée

La figure (IV.8) montre l'évolution de la DF du signal du courant de fuite en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée, pour différentes conductivités.

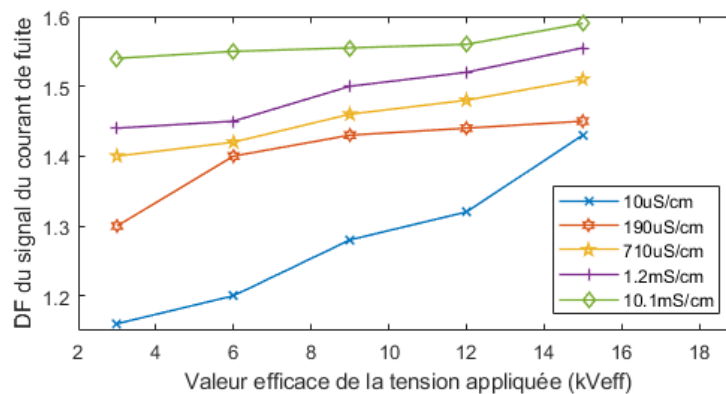


Figure IV.8 DF du signal du courant de fuite en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée, pour différentes conductivités

La figure (IV.8) montre clairement que la DF augmente de manière non-linéaire en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée, et ce quelle que soit la valeur de la conductivité de la pollution. Pour la conductivité la plus faible, à savoir 10 $\mu S/cm$, nous remarquons que la DF augmente rapidement. Cela est dû au fait que le signal contient de bruits, permettant au signal résultant de remplir plus d'espace. Ceci est traduit par l'augmentation de la DF. Cependant, la DF du signal de courant de fuite progresse lentement pour la conductivité la plus élevée, en l'occurrence 10,1 mS/cm . L'effet de la tension appliquée sur la DF devient donc

moins accentué lors de l'application de la pollution avec la plus forte conductivité. Le contournement se produit quand la DF se rapproche de la valeur de 2 [CHE12]. Ce qui signifie un remplissage maximal de l'espace. Dans ce cas, le signal du courant de fuite est dense et composé d'un grand nombre de pics.

B. Étude de la DF du signal du courant de fuite en fonction de la conductivité

La figure (IV.9) illustre la variation de la DF du signal du courant de fuite en fonction de la conductivité de la solution polluante, pour différentes valeurs de la tension appliquée.

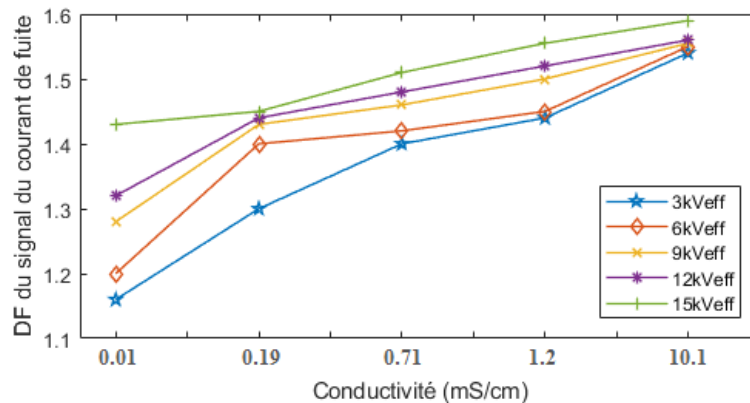


Figure IV.9 DF du signal du courant de fuite en fonction de la conductivité de la solution polluante pour différentes valeurs de la tension appliquée

Pour une tension appliquée donnée, la figure (IV.9) montre que plus la conductivité de la solution polluante est élevée plus la DF du signal augmente. Cela peut être expliqué par le fait que l'activité de décharge à la surface de l'isolateur augmente et donc le signal tend à remplir plus d'espace révélant la quantification notable de l'évolution de la conductivité de la solution polluante par la DF du signal du courant de fuite.

Il est important de noter que la DF augmente, en général, rapidement pour les faibles conductivités de la pollution, comprises entre 0,01 et 0,71 mS/cm, et plus ou moins lentement ailleurs. Il semblerait que la DF tend vers un palier constant avec l'augmentation de la conductivité de la pollution.

Par ailleurs, nous constatons également que l'écart dans la DF obtenue pour la plus faible tension (3 kV_{eff}) et celle trouvée pour la plus grande tension (15 kV_{eff}) diminue au fur et à mesure que la conductivité de la pollution augmente. Cet écart s'annulerait lorsque la DF tend vers un palier constant. Ce dernier serait obtenu pour la valeur de la conductivité de saturation.

IV.5.1.2 Cas de pollution non uniforme (discontinue)

Nous avons mesuré le courant de fuite pour cinq largeurs de la couche polluante à savoir 5, 10, 15, 20 et 25 cm. Cette couche a été appliquée du côté de l'électrode sous tension, du côté de l'électrode mise à la terre et au centre du modèle plan. Les valeurs de la tension appliquée adoptées consistent en 3, 9, 12, 15, 21 et 27 kV_{eff}. Cependant, une seule conductivité de la

pollution a été considérée pour cette étude. Il s'agit de la valeur de 1,2 mS/cm. En effet, nous avons étudié la variation de la DF du signal du courant de fuite en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée et en fonction de la largeur de la couche polluante. Les résultats ainsi obtenus sont présentés sur les figures (IV.10) et (IV.11) respectivement.

A. Étude de la DF du signal du courant de fuite en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée

La figure (IV.10) présente la variation de la DF du signal du courant de fuite en fonction de la tension appliquée, pour différentes positions et largeurs de la couche polluée.

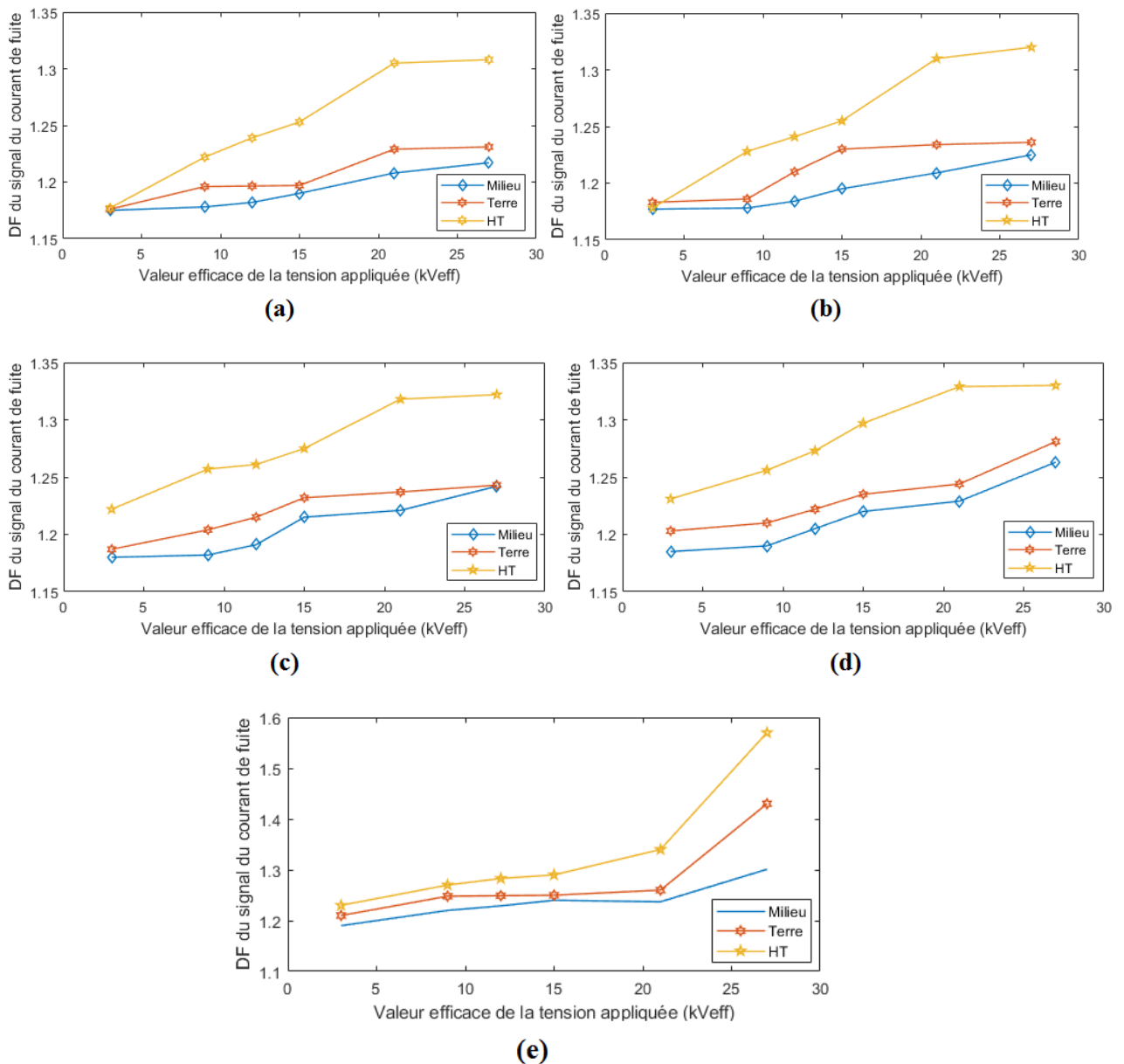


Figure IV.10 DF du signal du courant de fuite en fonction de la tension appliquée, pour différentes positions et largeurs de la couche polluée, (a) : largeur = 5 cm, (b) : largeur = 10 cm, (c) : largeur = 15 cm, (d) : largeur = 20 cm, (e) : largeur = 25 cm

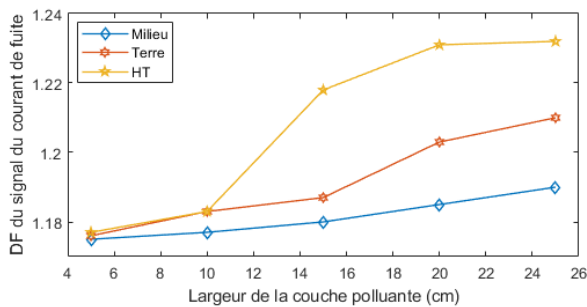
Nous constatons, en général, que la DF augmente avec la valeur efficace de la tension appliquée pour toutes les largeurs de la couche polluante et les positions de celle-ci par rapport aux électrodes. Pour une position donnée de la couche polluante, et pour la plus faible tension appliquée, à savoir 3kV_{eff} , et les largeurs de la pollution ne dépassant pas 10 cm (donc pour 5 et 10 cm), les figures(IV.10.a) et (IV.10.b) correspondantes montrent que les DF calculées sont quasiment confondues. Ceci est expliqué par le fait que, dans ces conditions, les signaux de courant de fuite tendent à remplir pratiquement le même espace.

Par ailleurs, la DF augmente avec la tension et la largeur de la pollution discontinue. Il est donc évident que la valeur maximale de la DF, de 1,57, a été obtenue pour le niveau le plus élevé (27kV_{eff}) de la tension appliquée et la largeur la plus importante de la couche polluée, de 25cm.

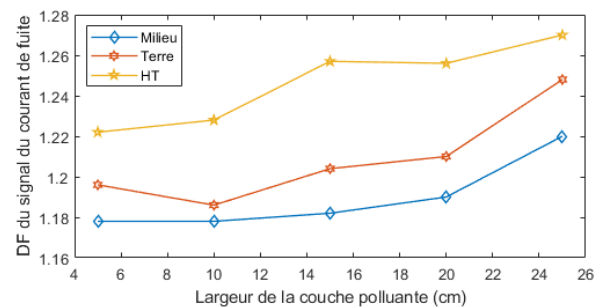
Il est important de noter que la position de la pollution affecte grandement la valeur de la DF. En effet, pour une tension et largeur de la pollution données, la DF est plus importante lors de l'application de la pollution discontinue du côté HT, suivie par la DF obtenue lorsque la pollution est placée du côté terre. En effet, le cas le plus défavorable, permettant au courant (et donc aux décharges) de remplir plus d'espace consiste en l'application de la pollution du côté HT.

B. Étude de la DF du signal du courant de fuite en fonction de la largeur de la couche polluante

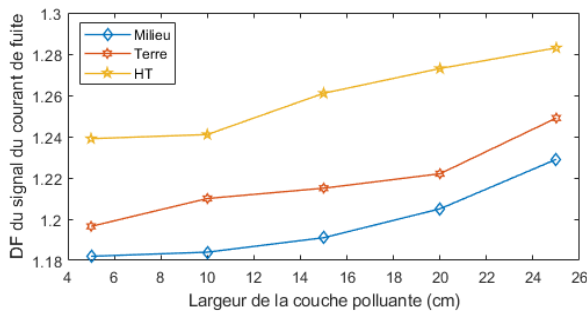
La figure IV.11 illustre l'évolution de la DF du signal du courant de fuite en fonction de la largeur de la couche polluante, pour différentes de tension appliquées et positions de la pollution dans l'espace inter-électrodes.



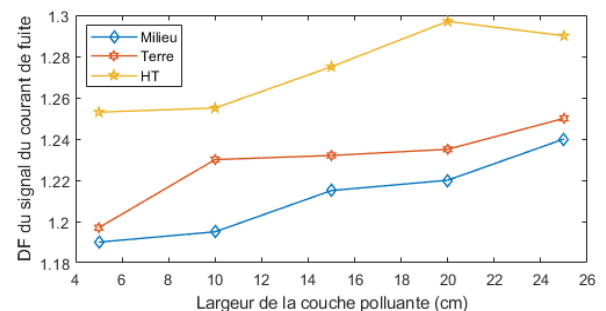
(a)



(b)



(c)



(d)

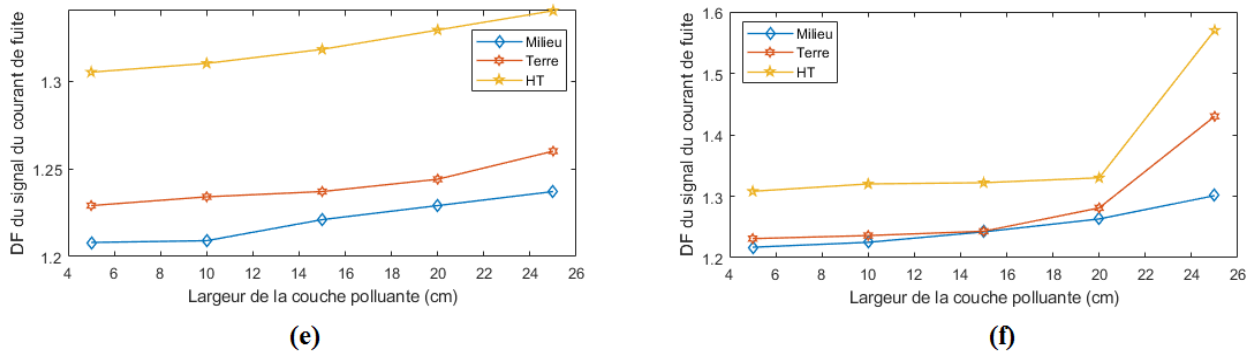


Figure IV.11 DF du signal du courant de fuite en fonction de la largeur de la couche polluante, pour différentes tensions et positions de la pollution, (a) : tension appliquée = 3 kV_{eff}, (b) : tension appliquée = 9 kV_{eff}, (c) : tension appliquée = 12 kV_{eff}, (d) : tension appliquée = 15 kV_{eff}, (e) : tension appliquée = 21 kV_{eff}, (f) : tension appliquée = 27 kV_{eff}

D'après la figure (IV.11), la DF du signal du courant de fuite augmente avec l'élargissement de la couche polluante, et ce peu importe la position de la pollution et la tension appliquée. Cela peut être expliqué par l'augmentation des valeurs du courant de fuite qui est due à l'affaiblissement de l'impédance totale entre les deux électrodes, suite à l'augmentation de la largeur de la pollution.

De même que précédemment, pour une largeur de la pollution et tension appliquée données, la DF la plus importante a été obtenue lors de l'application de la pollution discontinue du côté HT. Dans les mêmes conditions, la DF la plus faible a été trouvée lorsque la pollution est placée au milieu du modèle expérimental. Pour cette position, les amplitudes du courant de fuite sont les plus faibles par rapport celles des deux autres positions. Une telle constatation a été déjà faite par d'autres chercheurs [DOU10]. Ainsi, la valeur de l'impédance totale de l'isolateur pollué dans ce cas est la plus grande. De ce fait, les valeurs de la DF de la couche polluante positionnée au milieu de l'isolateur nous informent que l'impédance totale équivalente du modèle d'isolateur est la plus élevée, comparativement à celles des autres répartitions de la pollution discontinue.

IV.5.2 Etude de la DF du signal de la tension appliquée

Cette section est consacrée à l'étude de la variation de la DF du signal de la tension appliquée aux bornes du modèle d'isolateur uniformément et non-uniformément pollué.

IV.5.2.1 Cas de pollution uniforme

Dans cette partie, cinq niveaux de la tension appliquée (3, 6, 9, 12, et 15 kV_{eff}) et cinq valeurs de la conductivité (10.1, 1.2, 0.71, 0.19 et 0.01 mS/cm) ont été considérées, en vue d'étudier l'influence de ces deux paramètres sur la DF du signal de la tension appliquée. Les résultats obtenus sont montrés sur les figures (IV.12) et (IV.13).

A. Étude de la DF du signal de la tension appliquée en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée

La figure IV.12 présente l'évolution de la DF du signal de la tension appliquée en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée, et ce pour différentes conductivités de la pollution uniforme

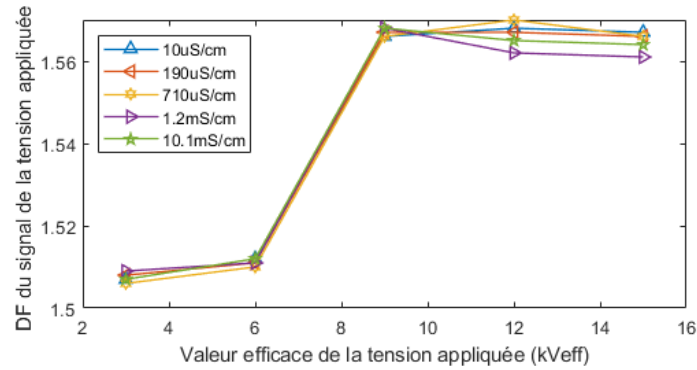


Figure IV.12 DF du signal de la tension appliquée en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée, pour différentes conductivités de la pollution

La figure (IV.12) montre que la DF du signal de la tension appliquée présente trois variations distinctes. Une augmentation très lente enregistrée pour les tensions comprises entre 3 et 6 kV_{eff}, une augmentation relativement rapide pour les tensions allant de 6 à 9 kV_{eff}, avant de se stabiliser. Par ailleurs, la variation de la conductivité de la solution polluante n'affecte pratiquement pas les valeurs des DF du signal, du fait que toutes les caractéristiques de la figure sont pratiquement confondues. Nous pouvons donc en déduire que la DF du signal de tension appliqué ne peut pas être un indicateur de l'état de surface de l'isolant pollué.

B. Étude de la DF du signal de la tension appliquée en fonction de la conductivité

La variation de la DF du signal de la tension appliquée en fonction de la conductivité de la pollution, pour différentes valeurs efficaces de la tension appliquée, est présentée sur la figure (IV.13).

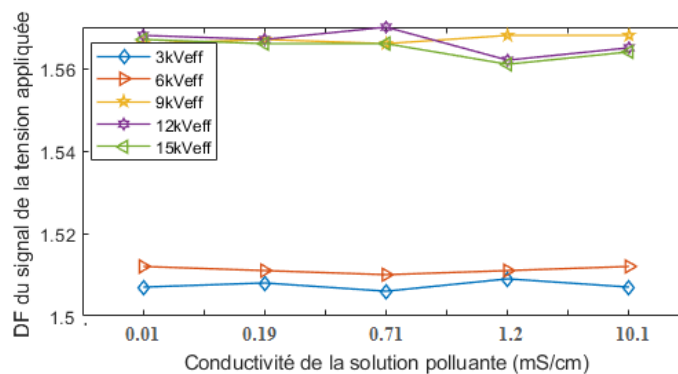


Figure IV.13 DF du signal de la tension appliquée en fonction de la conductivité de la pollution, pour différentes valeurs efficaces de la tension appliquée

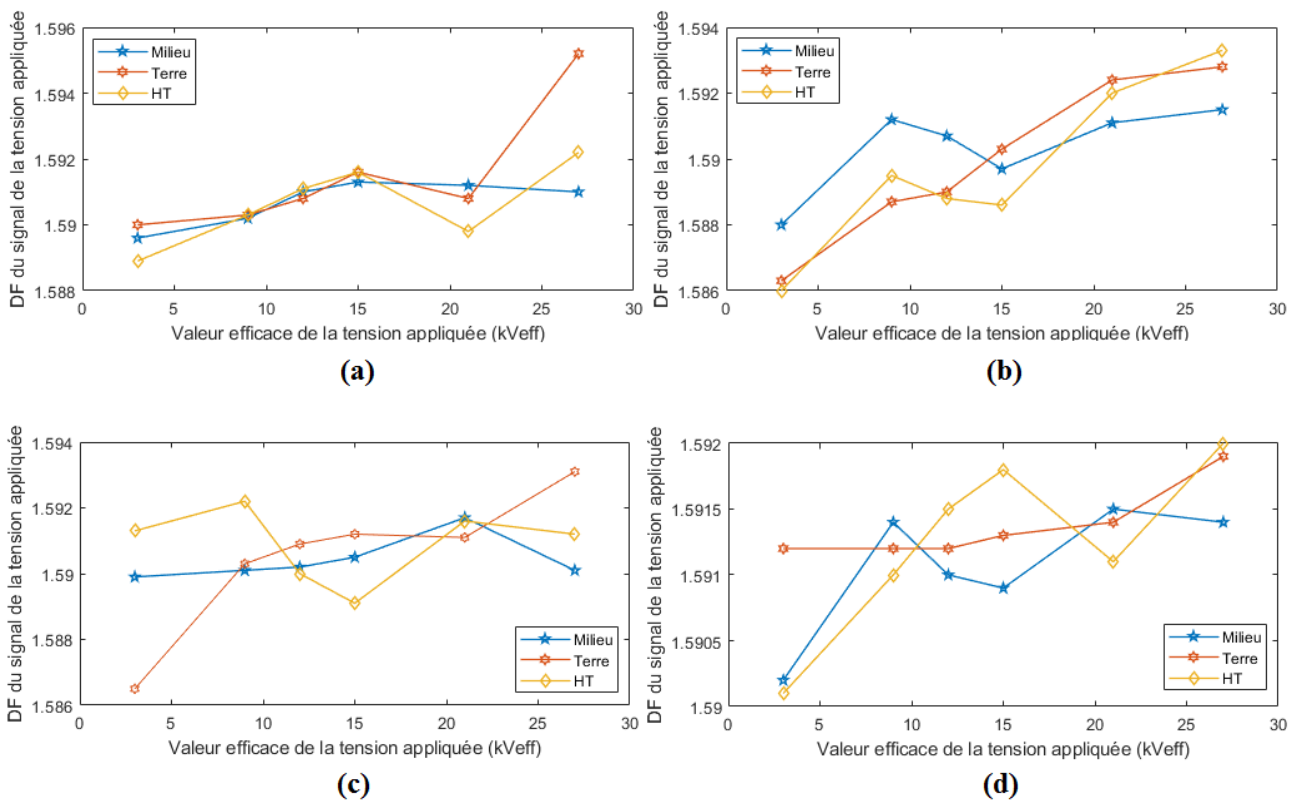
Cette figure montre bien que la DF du signal de la tension appliquée est pratiquement invariante en fonction de la conductivité de la pollution, et ce pour toutes les valeurs de la tension appliquée. Ce qui renforce la déduction précédente.

IV.5.2.2 Cas de pollution non-uniforme

Dans ce cas, le signal de la tension appliquée a été mesuré pour différentes largeurs de la couche polluante (5, 10, 15, 20 et 25cm) et tensions appliquées (3, 9, 12, 15, 21 et 27 kVeff). Pour chaque largeur et tension appliquée, la couche de la pollution discontinue a été appliquée du côté de l'électrode de terre, du côté de l'électrode HT, puis eu milieu du modèle expérimental. Nous nous sommes intéressés à étudier la variation de la DF du signal de tension appliqué en fonction des valeurs efficaces de la tension appliquée et en fonction de la largeur de la couche polluante. Les résultats ainsi obtenus sont regroupés sur les figures (IV.14) et (IV.15).

A. Étude de la DF du signal de la tension appliquée en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée

La figure (IV.14) montre l'évolution de la DF du signal de la tension appliquée en fonction de la tension appliquée, pour différentes largeurs de la couche polluée et positions de celle-ci par rapport aux électrodes.



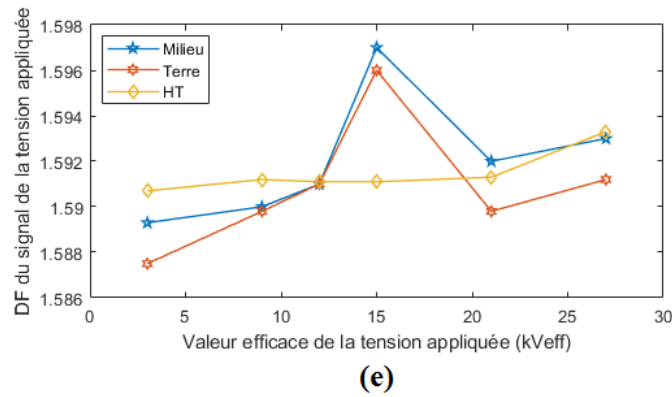
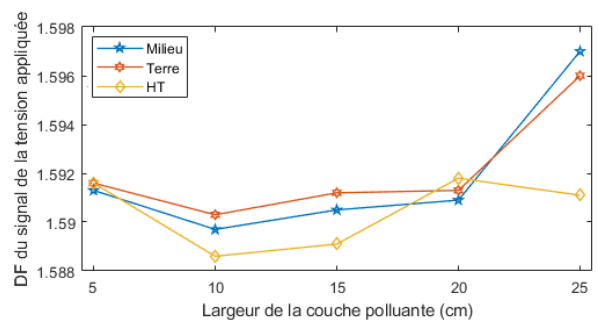
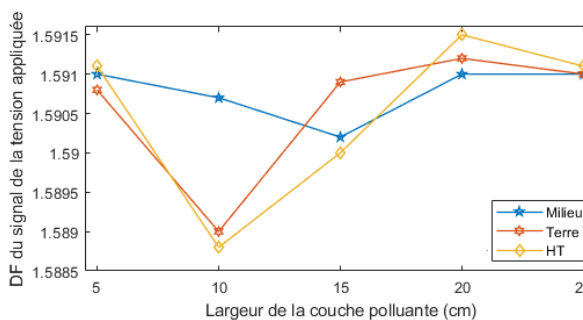
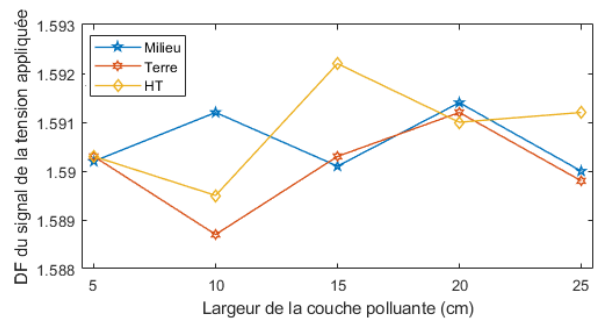
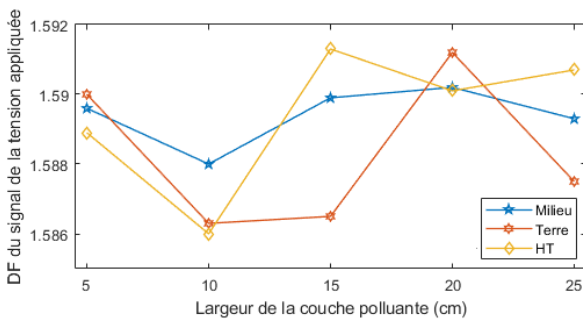


Figure IV.14 DF du signal de la tension appliquée en fonction de la tension appliquée pour différentes dispositions et largeurs de la couche polluée, (a) : largeur = 5 cm, (b) : largeur = 10 cm, (c) : largeur = 15 cm, (d) : largeur = 20 cm, (e) : largeur = 25 cm

Nous remarquons que, pour toutes les caractéristiques présentées sur la figure (IV.14), nous avons enregistré des valeurs relativement importantes (entre 1,58 et 1,60) pour la DF du signal de la tension appliquée. En revanche, il n'y a pas de cohérence entre les valeurs des DF et la variation de la tension appliquée, et ce pour toutes les configurations de la couche polluante que nous avons adoptées.

B. Étude de la DF du signal de la tension appliquée en fonction de la largeur de la couche polluante

La figure (IV.15) regroupe les résultats relatifs à la variation de la DF du signal de la tension appliquée en fonction de la largeur de la couche polluante, et ce pour différentes positions de celle-ci et tensions appliquées.



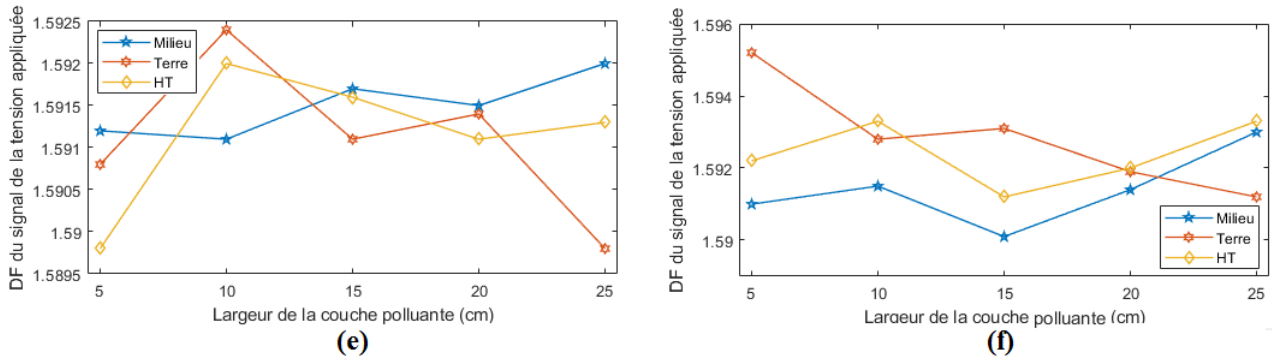


Figure IV.15 DF du signal de la tension appliquée en fonction de la largeur de la couche polluante pour différentes dispositions et tensions, (a) : tension appliquée = 3 kV_{eff}, (b) : tension appliquée = 9 kV_{eff}, (c) : tension appliquée = 12 kV_{eff}, (d) : tension appliquée = 15 kV_{eff}, (e) : tension appliquée = 21 kV_{eff}, (f) : tension appliquée = 27 kV_{eff}

De même que précédemment, la figure (IV.15) montre que, pour toutes les largeurs de la couche polluante et la position de celle-ci, la DF possède des valeurs entre 1,58 et 1,60. Cependant, nous ne pouvons rien conclure quant à la variation de la DF, devant l'absence quasi-totale de cohérence entre les valeurs des DF et les largeurs de la couche polluante.

IV.5.3 Étude de la DF du signal de la charge

Lors des essais, nous avons enregistré l'image du signal de la charge électrique en relevant la tension aux bornes d'une capacité insérée en série entre le modèle expérimental et le retour de terre. Pour cela, deux capacités de 20 μ F et 33 μ F ont été utilisées respectivement dans le cas de la pollution uniforme et non-uniforme (discontinue).

IV.5.3.1 Cas de pollution uniforme

Dans le but d'étudier l'influence de la DF sur les signaux de la charge, nous avons consacré cette section à l'étude de la DF du signal de la charge en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée et de la conductivité de la pollution. Pour cela, la tension appliquée a été variée de 5 à 25 kV_{eff} par de 5 kV_{eff}; les valeurs ainsi adoptées sont 5, 10, 15, 20 et 25kV_{eff}. Quant à la conductivité de la solution polluante, les valeurs considérées consistent en 1,2, 3,5, 6, 10, et 20 mS/cm. Par ailleurs, les concentrations en Kaolin qui a été rajouté à la solution polluante sont 40, 100 et 200 g/l.

A. Étude de la DF du signal de la charge en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée

La figure IV.16 illustre la variation de la DF du signal de la charge en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée pour différentes conductivités et concentrations en Kaolin.

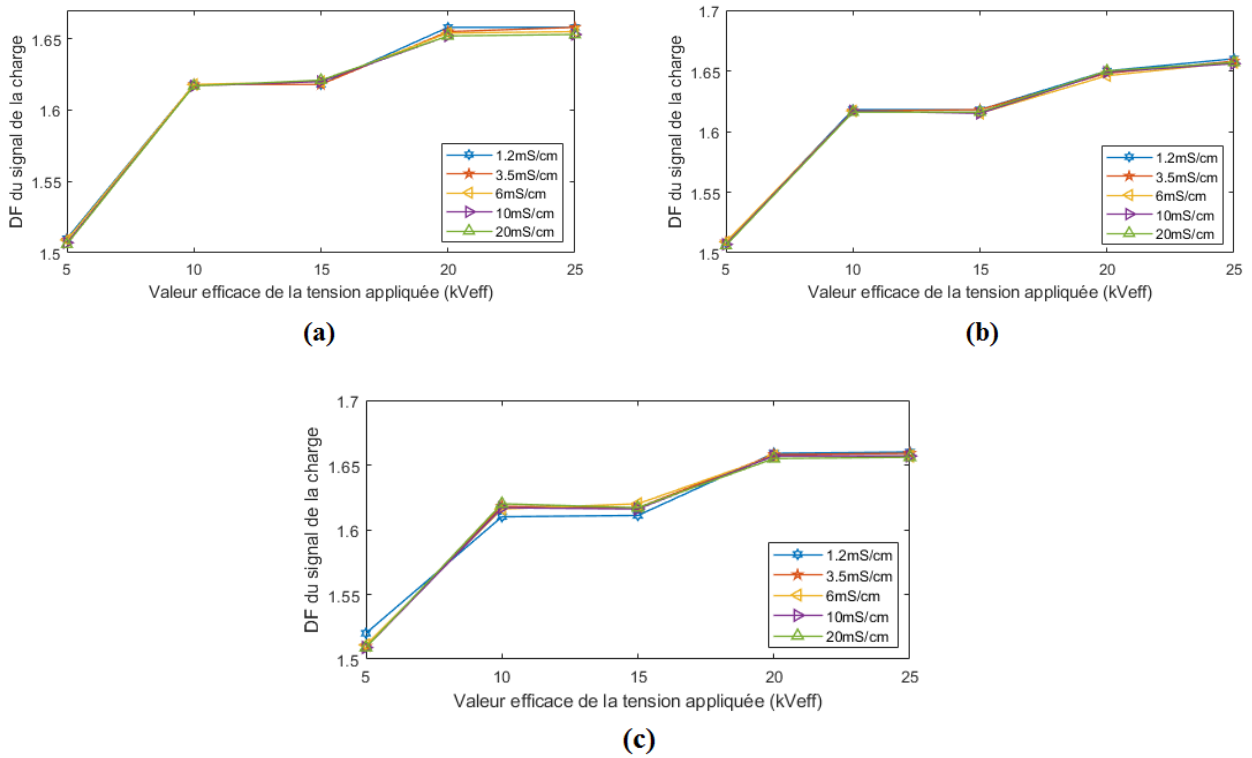
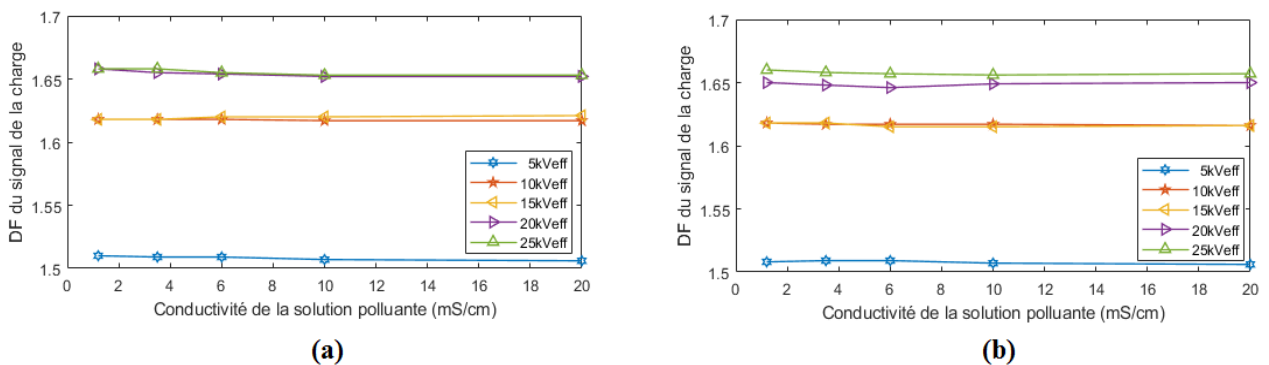


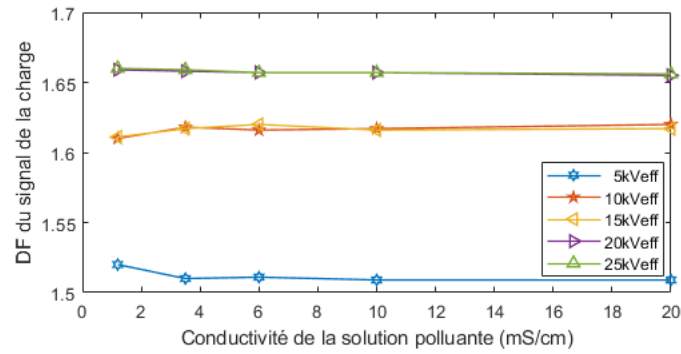
Figure IV.16 DF du signal de la charge en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée pour différentes conductivités et concentrations en Kaolin, (a) : concentration en Kaolin=40g/l, (b) : concentration en Kaolin=100g/l, (c) : concentration en Kaolin=200g/l

La figure (IV.16) montre que la DF du signal de la charge électrique augmente en fonction de la tension appliquée, et ce pour toutes les valeurs de concentration en Kaolin. Cependant, et pour une concentration donnée en Kaolin, nous constatons que les caractéristiques obtenues pour différentes conductivités sont pratiquement confondues. La même constatation est faite lorsque la concentration en Kaolin varie. Il en résulte que la conductivité et la concentration en Kaolin n'ont pratiquement aucun impact sur la DF du signal de la charge.

B. Étude de la DF du signal de la charge en fonction de la conductivité

La figure (IV.17) regroupe les résultats obtenus quant à l'évolution de la DF du signal de la charge en fonction de la conductivité, pour différentes concentrations en Kaolin et valeurs de la tension appliquée.





(c)

Figure IV.17 DF du signal de la charge en fonction de la conductivité pour différentes concentrations en Kaolin et valeurs de la tension appliquée, (a) : concentration en Kaolin=40g/l, (b) : concentration en Kaolin=100g/l, (c) : concentration en Kaolin=200g/l

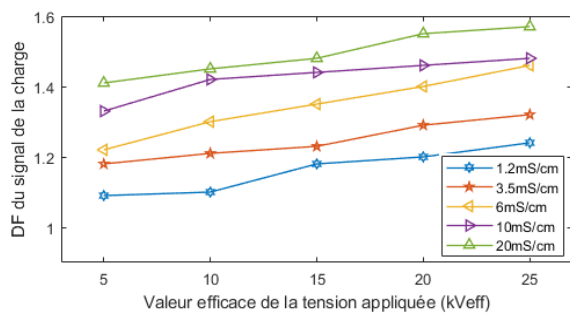
La figure (IV.17) montre que la DF du signal de la charge électrique est quasiment constante en fonction de la conductivité, et ce pour toutes les valeurs de la tension appliquée et les concentrations en Kaolin. C'est pourquoi, nous concluons que, dans le cas d'une pollution uniforme, la DF du signal de la charge ne donne pas d'information fiable sur l'état de surface de l'isolateur pollué. En effet, la DF du signal de la charge ne peut pas être prise comme indicateur pour le diagnostic de l'isolateur sous pollution uniforme.

IV.5.3.2 Cas de pollution non uniforme

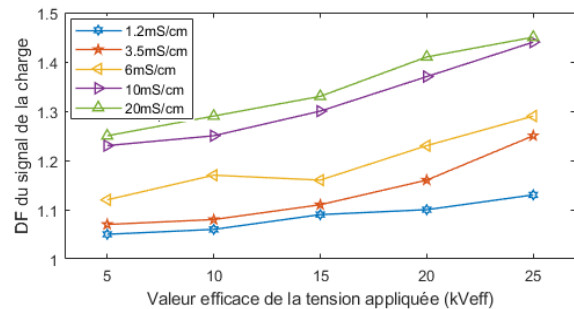
Dans cette partie, la pollution artificielle du modèle isolateur a été réalisée en créant une couche polluante de largeur constante égale à 15cm, appliquée du côté de l'électrode HT. Par la suite, nous avons étudié la DF du signal de la charge en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée (5, 10, 15, 20 et 25kV_{eff}) et celles de la conductivité de la pollution (1,2, 3,5, 6, 10, et 20 mS/cm) et de la concentration en Kaolin (40, 100 et 200 g/l) susmentionnées.

A. Étude de la DF du signal de la charge en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée

La figure IV.18 illustre l'évolution de la DF du signal de la charge électrique en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée, pour différentes conductivités et concentrations en Kaolin.



(a)



(b)

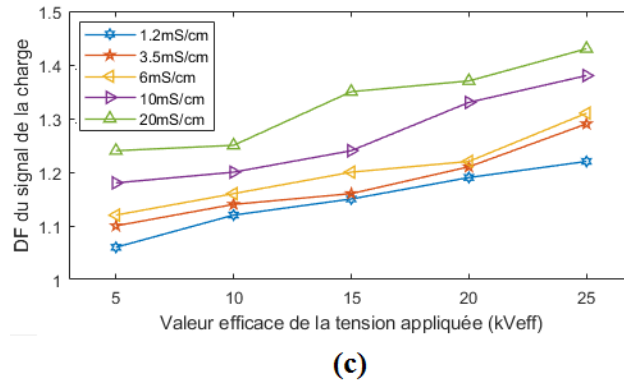


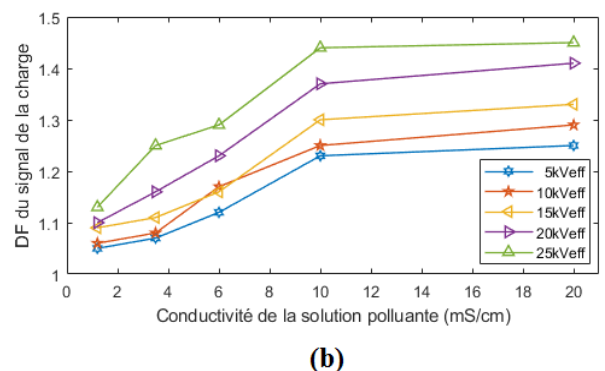
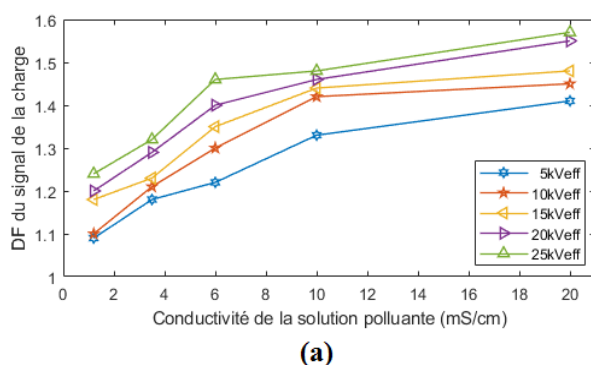
Figure IV.18 DF du signal de la charge en fonction de la valeur efficace de la tension appliquée pour différentes conductivités et concentrations en Kaolin, (a) : concentration en Kaolin=40g/l, (b) : concentration en Kaolin=100g/l, (c) : concentration en Kaolin=200g/l

La figure (IV.18) montre que la DF du signal de charge augmente presque linéairement en fonction de la tension appliquée, et ce pour toutes les conductivités et les concentrations de Kaolin. L'accroissement de la DF est étroitement lié à l'occupation d'espace des signaux qui ne cessent d'accroître. Ceci est dû à l'activité des décharges dans les zones sèches qui deviennent intenses.

Par contre, nous remarquons que pour une concentration de Kaolin la plus faible, donc de 40g/l, et la conductivité la plus élevée, de 20 mS/cm, la DF du signal de charge prend une valeur maximale de 1,58. Ce qui signifie que le signal de charge occupe plus d'espace dans ce cas par rapport à ceux enregistrés pour les deux reste des concentrations en Kaolin (100 et 200 g / l) où les DF sont respectivement de 1,46 et 1,43, enregistrés évidemment pour la même conductivité de pollution de 20 mS/cm. Cela peut s'expliquer par le fait que le Kaolin diminue la concentration en sel de la solution polluante. Ainsi, plus la concentration de Kaolin ajouté est élevée, plus les valeurs des DF sont faibles.

B. Étude de la DF du signal de la charge en fonction de la conductivité

La figure IV.19 montre la variation de la DF du signal de la charge électrique en fonction de la conductivité de la pollution, pour différentes concentrations en Kaolin et valeurs efficaces de la tension appliquée.



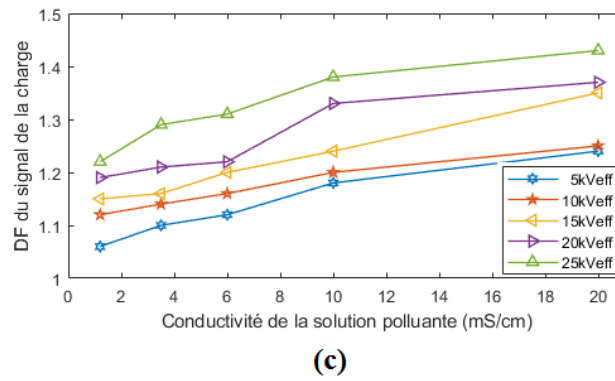


Figure IV.19 DF du signal de la charge en fonction de la conductivité pour différentes concentrations en Kaolin et valeurs de la tension appliquée, (a) : concentration en Kaolin=40g/l, (b) : concentration en Kaolin=100g/l, (c) : concentration en Kaolin=200g/l

D'après la figure (IV.19), la DF du signal de la charge augmente d'une façon non-linéaire en fonction de la conductivité de la pollution, et ce pour toutes les valeurs de la tension appliquée et les concentrations en Kaolin considérées. De ce fait, la DF du signal de la charge est qualifiée à être utilisée comme indicateur pour le diagnostic de l'isolateur sous pollution non-uniforme.

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un algorithme multi-résolution basé sur la méthode de comptage de boîtes pour calculer la DF du courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge électrique. Une très bonne concordance a été obtenue en confrontant les DF calculées par notre algorithme à celle théoriques des signaux de la fonction de Weierstrass (FW) et du mouvement brownien fractionnel (FBM) : l'erreur relative moyenne entre les DF estimées et celles théoriques ne dépasse pas 2%.

Dans le cas de la pollution uniforme, la DF du courant de fuite augmente aussi bien avec de la tension appliquée, qu'avec la conductivité de la pollution. Simplement, avec l'augmentation de la conductivité, le courant augmente rapidement pour les conductivités inférieures ou égales 0,71 mS/cm et lentement ailleurs, en tendant vers une valeur limite. De même la DF du courant de fuite augmente avec la tension appliquée, la largeur et la conductivité de la pollution discontinue. Par ailleurs, la position de la pollution influe beaucoup sur la DF. La DF est plus importante lorsque pollution est du côté HT, et plus faible lorsque la pollution discontinue est appliquée au milieu.

Pour une pollution uniforme, la DF de la tension appliquée augmente lentement pour les tensions entre 3 et 6 kVeff, brusquement entre 6 et 9 kVeff, et se stabilise ailleurs. Cette DF est pratiquement insensible à la variation de la conductivité de la pollution. Par ailleurs, aucune cohérence n'a été constatée entre les valeurs des DF et celles de la tension appliquée et la largeur de la couche de pollution discontinue.

La DF de la charge électrique est pratiquement insensible à la variation de la conductivité de la pollution uniforme et à la concentration du Kaolin rajouté à la solution saline. Par contre, la DF du signal de la charge augmente avec la tension appliquée et la conductivité de la pollution discontinue. Pour cette répartition de la pollution, la DF du signal de la charge peut être utilisée pour le diagnostic l'état de surface de l'isolateur.



Conclusion Générale

La présente étude est une contribution à l'analyse et le diagnostic des modèles d'isolateurs sous pollution uniforme et non-uniforme. Faisant appel à l'analyse fractale des signaux et des images, à la reconnaissance de forme des décharges électriques évoluant jusqu'au contournement et l'intelligence artificielle, différents algorithmes ont été mis en œuvre en se basant sur l'analyse fractale des signaux, la reconnaissance de forme des décharges électriques évoluant jusqu'au contournement et l'intelligence artificielle.

En vue de reconnaître et classifier les formes de décharges électriques se propageant sur des surfaces isolantes polluées, un nouvel algorithme combinant un système de codage d'image couleur utilisant le rouge, le vert et bleu (RVB) associé à un réseau de neurone artificiel (RNA) de rétro-propagation a été élaboré. L'algorithme ainsi développé vise à détecter et surveiller la propagation des décharges électriques jusqu'au contournement, en analysant les six couleurs (bleu, violet, rouge, orange, jaune et blanc) apparaissant dans les images de décharges extraites des vidéos de contournement. Un vecteur de caractéristiques contenant six indicateurs (indicateur par couleur) a été obtenu. Il s'agit du "B", "P", "R", "O", "Y" et "W" correspondant respectivement au bleu, violet, rouge, orange, jaune et blanc. Ce vecteur a été utilisé comme entrée de l'algorithme RNA. Ce dernier permet de classifier l'évolution des décharges en cinq classes. Notons que le RNA adopté est un perceptron à deux couches. La couche cachée comporte 12 neurones. Sa fonction de transferts est la sigmoïde. La couche de sortie contient 5 neurones correspondant au nombre d'éléments dans le vecteur cible (le nombre de classes). Sa fonction de transferts est la softmax.

Le codage et l'analyse des couleurs nous ont permis de dévoiler que l'indicateur "B" est étroitement lié à la présence de faibles étincelles (en bleu/violet). Il présente des valeurs très faibles par rapport à celles des autres indicateurs. Avec l'augmentation de tension appliquée, cet indicateur augmente, atteint un maximum (de 2%, obtenu pour 56 kV), et diminue jusqu'à son annulation lors du contournement. L'indicateur "P" augmente progressivement pendant le processus de contournement, principalement en raison de l'intensification de petites décharges violettes, diminue légèrement entre 66 et 67 kV, suite de l'apparition d'arcs denses, augmente de nouveau pour atteindre son maximum (de 67% à 67,5 kV) lors de la première étape du contournement, avant de diminuer brusquement pour s'annuler durant le contournement total. Les indicateurs "R", "O" et "Y", correspondant respectivement aux rouge, orange et jaune, sont étroitement liés à l'activité des arcs qui apparaissent à partir d'environ 63 kV. "R" et "O" augmentent jusqu'à 4% (obtenu pour 67 kV), diminuent rapidement jusqu'à leur annulation au premier étage de contournement (à 67,5 kV), avant d'augmenter brusquement pour atteindre leurs maxima (23% et 35% respectivement) lors du contournement final (à 68 kV). Quant à l'indicateur "Y", il augmente jusqu'à atteindre son maximum (26%) au stade final du contournement. L'indicateur "W" est étroitement liée à l'arc de contournement apparaissant en couleur blanche. Il apparaît juste avant la première étape du contournement (soit à 67 kV). Il atteint son maximum de 24% au premier stade de l'occurrence du contournement (67,5 kV),

avant de diminuer à 13 % lors du contournement final, en raison de la réduction de l'arc de contournement en épaisseur. Il est important de noter que l'algorithme RVB-RNA que nous avons élaboré présente une excellente qualité de d'entraînement et de classification, du fait que les matrices de confusion établies montrent clairement que 98,3 % des images ont été bien entraînées et 98,1 % bien classées.

Afin de réaliser un diagnostic de l'état de surface d'un isolant pollué, un deuxième algorithme, basé sur la méthode de comptage de boîtes, a été mis en œuvre pour calculer les dimensions fractales (DF) des images de décharges électriques se propageant jusqu'au contournement total. L'algorithme élaboré a été testé avec succès étant donné qu'il a présenté pratiquement les mêmes DF que celles calculées par khelil [KHE08] pour les images de décharges de foudre dans un environnement protégé par un paratonnerre vertical ; l'erreur relative étant de 2,53%. Il a également donné des DF pratiquement similaires à celle du mot de Fibonacci ; l'erreur relative estimée est de 2,96%. De ce fait, nous avons appliqué notre algorithme pour nos images des décharges extraites des vidéos enregistrées lors des essais de contournement sur un modèle d'isolateur plan soumis à une pollution uniforme (sable humidifié par une eau distillée). Pour une image donnée, la DF augmente avec la tension appliquée et la densité de dépôt non soluble. Les dimensions fractales sont comprises entre 1,15 (décharges électrique n'étant pas denses) et 1,25 (décharges électriques relativement denses). La densité ainsi que l'activité des décharges augmente avec la DF. Une valeur limite de 1,2 permettant de détecter la présence des décharges électriques de type arc ou non arc a été trouvée. Cette valeur est la moyenne entre les deux valeurs extrêmes de DF, 1,15 et 1,25. Si la DF de l'image de décharge est strictement inférieure à cette valeur limite, la décharge est de type "non arc". Dans le cas contraire, elle est de type "arc".

Basé sur la méthode de comptage de boîtes multi résolution, un dernier algorithme a été élaboré pour calculer la DF des signaux échantillonnés. En vue de tester et valider son efficacité, les DF que nous avons calculées ont été confrontées à celles théoriques des signaux de la fonction de Weierstrass (FW) et du mouvement brownien fractionnel (FBM). L'erreur relative moyenne trouvée est de l'ordre de 1,88% pour le signal de FW et 2% pour le signal de FBM. Ainsi, notre algorithme est valide pour qu'il soit utilisé dans l'estimation des dimensions fractales des différents signaux électriques. Par conséquent, l'algorithme développé a été appliqué aux signaux électriques du courant de fuite, de la tension appliquée et de la charge.

Dans les limites des tensions et des conductivités de la pollution uniforme ainsi adoptées, la DF du courant de fuite est comprise entre 1,09 et 1,6. Pour une conductivité donnée, la DF augmente avec la tension appliquée. Cette augmentation est plus prononcée pour la conductivité la plus faible (10 $\mu\text{S}/\text{cm}$) et moins prononcée pour celle la plus élevée (10,1 mS/cm), du fait que le signal du courant de fuite occupe plus d'espace dans le premier cas. En général, la DF augmente rapidement pour les faibles conductivités de la pollution (0,01 et 0,71

mS/cm), et plus ou moins lentement ailleurs. L'écart dans la DF obtenu entre les valeurs extrêmes de la tension appliquée diminue au fur et à mesure que la conductivité de la pollution augmente. L'écart s'annule lorsque la DF atteint une valeur limite. De même que précédemment, la DF augmente, en général, avec la tension appliquée, la largeur et la conductivité de la pollution discontinue. La valeur maximale de la DF (de 1,57) a été obtenue pour le niveau le plus élevé (27 kV_{eff}) de la tension appliquée et la largeur la plus importante de la couche polluée (25cm). Par ailleurs, pour la plus faible tension appliquée (3 kV_{eff}), les DF calculées pour faibles largeurs de la pollution (5 et 10 cm) sont quasiment confondues ; les signaux de courant de fuite correspondants tendent à remplir pratiquement le même espace. Il est à noter que la position de la pollution affecte grandement la valeur de la DF. En effet, la DF est plus importante lors de l'application de la pollution discontinue du côté HT. Par contre, la DF la moins importante a été enregistrée lorsque la pollution discontinue est placée au milieu de l'intervalle inter-électrodes.

Les résultats, obtenus lors de l'application de la pollution uniforme, montrent qu'avec l'augmentation de la tension appliquée, la DF de celle-ci augmente lentement pour les tensions allant de 3 et 6 kV_{eff}, rapidement entre 6 et 9 kV_{eff}, avant de se stabiliser. La DF de la tension est quasiment insensible à la variation de la conductivité de la pollution, étant donné que les caractéristiques correspondantes sont pratiquement confondues. Notons que la plage de variation de la DF de la tension appliquée (1,51 à 1,57) est très réduite par rapport à celle du courant de fuite. La plage de variation de la DF de la tension appliquée est encore plus réduite lors de l'application d'une pollution discontinue, du fait que nous avons enregistré des valeurs relativement importantes allant de 1,58 à 1,60. Toutefois, il n'y a pas de cohérence entre les valeurs des DF et la variation de la tension appliquée et la largeur de la couche polluante.

La DF de la charge électrique enregistrée lors de l'application de la pollution uniforme, augmente de 1,51 à 1,66 avec la tension appliquée. Cependant, cette DF est quasiment insensible à la variation aussi bien de la conductivité de la pollution que la concentration du Kaolin rajouté à la solution saline ; les courbes ainsi obtenues sont pratiquement confondues. La DF du signal de la charge, enregistrée lors de l'utilisation de la pollution discontinue, augmente quasi-linéairement avec la tension appliquée, indiquant que l'occupation d'espace de ce signal ne cesse d'accroître. La plage de variation de la DF est comprise entre 1,05 et 1,58. Cette dernière valeur a été obtenue pour la plus faible concentration de Kaolin (40g/l), et la conductivité la plus élevée (20 mS/cm). Par ailleurs, la DF du signal de la charge diminue avec l'augmentation de la concentration en Kaolin. Cependant, la DF du signal de la charge augmente avec la conductivité de la pollution. De ce fait, la DF du signal de la charge permet de diagnostiquer l'état de surface de l'isolateur soumis à une pollution non-uniforme.



Bibliographie

- [**ALK18**] Al khafaf, N., El-Hag, A. H.: ‘Prediction of leakage current peak value’. Int. Symp. On Mechatronics and its Applications (ISMA 2018), Sharjah, UAE, 4– 6 March 2018, pp. 1–4.
- [**ANT91**] ANTONINI, Marc. Transformée en ondelettes et compression numérique des images. 1991. Thèse de doctorat. Nice.
- [**AZA17**] Azad, M.M, Hasan, M.H., Nasser, M.: ‘Colour image processing in digital image’, Int. J. New Technol. Res., 2017, 3, (3), pp. 56–62
- [**BAY10**] Baykan, N.A., Yilmaz, N., Kansun, G.: ‘Case study in effects of colour spaces for mineral identification’, Sci. Res. Essays, 2010, 5, (11), pp. 1243–1253
- [**BOT01**] Botet, R. : ‘Les fractales en physique’, Technique de l’Ingénieur, AF 4500, 2001.
- [**CAV07**] Cavallini, A., Chandrasekar, S., Montanari, , et al.: ‘Inferring ceramic insulator pollution by an innovative approach resorting to PD detection’, IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., 2007, 14 (1), pp. 23–29.
- [**CHA09**] Chandrasekar, S., Kalaivanan, C., Cavallini, A., et al.: ‘Investigations on leakage current and phase angle characteristics of porcelain and polymeric insulator under contaminated conditions’, IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., 2009, 16 (2), pp. 574–583.
- [**CHA14**] Chaou, A. K., Mekhaldi, A., Moula, B., Tegar, M.: ‘The use of wavelets for the monitoring and diagnostic of surface state of HV polluted insulators’, Int. Conf. Electrical Sciences and Technologies in Maghreb, Tunis, Tunisia, 3-6 November 2014, pp. 1-8.
- [**CHA15-a**] Chaou, A.K., Mekhaldi, A., Tegar, M.: ‘Recurrence quantification analysis as a novel LC feature extraction technique for the classification of pollution severity on HV insulator model’, IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., 2015, 22 (6), pp. 3376–3384.
- [**CHA15-b**] Chaou, A. K., Mekhaldi, A., Tegar, M.: ‘Elaboration of novel image processing algorithm for arcing discharges recognition on HV polluted insulator model’, IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul, 2015, 22 (2), pp. 990– 999.
- [**CHA15-c**] Chaou, A. K. : ‘Techniques de diagnostic et de classification de l’état de surface d’un isolateur pollué sous tension alternative 50 Hz’, 2015. Thèse de doctorat. Alger, Ecole Nationale Polytechnique.
- [**CHE12**] Chen. W, Wang. W, Xia. Q, Luo. B, Li. L.: ‘Insulator Contamination Forecasting Based on Fractal Analysis of Leakage Current’, Energies, 2012, 5 (7), pp. 2594-2607.
- [**DAV96**] DAVOINE, F., CHASSERY, J.M : ‘Compression d’images par fractales’, Actes des Journées d’études et d’échanges: compression et représentation des Signaux Audiovisuels, CNET, Grenoble, France, 1996, p. 56-63.
- [**DHA15**] Dhabbi, N., Beroual, A.: ‘Time–frequency analyses of leakage current waveforms of high voltage insulators in uniform and non-uniform polluted conditions’, IET Sci., Meas. Technol., 2015, 9, (8), pp. 945–954.
- [**DIL15**] Di Ieva.A, Esteban.F.J, Grizzi.F, Klonowski.W, and MartInLandrove.M.: ‘Fractals in the neurosciences’, part II: clinical applications and future perspectives,” Neuroscientist, vol. 21, no. 1, pp. 30–43, 2015.

- [DJE99] Djemai, Z. : ‘Détermination de la dimension fractale des décharges électriques radiales sur les surfaces Isolantes’, Département du Génie Electrique, Thèse de Doctorat d’Etat, Ecole Nationale Polytechnique d’Alger, Décembre 1999.
- [DOU10] Douar, M. A, Mekhaldi.A., Bouzidi, M. C. : ‘Flashover Process and Frequency Analysis of the Leakage Current on Insulator Model under non-Uniform Pollution Conditions’, IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, August 2010, 17 (4), pp. 1284-1297.
- [DU09] Du, B.X., Liu, Y., Liu, H.J., et al.: ‘Recurrent plot analysis of leakage current for monitoring outdoor insulator performance’, IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., 2009, 16 (1), pp. 139–146.
- [DUB96] Dubuc,B., Dubuc,S.: ‘Error bounds on the estimation of fractal dimension’, SIAM J Numer Ana, 1996. p. 602-626.
- [EYU17] Eyupoglu, C.: ‘Implementation of Bernsen’s locally adaptive binarization method for gray scale images’, The Online Journal of Science and Technology, 2017, vol. 7, no 2, p. 68-72.
- [FAL03] Falconer,K.: ‘Fractal Geometry: Mathematical Foundations and Application’, Wiley, 2e éd, 2003. 366p. ISBN-13: 978-0470848616.
- [FAV18] Favreau, J.D.: ‘Compact image vectorization by stochastic approaches’, Thèse de doctorat, Université de Côte d’Azur, 2018.
- [FER01] Fernandez, E., Jelinek, H. F.: ‘Use of fractal theory in ´ neuroscience: methods, advantages, and potential problems’, Methods, vol. 24, no. 4, pp. 309–321, 2001.
- [FER20] Ferrah, I., Chaou, A. K., Maadjoudj, D., Tegar, M.: ‘Novel colour image encoding system combined with ANN for discharges pattern recognition on polluted insulator model’, IET Science, Measurement & Technology, 2020, 14 (6), pp. 718-725.
- [FOU99] Fouroutan-pour, K., Dutilleul,P ., Smith,D.L.: ‘ Advances in the implementation of the box-counting methode of fractal dimension estimation’, Applied Mathematics and computation 105, 1999 pp.195-210.
- [FU16] Fu,Q., Li,C., Cai,F., Wang,W., Xiao,S.: ‘ Emitter signal sorting based on fractal dimensions of pulse envelope's front edge’, IEEE, International Conference on Military Communications and Information Systems (ICMCIS), 2016. p. 1-5.
- [GAR16] Garavito,F., Gonzalez,J., Cabarcas,J ., Chaparro,D., Portocarrero,I., Vargas,A.: ‘ EMG Signal Analysis Based on Fractal Dimension for Muscle Activation Detection Under Exercice Protocol’, IEEE, XXI Symposium On Signal Processing, Images and Artificial Vision (STSIVA), 2016, p. 1-5.
- [GIL04] Gilles, C.: ‘Les fractales, Art, Nature et Modélisation’, Tangente Hors Série 8, Éditions Pôles (2004).
- [GON02] Gonzalez, R.C., Woods, R.E.: ‘Digital image processing’, in New Jersey, (Publishing House of Electronics, 2002), 141, (7), pp. 23–25.
- [GON07] Gonzalez, R.C., Woods, R.E., Steven,L.E.: ‘Digital Image Processing’, (deuxième édition), Beijing: Publishing House of Electronics Industry 8 (2007).

- [GOU97] Gouyet, J.F.: 'Physique et structures fractales', Paris : Dunod, juin 1997. 234p.
- [GUE10] Guedri, H., Jihene, M., Bougerra, M., et al.: 'Diagnostic de la rétine humaine basé sur la dimension fractale', Cinquième workshop AMINA 2010.
- [HAM02] Hami, M., Kahoul, R.: 'détermination de la dimension fractale d'une décharge électrique sur les interfaces, Etude des lois probabilistes', Projet de Fin d'Etudes, Département d'Electrotechnique, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, 2002.
- [HAR06] Harrouni, S.: 'Contribution à la modélisation fractale du rayonnement solaire : application aux systèmes photovoltaïques', 2006. Thèse de doctorat. Alger, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene
- [HAR07] HARRAR, K., HAMAMI, L.: 'The box counting method for evaluate the fractal Dimension in radiographic images', Sixth WSEAS International Conference on CIRCUITS, SYSTEMS, ELECTRONICS, CONTROL & SIGNAL PROCESSING, Cairo, Egypt, Dec 29-31, 2007.
- [HAR08] Harrar, K., HAMAMI, L.: 'The Fractal Dimension correlated to the bone mineral density', WSEAS transactions on signal processing, 2008, vol. 4, no 3, p. 110-126.
- [HAY04] Haykin, S.: 'A comprehensive foundation', Neural networks', in India, (pearsonprintice hall, 2004).
- [HED16] Heddam, S.: 'Multi-layer perceptron neural network-based approach for modelling phycoerythrin pigment concentrations: case study from lower Charles river buoy', USA Environ. Sci. Pollut. Res., 2016, 23 (17), pp. 17210–17225.
- [HIG88] Higuchi, T.: 'Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory', Physica D, 1988, vol: 31 p. 277-283.
- [HUI08] Hui, A., Zheng, J., Lin, H., He, B.: 'Wavelet-Fractal Characteristics of Leakage Current on HV Insulators', IEEE Trans. on Dielec. And Elect. Insul, 2008, pp: 732-736.
- [IEC07] International Standard IEC 60587. Electrical materials used under severe ambient conditions - Test methods for evaluating resistance to tracking and erosion. Third Edition 2007.
- [IEC08] IEC TS 60815-1. Selection and Dimensioning of high-voltage insulators intended for use in polluted conditions, Part-I: Definitions, information and general principles, Edition 1.0, 2008.
- [IMA07] IMAI, K., IKEDA, M., ENCHI, Y., et al.: 'Fractal-feature distance analysis of radiographic image', Academic radiology, 2007, vol. 14, no 2, p. 137-143.
- [JEV11] Jevtic, D. R., Paskas, M. P.: 'Application of Katz Algorithm for Fractal Dimension in Analysis of Room Impulse Response', IEEE, Telecommunications Forum (TELFOR), 19th, 2011 p. 1063-1066.
- [JIA10] Jiang, X., Shi, Y., Sun, C., et al.: 'Evaluating the safety condition of porcelain insulators by the time and frequency characteristics of LC based on artificial pollution tests', IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., 2010, 17, (2), pp. 481– 489.

- [JIA13] Jiazhuo, L., Weixiang, Y., Wei, Z., Cheng, W., Guohua, L.: ‘Design and implementation of a fuzzy control filtering approach based on the fractal dimension of the SPR signal. IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing, 2013, p. 1-6.
- [KAP00] Kapitaniak, T.: ‘Chaos for Engineers theory, application, and control’, Berlin: SpringerVerlag Berlin Heidelberg, 2000, 144 p. Mathematics / Computational Methods of Engineering.
- [KAU14] Kaur, D., Yadwinder, K.: ‘Various image segmentation techniques: a review’, International Journal of Computer Science and Mobile Computing 3.5 (2014): 809-814.
- [KHE08] Khelil, D. : ‘Modélisation de la Décharge de Foudre en Présence d’un Paratonnerre et Détermination de sa Dimension Fractale’, 2008, Mémoire de Magister, Alger, Ecole Nationale Polytechnique.
- [KHE18] Khelil,D., Bouazabia,S., Mikropoulos,P.N.: ‘A fractal model of discharge interception probability of a vertical grounded rod in the presence of a neighboring object’, Journal of Electrostatics, Vol. 95C, pp. 42-52, Octobre 2018.
- [KHE19] Khelil, D. : ‘Modélisation de la décharge de foudre en présence d'un paratonnerre et détermination de sa dimension fractale. 2019. Thèse de doctorat. Alger, Ecole Nationale Polytechnique.
- [KHI16] Khitas, M., Ziet, L., Radjah, F.: ‘FPGA design and Implementation of Histogram Algorithm for image processing ’, International Workshop on Cryptography and its Applications (IWCA'16), Oran, Algerie, 2016, pp. 23.
- [KHU09] Khurshid, K., Siddiqi, I., Faure, C et al.: ‘Comparison of Niblack inspired binarization methods for ancient documents’, In : Document Recognition and Retrieval XVI. International Society for Optics and Photonics, 2009. p. 72470U.
- [KOE98] Koehl, L.: ‘Conception et réalisation d’un estimateur de dimension fractale par utilisation de techniques’, 114 p. Thèse de doctorat, spécialité de productique : automatique et informatique industrielle : Lille, université des sciences et technologies de Lille : 1998.
- [KUN07] Kunkel, P.: ‘The tangency problem of Apollonius: three looks’, BSHM Bulletin, 2007, vol. 22, no 1, p. 34-46.
- [KYR97] Kyriacos, S.: ‘Réseaux vasculaires : analyse fractale et modélisation de la croissance’, 290p. thèse de doctorat : Sciences Pharmaceutiques : Montréal, université de Montréal, 1997.
- [LAJ06] Lajoie, J. : ‘La géométrie fractale’, 2006, Thèse de doctorat. Université du Québec à Trois-Rivières.
- [LAV19] Lavallée, S.: ‘Les fractales au cinéma’, Bibliothèque Tangente. N 18. Edition 2019. p. 122-124.
- [LEO06] Leon, K., Mery, D., Pedreschi, F., et al.: ‘Colour measurement in $L^* a^* b^*$ units from RGB digital images’, Food Res. Int., 2006, 39, (10), pp. 1084– 1091.
- [LI09] LI, Jian, DU, Qian, et SUN, Caixin.: ‘An improved box-counting method for image fractal dimension estimation’, Pattern Recognition, 2009, vol. 42, no 11, p. 2460-2469.

- [LI10] J. Li, W. Sima, C. Sun and S.A. Sebo.: ‘Use of Leakage Currents of Insulators to Determine the Stage Characteristics of the Flashover Process and Contamination Level Prediction’, IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul, Vol. 17, No. 2, pp. 490-501, 2010.
- [LIU10] Liu, Y., Du, B.X.: ‘Recurrent plot analysis of leakage current on flashover performance of rime-iced composite insulator’, IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul., 2010, 17 (2), pp. 465–472..
- [MAA18] Maadjoudj, D., Mekhaldi, A., et Teguar, M.: ‘Flashover process and leakage current characteristics of insulator model under desert pollution’, IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2018, vol. 25, no 6, p. 2296-2304.
- [MAN24] Benoît Mandelbrot est un mathématicien franco-américain, né à Varsovie le 20 novembre 1924 et mort d'un cancer le 14 octobre 2010 à Cambridge, dans le Massachusetts, Il a travaillé, au début de sa carrière, sur des applications originales de la théorie de l’information, puis développé ensuite une nouvelle classe d’objets mathématiques : les objets fractales.
- [MAN75] Mandelbrot, B.: ‘Les Objets fractals. Forme, hasard et dimension’, Paris : Flammarion, 1975. 212p. Champs sciences. ISBN-13: 978-2081246171.
- [MAN77] Mandelbrot, B.: ‘The Fractal Geometry of Nature’, New York: WH Freeman and Company, 1977.
- [MAN83] Mandelbrot, B.: ‘The fractal geometry of nature’, freeman, new york, 1983.
- [MAN95] Mandelbrot, B.: ‘Les objets fractals’, Flammarion, 4ième édition (1995).
- [MAN99] MANI, G.S.: ‘Modeling of lightning using fractals’, Institute of Armament Technologie, June, 1999.
- [MAR15] Maraaba, L., Al-hamouz, Z., Al-duwaish, H.: ‘Prediction of the levels of contamination of HV insulators using image linear algebraic features and neural networks’, Arab. J. Sci. Eng., 2015, 40, (9), pp. 2609–2617.
- [MI14] Mi, Y., Rui, S., Dong, S., et al.: ‘Optical fiber sensor system for monitoring leakage current of post insulators based on RBF neural network’, Int. Conf. on High Voltage Engineering and Application, Poznan, Poland, 8–11 December 2014, pp. 1–4.
- [MIL15] Milosevic, N. T.: ‘Fractal analysis of two dimensional images: parameters of the space-filling and shape’, in Proceedings of the 20th International Alamos: Te Institute of Electrical and Electronics Engineers, I. Dumitrache, A. Magda Florea, F. Pop, and A. Dumitrascu, Eds., pp. 539–544, 2015. Conference on Control Systems and Computer Science, Vol. 2: IAFA: Fractal Analysis of Medical Images. Los
- [NIE84] Niemeyer, L, Pietronero, L and Wiesmann, H. J.: ‘Fractal dimension of dielectric breakdown’, Physical Revue Letters, Vol. 33, pp. 1033-1036, 1984.
- [OTS79] OTSU, N.: ‘A threshold selection method from gray-level histograms’, IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 1979, vol. 9, no 1, p. 62-66.
- [PEA00] Pean, V., Ouayoun, M., Chouard, C.H., Meyer, B.: ‘A Semi-Continuous Box Counting Method for Fractal Dimension Measurement of Short Single Dimensions Temporal Signals -

- Preliminary Study', Ear, Nose and Throat Research Laboratory Centre-Hospitalo-Universitair Sea int-Antoin, Paris – France, 2000, p. 105-115.
- [PEI92] Peitgen, H. Jurgensa, Saupe, D.: 'Chaos and Fractals: New Frontiers of Science', 2nd edition. New York, NY: Springer, 1992, p. 214.
- [PER13] Perera, M.D.N., Sonnadara, D.U.J.: 'Fractal Nature of Simulated Lightning Channels', vol. 13(2), pp. 09-25, 2013.
- [PET03] Petrov, N. I., Petrova, G. N., D'Alessandro, F.: 'Quantification of the Probability of Lightning Strikes to Structures Using a Fractal Approach, IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation', Vol. 10 (4), pp. 641-654, 2003.
- [PLA00] Plataniotis, K.N, Venetsanopoulos, A.N.: 'Colour image processing and applications', in Berlin, (Springer Verlag, 2000), ISBN.
- [POR84] PORTER, T., DUFF, T.: 'Compositing digital images', In : Proceedings of the 11th annual conference on Computer graphics and interactive techniques. 1984. p. 253-259.
- [POS04] POSTEL, M.: 'Introduction au logiciel Matlab', Mémoire de DEA, université de d'Angers, 2004.
- [PYL07] Pylarinos, H. O., Lazarou, D., Marmidis, S., et al.: 'Classification of surface condition of polymer coated insulators using wavelet transform and neural networks'. Int. Conf. Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Beijing, China, 2–4 November 2007, pp. 658–663.
- [RAG10] Raghavendra, B. S., Narayana, D.: 'Computing Fractal Dimension of Signals using Multiresolution Box-counting Method. World Academy of Science, Engineering and Technology', 37, 2010, p. 1266-1281.
- [RAJ17] RAJKOVIĆ, N., KRSTONOŠIĆ, B., et MILOŠEVIĆ, N.: 'Box-counting method of 2D neuronal image: method modification and quantitative analysis demonstrated on images from the monkey and human brain', Computational and mathematical methods in medicine, 2017, vol. 2017.
- [RAM14] Ramirez-Vazquez, I., Ruiz-Pinales, J., Eduardo Salgado-Talavera, J.: 'Fractal analysis of nano-reinforced silicone rubber insulators evaluated on a tracking wheel', IEEE Trans. On Dielec. And Elect. Insul, June 2014, Vol. 30, No. 4, pp. 21-27.
- [RIZ14] Rizk, F.M., Trinh, N.G.: 'High voltage engineering', (CRC Press, 2014).
- [ROU06] Roushdy, M.: 'Comparative study of edge detection algorithms applying on the grayscale noisy image using morphological filter', GVIP journal, 2006, vol. 6, no 4, p. 17-23.
- [SAG09] Sagiroglu, S., Yilmaz, N.: 'Web-based mobile robot platform for real-time exercises', Expert Syst. Appl., 2009, 36, (2), pp. 3153–3166.
- [SAH14] Saha, S., Rahman, M.A., Thakur, A.: 'Design and implementation of SPI bus protocol with Built-in-self-test capability over FPGA', In : 2014 International Conference on Electrical Engineering and Information & Communication Technology. IEEE, 2014. p. 1-6.

- [SAW82] Sawada, S. Ohta, M. Yamazaki, H. Honjo.: ‘ Self similarity and a phase Transition like behavior of a random growing structure governed by a non-equilibrium parameter’, Phys. Rev. A, Vol. 26, pp 3557-3563, 1982.
- [SEC09] Secrieru, C.: ‘Applications de l’analyse fractale dans le cas de ruptures Dynamiques’, 256p. Thèse de doctorat : Sciences de l’ingénieur [physics] : Paris, Arts et Métiers ParisTech, 2009.
- [SMI15] Smitha, C. K., Narayanan, N. K.: ‘Analysis of fractal dimension of EEG signals under mobile phone radiation’, IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems (SPICES), 2015, p. 1-5.
- [TRI12] Tripathi, S, Kumar, K, Singh, B. K., et al.: ‘Image segmentation: a review’, International Journal of Computer Science and Management Research, 2012, vol. 1, no 4, p. 838-843.
- [TRI88] Tricot, C., Quiniou, J. F., Wehbi, D., et al.: ‘Evaluation de la dimension fractale d'un graphe’, Revue de physique appliquée, 1988, vol. 23, no 2, p. 111-124.
- [TRI95-a] Trier, O. D., Jain, A. K.: ‘Goal-directed evaluation of binarization methods. IEEE transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence’, 1995, 17 (12), pp. 1191-1201.
- [TRI95-b] Trier, O. D., Taxt, T.: ‘Evaluation of binarization methods for document images’, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence’, 17 (3), p. 312-315, March 1995.
- [TUR89] Turcotte, D.L.: ‘Fractals in geology and geophysics’, Pure and applied Geophysics, 1989, vol. 131, no 1, p. 171-196.
- [VAC89] Vacher, R., Woignier, T., Phalippou, J., et al.: ‘On the fractal structure of silica aerogels’, Le Journal de Physique Colloques, 1989, vol. 50, no C4, p. C4-127-C4-131.
- [WIE86] Wiesmann, H. J., Zeller, H. R.: ‘A fractal model of dielectric breakdown and prebreakdown in solid dielectrics’, Journal of Applied Physics, Vol. 60, pp. 1770-1773, 1986.
- [XIA13] Xiang, B.: ‘Knowledge-based image segmentation using sparse shape priors and high-order MRFs’, Diss. Châtenay-Malabry, Ecole centrale de Paris, 2013.
- [YAN89] Yanowitz, S.D., Bruckstein, A.M.: ‘A new method for image segmentation’, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1989, vol. 46, no 1, p. 82-95.
- [YI14] Yi, M., Fang, J., Wang, Y., et al.: ‘Method for extracting acoustic emission signal frequency characteristics of polluted-insulator discharge’, Appl. Mech. Mater., 2014, 494, pp. 1513–1516.

Travaux effectués dans le cadre de cette thèse de Doctorat D/LMD

Publication internationale

I. FERRAH, A. K. CHAOU, D. MAADJOUJ, M. TEGUAR: Novel colour image encoding system combined with ANN for discharges pattern recognition on polluted insulator model, IET Science, Measurement & Technology, Vol 14, no. 6, pp. 718–725, March. 2020.

Communication internationale

I. FERRAH, A. K. CHAOU, M. TEGUAR: Discharges Pattern Recognition on Uniformly Polluted Glass Surface Using an MLPNN Classifier, accepted by 2021 IEEE Electrical Insulation Conference (EIC), Virtual Conference, June 7-28, 2021.