



HAL
open science

Mesure et analyse par apprentissage artificiel des décharges partielles sous haute tension continue pour la reconnaissance de l'état de dégradation des isolants électriques

Nathalie Morette

► **To cite this version:**

Nathalie Morette. Mesure et analyse par apprentissage artificiel des décharges partielles sous haute tension continue pour la reconnaissance de l'état de dégradation des isolants électriques. Science des matériaux [cond-mat.mtrl-sci]. Sorbonne Université, 2020. Français. NNT : 2020SORUS006 . tel-03153274

HAL Id: tel-03153274

<https://theses.hal.science/tel-03153274>

Submitted on 26 Feb 2021

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

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

THÈSE DE DOCTORAT DE SORBONNE UNIVERSITÉ

École doctorale : Informatique, Télécommunications et Électronique de Paris

réalisée au

Laboratoire de Physique et d'Étude des Matériaux

présentée par

Nathalie Morette

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE SORBONNE UNIVERSITÉ

ayant pour titre

**Mesure et analyse par apprentissage artificiel des
décharges partielles sous haute tension continue
pour la reconnaissance de l'état de dégradation des
isolants électriques**

soutenue le 26 février 2020

devant le jury composé de

Blaise Hanczar	Rapporteur
Thierry Lebey	Rapporteur
Alexandre Allauzen	Examineur
Florence Ossart	Examineur
Jean-Michel Reboul	Examineur
Armando Rodrigo Mor	Examineur
Thierry Ditchi	Encadrant
Yacine Oussar	Directeur de thèse

Remerciements

Cette thèse a été réalisée au Laboratoire de Physique et d'Étude des Matériaux (LPEM), unité de recherche mixte de l'École Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles de la ville de Paris, de Sorbonne Université et du CNRS (UMR 8213).

Je souhaite tout d'abord exprimer mes sincères remerciements à Blaise Hanczar, Professeur à l'Université Paris-Saclay et Thierry Lebey, Directeur de Recherche à Safran Toulouse, qui ont accepté d'être rapporteurs de ma thèse.

Je remercie chaleureusement Florence Ossart, Professeur à Sorbonne Université, Jean-Michel Reboul, Maître de Conférences à l'université de Caen et Alexandre Allauzen, Professeur à l'ESPCI Paris d'avoir accepté d'examiner mon travail de thèse.

Un grand merci à Armando Rodrigo Mor, Maître de Conférences à l'Université de Technologie de Delft (TU Delft), examinateur de ma thèse, et à Luis Castro Heredia, avec qui j'ai eu le plaisir de collaborer et qui m'ont fourni plusieurs bases de données provenant de systèmes haute tension variés. Ces bases de données m'ont permis de me confronter à différentes problématiques de l'apprentissage artificiel, ce qui m'a beaucoup appris et me sera certainement utile pour la suite de mon parcours professionnel. Je les remercie pour le temps qu'ils m'ont consacré lors de ma visite au laboratoire Haute Tension de l'Université de Technologie de Delft.

Je tiens à remercier vivement Dimitri Charrier et Raphael Guffond de la société Nexans, qui m'ont prêté plusieurs échantillons de minicâbles sur lesquels j'ai pu effectuer des mesures de décharges partielles. Ces mesures m'ont notamment permis de constituer des bases de données sur lesquelles j'ai pu implémenter des outils de l'apprentissage artificiel. Merci pour leur disponibilité et leur accueil lors des visites au Centre de Recherche de Nexans à Lyon.

Ce travail de thèse a été rendu possible grâce au support et à l'implication de nombreux membres du LPEM. Je souhaite en premier lieu remercier mon directeur de thèse Yacine Oussar, qui m'a ouvert les portes du monde de l'apprentissage artificiel, domaine auquel j'aimerais me consacrer dans les années à venir. Je tiens tout particulièrement à le remercier pour sa très bonne pédagogie, son souci du détail et sa sympathie. Je remercie sincèrement mon encadrant Thierry Ditchi pour son accompagnement scientifique tout au long de ma thèse, ses précieux conseils et sa joie de vivre quotidienne. Un grand merci à Stéphane Holé pour son écoute, sa disponibilité, et pour m'avoir fait bénéficier de son expertise scientifique de l'instrumentation.

Je tiens à remercier tout le personnel et l'équipe du groupe instrumentation pour leur bonne humeur quotidienne et le regard positif qu'ils ont porté sur mon travail. Merci aux chercheurs permanents et invités Christine Boué, Céline Corbrion, Brigitte Leridon, Charlotte Tripon-Canseliet, Jérôme Lucas, Emmanuel Géron, Yuk Quan Zhong ainsi qu'aux nouveaux arrivants Fatou Cissé Lankoande, Étienne Maréchal et post-doctorant Houssemeddine Kraoui.

J'aimerais tout particulièrement remercier Hela Daassi, ancienne post-doctorante au LPEM, qui a participé à mon encadrement de stage de master 2 et dont les précieux conseils m'ont été utiles tout au long de ma thèse.

Merci aux anciens et actuels doctorants et post-doctorants du LPEM, avec qui de forts liens d'amitié se sont créés : Anne Penillard, Louiza Hamidouche, Sofia de Sousa Coutinho, Maria Merlan Rodriguez, Rashmi Rahni, Lorenzo Beccacece, Julien Haffner et Ibrahim Mohsen. Merci aux doctorants et post-doctorants du deuxième étage Maria, Lorenzo et Tommaso.

J'adresse également mes remerciements aux élèves du cours de yoga de l'ESPCI pour leur humour et sympathie : Isabelle Rivals, Alix Despoisse, Jean-Jacques Puig, Camille Sauvage, Pierre Roussel et à mon professeur de yoga Raphaël Nordier.

Un grand merci à mes précieux amis, qui m'ont assuré les meilleures conditions pour

l'accomplissement de ce travail de thèse : Sarrah Limami, Camille Claudon, Marylou Ribes, Lucile Soumah, Jennifer Padjemi, Mathilde Touré, Bart Belleudy, Raffaello Amorosi, Victor Verne, Florian Lemardelé, Jules Descombes, Hervé Binet, Adrien Amasse, Cyril Perrotin, Hector Marzo et Thomas de la Taille. Merci aux rencontres inspirantes effectuées au cours de ces trois dernières années : mon professeur de peinture Jérôme Delaplanche, ma professeur de danse Tiphaine Farrinaud, Audrey Fabrikant, Emmanuelle Guran et Eva Assayas. Un tendre merci à Timothée Clemessy.

Je tiens à remercier particulièrement Teymour Bourial, qui m'a accompagné et encouragé tout au long de cette aventure.

Enfin, un grand merci à mes parents, grands-parents et à ma sœur Alexandra, qui me soutiennent et m'encouragent depuis le début.

Table des matières

Introduction	19
1 La mesure de décharges partielles comme technique de diagnostic des systèmes d'isolation électrique	23
1.1 Généralités sur les décharges partielles	23
1.1.1 Défauts des systèmes d'isolation électrique	23
1.1.2 Définition des décharges partielles	24
1.1.3 Classification des décharges partielles	24
1.1.4 Du vieillissement électrique à la rupture diélectrique : rôle des décharges partielles dans la dégradation des matériaux isolants	25
1.2 Méthodes de détection et de mesure des décharges partielles	28
1.2.1 Les méthodes de détection non-électriques	28
1.2.1.1 La détection acoustique	28
1.2.1.2 La détection optoélectronique	28
1.2.1.3 La détection radio	28
1.2.1.4 La détection chimique	29
1.2.2 La méthode de détection électrique	29
1.3 Caractérisation des décharges partielles	30
1.3.1 Grandeurs caractéristiques des décharges partielles	30
1.3.1.1 Origine des décharges partielles	30
1.3.1.2 Avalanche électronique	31
1.3.1.3 Electrons germes	32
1.3.1.4 Mécanisme de « feedback »	32
1.3.1.5 Champ critique	33
1.3.1.6 Recombinaison de charges	33
1.3.2 Modélisation électrique du phénomène de décharge partielle au sein d'un matériau diélectrique solide	34
1.3.3 Evolution des grandeurs caractéristiques de DP avec l'état de dégradation des matériaux isolants	37
1.3.4 Représentation des grandeurs caractéristiques de DP sous tension alternative	37
1.3.5 Représentation des grandeurs caractéristiques de DP sous tension continue	40
1.4 Outils pour l'analyse des décharges partielles	42
1.4.1 Diagrammes résolus en phase et en temps	42
1.4.2 Techniques d'analyse pour la classification des DP et la reconnaissance de l'état de dégradation des matériaux isolants	43
1.5 Bilan	48
2 Etude des grandeurs caractéristiques des décharges partielles	49
2.1 Etude théorique du phénomène de DP interne aux diélectriques solides	49
2.1.1 Modèle d'une cavité gazeuse dans un diélectrique solide	49
2.1.1.1 Avant le phénomène de décharge partielle	49
2.1.1.2 Après le phénomène d'avalanche électronique inhérent à la DP	50

2.1.2	Champs induit E_{ind} , résiduel E_{res} et temps caractéristique de décharge τ_{up}	52
2.1.2.1	Régime « streamer discharge »	52
2.1.2.2	Régime de Townsend	53
2.1.2.3	Régime « pitting discharge »	57
2.1.3	Temps caractéristiques de « recharge » de la cavité τ_{down} en fonction des propriétés électriques et de la taille du défaut	58
2.1.3.1	Modèle théorique : calcul théorique du temps de recombinaison de charges dans une cavité	58
2.2	Validation expérimentale sur échantillons modèles	58
2.2.1	Dispositif de mesure	59
2.2.1.1	Schéma du principe de détection	59
2.2.2	Influence de l'épaisseur de l'échantillon sur le champ d'apparition des décharges partielles	61
2.2.3	Influence du vieillissement électrique	62
2.2.4	Influence des propriétés géométriques et électriques de la cavité : comparaison avec le modèle théorique élaboré en 2.1.3.1	63
2.3	Bilan	65
3	Dispositifs de mesure réalisés pour la détection de décharges partielles sur câbles	67
3.1	Câble coaxial standard « basse tension »	67
3.1.1	Présentation de l'échantillon	67
3.1.2	Présentation du dispositif expérimental réalisé	68
3.1.2.1	Schéma du principe de détection	68
3.1.2.2	Montage électrique	72
3.1.2.3	Pilotage automatique et acquisition des données	74
3.1.3	Mesures expérimentales et interprétation	75
3.1.3.1	Propagation et localisation d'un pulse de DP au sein d'un câble coaxial	75
3.1.3.2	Simulations ADS	77
3.2	Minicâble haute tension	78
3.2.1	Présentation des échantillons	78
3.2.1.1	Structure du câble	78
3.2.1.2	Influence du semi-conducteur sur la vitesse de propagation des pulses	79
3.2.2	Présentation des dispositifs expérimentaux réalisés	80
3.2.2.1	Dispositif 60 kV	80
3.2.2.2	Dispositif 120 kV	83
3.2.2.3	Optimisation du dispositif 120 kV pour la réduction du bruit	86
3.2.3	Exemples de DP mesurées au sein des minicâbles	90
3.3	Résumé :	91
4	Méthodes de classification par apprentissage artificiel	93
4.1	Prétraitement des données : extraction de variables numériques par transformée en ondelettes	93
4.1.1	La transformée en ondelettes	93
4.1.2	Définition mathématique	95
4.1.3	La transformée en ondelettes discrète	96
4.1.4	Choix de l'ondelette mère	98
4.1.5	Choix du niveau de décomposition	99
4.2	Reconnaissance par apprentissage artificiel	100
4.2.1	Apprentissage supervisé	101
4.2.1.1	Validation croisée	102
4.2.1.2	Classement des variables par Gram-schmidt	103
4.2.1.3	Machines à Vecteurs Supports (SVM)	104

4.2.1.4	Méthode des k plus proches voisins	109
4.2.2	Apprentissage semi-supervisé	110
4.2.2.1	SVM Transductifs	110
4.2.3	Apprentissage non supervisé	111
4.2.3.1	Algorithme des K -moyennes	111
4.2.3.2	Méthodes d'évaluation de la qualité du clustering	112
4.3	Résumé	114
5	Discrimination des signaux parasites des signaux de décharges partielles	115
5.1	Introduction	115
5.2	Présentation des environnements	116
5.2.1	Environnement D1	116
5.2.1.1	Conditions de mesure et méthode d'acquisition des signaux .	116
5.2.1.2	Nature des signaux disponibles	116
5.2.2	Environnement D2	118
5.2.2.1	Conditions de mesure et méthode d'acquisition des signaux .	118
5.2.2.2	Nature des signaux disponibles	119
5.2.3	Environnement D3	121
5.2.3.1	Conditions de mesure et méthode d'acquisition des signaux .	121
5.2.3.2	Nature des signaux disponibles	122
5.2.4	Environnements N1 et N2	123
5.2.4.1	Conditions de mesure et méthode d'acquisition des signaux .	123
5.2.4.2	Nature des signaux disponibles	124
5.2.5	Résumé	125
5.3	Reconnaissance des signaux dans chaque environnement	125
5.3.1	Extraction de variables numériques	125
5.3.2	Discrimination des signaux de bruit des signaux de DP par classification non supervisée	127
5.3.2.1	Application à l'environnement D1	127
5.3.2.2	Résultats	128
5.3.2.3	Discussion	132
5.3.3	Discrimination des signaux de bruit des signaux de DP par classification semi-supervisée	132
5.3.3.1	Partitionnement des données de l'environnement D1 pour la méthode semi-supervisée	132
5.3.3.2	Résultats de classification	133
5.3.3.3	Discussion	136
5.3.4	Discrimination des signaux de bruit des signaux de DP par classification supervisée	138
5.3.4.1	Techniques d'échantillonnage	139
5.3.4.2	Application aux environnements D2, D3, N1 et N2	140
5.3.4.3	Procédure de conception des classifieurs et résultats	140
5.3.5	Discussion	144
5.4	Généralisation d'un classifieur à d'autres environnements de mesure	144
5.4.1	Introduction	144
5.4.2	Test du classifieur conçu avec les données de l'environnement D1 sur les environnements D2, D3, N1 et N2	145
5.4.3	Adaptation de domaine	146
5.4.4	Test du classifieur avec adaptation de domaine	149
5.5	Résumé	150
6	Reconnaissance de l'état de dégradation	151
6.1	Introduction	151
6.2	Environnement C1	152
6.2.1	Construction de la base de données et protocole d'acquisition des signaux	152

6.2.2	Reconnaissance de l'état de dégradation	155
6.2.2.1	Prétraitement des données	155
6.2.2.2	Classification supervisée des signaux	157
6.3	Environnement N2	160
6.3.1	Construction de la base de données et protocole d'acquisition des signaux	160
6.3.2	Reconnaissance de l'état de dégradation	162
6.3.2.1	Prétraitement des données	162
6.3.2.2	Classification supervisée des signaux	162
6.4	Résumé	163
6.5	Généralisation d'un classifieur à d'autres environnements de mesure	164
6.5.1	Introduction	164
6.5.2	Tests croisés des classifieurs	165
6.5.3	Ajustement des données de test	167
6.5.4	Test des classifieurs et résultats	169
6.6	Résumé	170
	Conclusion	173
	Bibliographie	179
	Annexe A	189

Table des figures

1.1	Imperfections au sein d'un câble monophasé, d'après [1].	23
1.2	Différents types de décharges partielles.	25
1.3	Processus de dégradation provoqué par les DP, d'après [14].	26
1.4	Circuit de détection des décharges partielles.	29
1.5	Champ induit E_{ind} par la répartition des charges au sein d'une cavité d'un isolant solide après l'avalanche électronique inhérente à la DP. E_{app} : champ appliqué au niveau de la cavité. E_{ind} : champ induit par la répartition des charges. V : tension appliquée aux bornes de l'isolant.	31
1.6	Evolution de la tension critique V_{crit} en fonction de la pression dans le gaz P et de la hauteur de la cavité d : loi de Paschen, d'après [3].	33
1.7	Les différents processus d'annihilation des charges au sein d'une cavité après le phénomène d'avalanche électronique.	34
1.8	Représentation schématique d'une cavité encapsulée dans un matériau diélectrique solide (a) et circuit équivalent (b) [28].	34
1.9	Répartition des courants transitoires mis en jeu lors d'une DP.	35
1.10	Circuit équivalent pour des tensions continues [28]	37
1.11	Evolution des champs électriques E_{app} et E_{tot} lors du phénomène de DP sous tension alternative pour un matériau « sain ».	37
1.12	Evolution des champs électriques E_{app} et E_{tot} lors du phénomène de DP sous tension alternative pour un matériau « âgé ».	39
1.13	Evolution de la tension aux bornes d'une cavité lors du phénomène de DP sous tension continue d'après [28] . La courbe bleue correspond à la tension appliquée et la courbe rouge est la tension aux bornes de la cavité.	40
1.14	Diagrammes $\varphi - q - N$ de plusieurs cavités d'après [5], [35].	43
1.15	Paramètres utilisés dans l'analyse des DP sous tension alternative (AC) et sous tension continue (DC).	43
1.16	Amplitude q des signaux de DP (en pC) en fonction du temps, pour 4 types de décharges collectées sous DC, tirée de [34].	44
1.17	Distribution de l'amplitude des pulses de DP (en pC) pour 4 types de décharges collectées sous DC, tirée de [34].	45
1.18	Amplitude moyenne (en pC) des pulses de DP et fréquence de DP (min^{-1}) en fonction de la tension appliquée au matériau (kV) d'après [34].	45
1.19	Distributions $H_{qmax}(\Delta t)$, $H_n(\Delta t)$ et $H_{qn}(\Delta t)$ pour 4 types de décharges collectées sous DC, tirée de [34].	46
1.20	Différentes étapes du processus de classification pour la reconnaissance de défauts d'isolation sous DC et sous AC, d'après [4].	46
1.21	Distribution de la largeur des pulses de courant de DP (à gauche) et signaux de DP (à droite) à différents stades de vieillissements : après 20 minutes de vieillissement (a, matériau « jeune »), après 20 heures de vieillissement (b, matériau « modérément âgé ») et après 52 heures de vieillissement (c, matériau « âgé »), d'après [41].	47
2.1	Champs électriques et charges surfaciques aux bornes de l'isolant et de la cavité avant le phénomène de décharge partielle.	49
2.2	Champs électriques et répartition des charges surfaciques aux bornes de l'isolant et de la cavité engendrés par le phénomène de décharge partielle.	50
2.3	Mécanisme de « streamer » (A : anode, C : cathode) [42].	53
2.4	Mécanisme de « streamer », suite (A : anode, C : cathode) [42].	53

2.5	Dépassement du champ critique ($1, t = t_0$), électron germe ($2, t = t_{lag}$), début de l'avalanche électronique (3). E_{tot} : champ total au niveau de la cavité. i : courant sur l'anode et la cathode.	56
2.6	Maximum de charges créées à la fin de l'avalanche électronique (4), flux d'électrons arrivant à l'anode (5) et d'ions positifs à la cathode (6), répartition des charges après avalanche électronique ($t = t_{end}, 7$). E_{tot} : champ total au niveau de la cavité. i : courant sur l'anode et la cathode.	56
2.7	Recombinaison des charges ($t = T$).	57
2.8	Amplitude ΔV d'un signal de DP, temps caractéristique de décharge τ_{up} et temps caractéristique de recombinaison de charges τ_{down}	59
2.9	Dispositif expérimental réalisé pour la mesure de DP sur plaques (a), cuve vue de l'intérieur (b).	60
2.10	Principe de détection des décharges partielles sur plaques de PE.	60
2.11	Circuit équivalent en représentation Norton et Thévenin.	61
2.12	Signaux de DP mesurés au sein d'un échantillon de PE de 1 mm « sain » (a) et au sein d'un échantillon de PE de 1 mm ayant subi 5 heures d'application de la tension à 30 kV (b).	62
2.13	Evolution du temps de « recharge » de la cavité τ_{down} en fonction du rapport hauteur de la cavité sur épaisseur de l'isolant pour une cavité remplie d'air.	64
2.14	Evolution du temps de « recharge » de la cavité τ_{down} en fonction du rapport hauteur de la cavité sur épaisseur de l'isolant pour une cavité remplie d'huile.	64
2.15	Signal de DP au sein d'un échantillon de PE sans cavité artificielle (a), au sein d'un échantillon de PE contenant une cavité artificielle ($\frac{l}{L} = 0.33$), remplie d'air (b) et remplie d'huile (c).	65
3.1	Structure d'un câble coaxial.	67
3.2	Répartition du champ électrique E (kV/mm) au sein d'un câble coaxial standard dont le diamètre externe de l'isolant est de 3.14 mm, pour une tension appliquée de 15 kV.	68
3.3	Premier dispositif de mesure de DP réalisé sur câble « basse tension », circuit en série.	68
3.4	Circuit équivalent en représentation Norton et Thévenin pour les basses fréquences.	69
3.5	Deuxième dispositif de mesure de DP sur câble « basse tension » circuit en parallèle.	70
3.6	Circuit équivalent en représentation Norton.	70
3.7	Circuit équivalent en représentation Norton pour les basses fréquences.	71
3.8	Réponse du filtre passe-haut représenté Figure 3.7.	72
3.9	Dispositif réalisé pour la mesure de DP sur câble « basse tension ». Intérieur de la boîte blindée.	72
3.10	Montage réalisé pour l'arrivée de la haute tension et connexions résistance haute tension et câble sous test (a), câble sous test et capacité de découplage, capacité de découplage et câble signal (b).	73
3.11	Représentation schématique du circuit de protection (a), circuit de protection réalisé (b).	74
3.12	Signal de DP au sein d'un câble coaxial, propagation et atténuation. DP qui se produit à une distance de 70 m par rapport à l'extrémité A du câble coaxial standard (côté haute tension).	75
3.13	Simulation ADS.	77
3.14	Résultats de simulation ADS n°1.	78
3.15	Structure d'un câble haute tension.	78
3.16	Méthode expérimentale pour la détermination de la vitesse de propagation des pulses de DP dans les minicâbles.	79
3.17	Propagation d'un pulse au sein du minicâble N2.	80

3.18 Répartition du champ électrique E (kV/mm) au sein d'un minicâble dont le diamètre externe de l'isolant est de 5.8 mm, pour une tension appliquée de 60 kV.	80
3.19 Premier dispositif réalisé pour la mesure de DP sur minicâbles. Vue de l'intérieur.	81
3.20 Signaux de décharges détectés au niveau des extrémités du câble N2.	82
3.21 Extrémité d'un minicâble haute tension.	83
3.22 Dispositif 120 kV réalisé pour la mesure de DP sur minicâbles. Les Figures (a) et (b) représentent une vue intérieure de la cuve (a), et une vue d'ensemble du dispositif (b).	85
3.23 Signaux de décharges détectés au niveau des terminaisons des minicâbles N1 (a) et N2 (b).	86
3.24 Dispositif 120 kV réalisé pour la mesure de DP sur minicâbles, avec boîte blindée.	87
3.25 Résistance basse tension (500 M Ω), en série avec la résistance haute tension (10 G Ω). Montage blindé.	88
3.26 Dispositif 120 kV réalisé pour la mesure de DP sur minicâbles, avec boîte blindée et résistance de 500 M Ω	88
3.27 Signaux de bruit détectés, après ajout de la résistance de 500 M Ω blindée. Signaux de bruit 50 Hz (A), 25 kHz (B), et bruit haute fréquence (C).	89
3.28 Exemples de signaux de bruit 25 kHz détectés, avec boîte blindée, avant ajout de la résistance de 500 M Ω et après ajout de la résistance de 500 M Ω	89
3.29 Propagation, atténuation d'un signal de DP qui se produit à 16 m de l'extrémité lointaine (située du côté haute tension) du câble N2.	90
4.1 Transformée de Fourier à court terme et transformée en ondelettes.	94
4.2 Représentation d'une onde sinusoïdale (a) et d'une ondelette de Daubechies (b).	94
4.3 Décomposition multi-résolution.	95
4.4 Filtres passe-bas G et passe-haut H et coefficients d'approximation et de détail générés.	96
4.5 Schéma de décomposition à 3 niveaux et bandes de fréquences analysées, avec $f_n = \frac{f_s}{2}$, f_s étant la fréquence d'échantillonnage du signal.	97
4.6 Signal de DP (a), signal de bruit (b). À gauche : type de signal. À droite : transformée en ondelettes.	97
4.7 Allures caractéristiques de DP : DOP (à gauche), DEP (à droite), tirées de [71].	98
4.8 Représentation de l'asymétrie (a) et de l'acuité (b) d'une distribution par rapport à une distribution normale.	100
4.9 Schéma du principe de la validation croisée pour $L = 5$ plis.	102
4.10 Processus d'orthogonalisation de Gram-Schmidt.	103
4.11 Séparation linéaire entre les classes 1 et 2.	104
4.12 Données non séparables.	106
4.13 Transformation non linéaire ϕ de l'espace des entrées vers l'espace des variables ou des caractéristiques.	108
4.14 Principe de la méthode des k plus proches voisins pour $k = 3$	109
4.15 Principe de détermination de l'hyperplan séparateur optimal pour la méthode des SVM Transductives.	111
4.16 Procédure itérative de formation de $k = 2$ clusters. 1 : initiation de deux centroïdes pour les classes rouge et bleu. 2 : affectation des exemples à la classe dont le centroïde est le plus proche. 3 : calcul des nouveaux centroïdes des groupes résultants de 2. 4 : deuxième affectation. 5 : calcul des nouveaux centroïdes des groupes résultants de 4.	112
4.17 Méthodologie implémentée pour la sélection de variables en apprentissage non supervisé.	112
4.18 Méthodologie implémentée pour la sélection de variables en apprentissage non supervisé et choix du nombre optimal de clusters.	114

5.1	Dispositif utilisé pour la mesure de décharges de surface au sein d'une cellule d'essai remplie de SF_6 , sous tension continue. Environnement D1.	116
5.2	Exemples de signaux de DP caractérisés par un fort rapport signal sur bruit (a, b) et signal de bruit (c), collectés dans l'environnement D1.	117
5.3	Exemples de signaux de DP caractérisés par la présence d'interférences électromagnétiques (a) et un faible rapport signal sur bruit (b), collectés dans l'environnement D1.	118
5.4	Schéma du principe de détection pour la mesure de DP sur joints de câble haute tension, sous tension d'impulsion dans l'environnement D2.	119
5.5	Impulsions 1 (a) et 2 (b) utilisées pour la détection de DP sur joints de câble haute tension dans l'environnement D2.	119
5.6	Signaux de bruit collectés au sein de l'environnement D2 lorsque l'impulsion 1 est appliquée.	120
5.7	Signaux de DP collectés au sein de l'environnement D2 lorsque l'impulsion 1 est appliquée.	120
5.8	Signaux de DP collectés au sein de l'environnement D2 lorsque l'impulsion 2 est appliquée.	121
5.9	Signaux de bruit collectés au sein de l'environnement D2 lorsque l'impulsion 2 est appliquée	121
5.10	Dispositif conçu pour la mesure de décharges partielles au sein d'un GIS de taille réelle, isolé au SF_6 , sous tension continue au sein de l'environnement D3. 122	122
5.11	Signaux de DP collectés au sein de l'environnement D3.	122
5.12	Signaux de bruit collectés au sein de l'environnement D3.	123
5.13	Dispositif expérimental utilisé pour l'acquisition des bases de données N1 et N2. 123	123
5.14	Exemples de signaux de DP (a) et de bruit (b) collectés dans l'environnement N1.	124
5.15	Exemples de signaux de DP (a) et de bruit (b) collectés dans l'environnement N2.	125
5.16	Représentation des ondelettes de Daubechies « db2 » (a) et « db10 » (b).	126
5.17	Coefficient de Silhouette moyen pour différentes valeurs de k	128
5.18	Valeurs moyennes des coefficients de Silhouette pour tous les points de l'ensemble de données D1 en fonction du nombre de clusters k , pour chaque sous-ensemble de variables sélectionné.	129
5.19	Clusters obtenus en utilisant les variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}7$) en entrée de l'algorithme des k -moyennes.	129
5.20	Clusters obtenus en utilisant la combinaison de variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}8, n^{\circ}19$) en entrée de l'algorithme des k -moyennes.	130
5.21	Clusters obtenus en utilisant le couple de variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}20$) en entrée de l'algorithme des k -moyennes.	131
5.22	Allure du graphique de Silhouette pour le couple de variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}7$) en entrée de l'algorithme des k -moyennes.	131
5.23	Allure du graphique de Silhouette pour le couple de variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}20$) en entrée de l'algorithme des k -moyennes.	131
5.24	Partitionnement des données pour la méthode semi-supervisée dans l'environnement D1. APP= ensemble d'apprentissage. VAL=ensemble de validation.	133
5.25	Clusters obtenus en utilisant le couple de variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}20$) en entrée de l'algorithme des k -moyennes (a). Zoom sur la zone encadrée de gauche (b).	134
5.26	Comparaison de la forme des distributions des coefficients cD1 pour un signal de DP (a) et pour un signal de bruit (b).	135
5.27	Coefficients de décomposition à cinq niveaux pour un signal de DP (a) et un signal de bruit (b) collectés dans l'environnement D1.	136

5.28	La Figure (a) présente les résultats de classification obtenus sur l'ensemble de test en utilisant les variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}7$) en entrée de l'algorithme des TSVM linéaires. Les valeurs des variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}7$) des signaux présentant des interférences électromagnétiques (IEM) et un faible rapport signal sur bruit y sont représentées. La Figure (b) représente des signaux de DP avec interférences électromagnétiques (gauche) et un faible rapport signal sur bruit (droite). . .	137
5.29	Principe de la technique SMOTE. Les carrés bleus correspondent aux exemples de la classe majoritaire. Les ronds oranges à ceux de la classe minoritaire et les ronds rouges sont les échantillons artificiels créés. $k=5$ plus proches voisins sont sélectionnés et 5 exemples artificiels sont créés.	139
5.30	Partitionnement des données pour la méthode semi-supervisée au sein de l'environnement D1.	144
5.31	Représentation des exemples dans l'espace de la variable $n^{\circ}4$, dans les environnements d'apprentissage D1 et de test N1.	146
5.32	Représentation des exemples dans l'espace des deux variables $n^{\circ}4$ (V4) et $n^{\circ}20$ (V20) dans les environnements d'apprentissage D1 et de test D2 (a) et N1 (b).	148
5.33	Représentation des exemples dans l'espace des deux variables $n^{\circ}4$ et $n^{\circ}20$, dans les environnements d'apprentissage D1 et de test D2 (a) et N1 (b), après transformation des données des domaines cibles D2 et N1.	149
6.1	Schéma du dispositif de mesure pour la détection de DP sur câble « basse tension » [85].	153
6.2	Propagation et atténuation d'un signal de DP qui se produit à 70 m de l'extrémité lointaine du câble (côté haute tension) dans l'environnement C1. . .	153
6.3	Propagation et atténuation d'un signal de DP qui se produit au niveau des extrémités du câble « basse tension », de longueur $L=100$ m dans l'environnement C1.	154
6.4	Cycles de vieillissement appliqués au câble C1.	155
6.5	Illustration des variables physiques extraites des signaux de DP.	155
6.6	Schéma de décomposition à 5 niveaux [85].	156
6.7	Schéma du dispositif de mesure pour la détection de DP sur minicâble haute tension.	160
6.8	Propagation et atténuation d'un signal de DP qui se produit à 16 m de l'extrémité lointaine du câble (côté haute tension) dans l'environnement N2. . . .	161
6.9	Cycles de vieillissement appliqués au câble N2.	161
6.10	Représentation des exemples dans l'espace des deux variables $n^{\circ}2$ (V2) et $n^{\circ}10$ (V10), dans les environnements C1 et N2.	168
6.11	Représentation des exemples dans l'espace des deux variables $n^{\circ}2$ et $n^{\circ}10$, dans les environnements C1 et N2 après transformation des données appliquée aux exemples de l'environnement C1.	169

Liste des tableaux

1.1	Caractéristiques des phénomènes de rupture, dégradation et vieillissement, adapté de [10].	26
2.1	Tensions et champs d'apparition moyens des DP pour différentes épaisseurs de PE.	62
2.2	Influence du vieillissement électrique sur les grandeurs τ_{down} , τ_{up} , champ d'apparition et amplitude des DP.	63
3.1	Valeur de l'amplitude des signaux de bruit détectés (amplitude de l'ondulation) pour différentes configurations du dispositif de mesure.	89
4.1	Bandes de fréquence analysées pour une décomposition à 5 niveaux.	99
5.1	Composition des différentes bases de données pour chaque environnement et caractéristiques.	125
5.2	Nomenclature des 20 variables numériques extraites dans chaque environnement.	127
5.3	Sous-ensembles de variables qui permettent d'obtenir la meilleure qualité de clustering et les indices de Dunn correspondants.	128
5.4	Variables qui diminuent la valeur de l'indice de Dunn lorsqu'elles sont combinées à la variable n ^o 4.	130
5.5	Scores de validation et de test pour la méthode des TSVM linéaires.	134
5.6	Matrice de confusion.	138
5.7	Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement D2. val=score de validation, $p(DP)$ =précision sur la classe « DP », $p(bruit)$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sous-échantillonnage.	141
5.8	Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement D2. val=score de validation, $p(DP)$ =précision sur la classe « DP », $p(bruit)$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sur-échantillonnage (SMOTE).	141
5.9	Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement N1. val=score de validation, $p(DP)$ =précision sur la classe « DP », $p(bruit)$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sous échantillonnage.	142
5.10	Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement N2. val=score de validation, $p(DP)$ =précision sur la classe « DP », $p(bruit)$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sous échantillonnage.	142
5.11	Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement N2. val=score de validation, $p(DP)$ =précision sur la classe « DP », $p(bruit)$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sous échantillonnage.	143
5.12	Les différentes bases de test auxquelles le classifieur conçu à partir des données de l'environnement D1 est soumis.	145
5.13	Résultats de test sur chaque environnement pour le classifieur défini dans l'environnement D1 (TSVM, C=10, variable n ^o 4).	145
5.14	Scores de validation et précisions obtenus dans chaque environnement, pour les variables d'entrée (n ^o 4, n ^o 20), dans le cadre de la mise en oeuvre des SVM linéaires.	147
5.15	Résultats de test sur chaque environnement pour le classifieur défini dans l'environnement D1 (TSVM, C=10), en utilisant les variables d'entrée (n ^o 4, n ^o 20).	147

5.16	Scores de test et précisions sur chaque environnement pour le classifieur défini dans l'environnement D1 (TSVM, C=10, (n°4, n°20)), après transformation des données des environnements de test D2, D3, N1 et N2 par la méthode de correspondance des barycentres.	150
6.1	Variables physiques extraites des signaux de DP dans l'environnement C1.	156
6.2	Classement des dix variables physiques selon leur niveau de pertinence d'après la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt [85].	157
6.3	Caractéristiques et scores de validation obtenus avec le classifieur qui utilise des variables d'entrée physiques dans l'environnement C1 [85].	158
6.4	Classement des 10 variables numériques selon leur niveau de pertinence d'après la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt [85].	159
6.5	Caractéristiques et scores de validation obtenus avec le classifieur qui utilise des variables d'entrée numériques dans l'environnement C1 [85].	160
6.6	Classement des 10 variables numériques selon leur niveau de pertinence d'après la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt dans l'environnement N2.	162
6.7	Caractéristiques et scores de validation obtenus avec le classifieur qui utilise des variables d'entrée numériques dans l'environnement N2.	163
6.8	Description des environnements C1 et N2.	165
6.9	Composition des différentes bases de données pour chaque environnement.	165
6.10	Caractéristiques et scores de validation obtenus avec les classifieurs qui utilisent des variables d'entrée numériques dans les environnements C1 et N2 pour la méthode des SVM linéaires.	166
6.11	Scores de test et précisions obtenus environnement par environnement pour la méthode des SVM linéaires.	166
6.12	Caractéristiques, scores de validation et précisions obtenus avec les classifieurs qui utilisent le couple de variables d'entrée (std(cD1), std(cD5)) dans les environnements C1 et N2 pour la méthode des SVM linéaires.	167
6.13	Scores de test et précisions obtenus environnement par environnement pour les classifieurs définis dans le Tableau 6.12.	168
6.14	Score de test et précisions sur les données C1 transformées pour le classifieur N2 défini dans le Tableau 6.12.	169

Introduction

L'électricité est certainement la forme d'énergie la plus utilisée dans notre société. La maintenance des appareillages électriques haute tension est une activité clé pour le bon fonctionnement des réseaux de distribution et de transport de l'énergie électrique. Ces équipements incluent notamment des câbles souterrains, des lignes aériennes et des postes. Ces derniers sont constitués de générateurs, de transformateurs et d'organes de coupure tels que des disjoncteurs et des sectionneurs. Les câbles haute tension sont largement utilisés pour relier les centres de production d'énergie comme les centrales nucléaires ou thermiques, les champs photovoltaïques ou éoliens aux postes de transformation. L'énergie est acheminée par le réseau de distribution haute tension vers toutes les installations qui disposent de plus de deux postes électriques telles que les usines industrielles, les centres commerciaux ou les immeubles. Ces activités consomment de grandes quantités d'énergie électrique. Il est nécessaire de vérifier régulièrement le bon état de ces câbles afin de garantir leur pérennité. En effet, les coûts associés à une défaillance d'un câble peuvent être élevés, tant pour le consommateur que pour le gestionnaire du réseau de transport de l'énergie électrique. De même, un câble défectueux présente un danger de sécurité et peut être à l'origine du départ d'un incendie. Cela illustre l'importance de la surveillance des équipements électriques dont la fiabilité dépend, entre autres, de la qualité des structures isolantes qui y sont intégrées. C'est pourquoi il est primordial que l'état de l'isolation soit vérifié tout au long du cycle de vie d'un appareillage électrique.

Les matériaux solides isolants souvent présents dans les équipements électriques sont généralement constitués de polymères organiques tels que le polyéthylène, le PVC, le polypropylène ou encore le papier imprégné. Au cours des dernières décennies, les câbles isolés au polyéthylène extrudé (XLPE) ont été largement utilisés dans les réseaux de distribution et de transport d'énergie électrique sous tension alternative (AC). Le polyéthylène extrudé est préféré pour l'isolation des câbles électriques à haute tension en raison de ses excellentes propriétés thermo-mécaniques et de sa bonne tenue électrique. Malgré leurs très bonnes propriétés, les câbles isolés au XLPE subissent des « tests de routine » avant leur mise en service afin d'identifier les défauts de production qui pourraient engendrer une défaillance prématurée du câble. Les câbles qui présentent des défauts de fabrication critiques sont ainsi éliminés. De même, une mauvaise manipulation pendant le transport et l'installation du câble peut engendrer des dommages mécaniques internes. Des tests sont alors souvent appliqués avant la mise sous tension du câble afin de vérifier la qualité de l'installation. Ces tests sont exigés par les fabricants et permettent également d'évaluer la qualité des jonctions entre câbles, sites particulièrement propices aux défauts d'isolation.

Outre les défauts qui dérivent directement de la production, du transport et de l'installation du câble, l'isolant du câble vieillit au cours du temps. À partir du moment où un câble est mis en service, son système d'isolation subit un processus lent et irréversible de dégradation. Des défauts de tailles minimales, jugés non critiques ou non détectés lors des premières phases de test peuvent s'aggraver et se propager dans l'isolation pendant la durée de service du câble. Le facteur et le symptôme le plus fréquent de cette dégradation est l'activation de petites décharges, appelées décharges partielles (DP). Il s'agit de décharges électriques localisées au niveau d'un défaut d'isolation, qui ne court-circuitent qu'une partie de l'isolation. Toute imperfection de l'isolant peut être le siège de Décharges Partielles à condition que le champ électrique local excède une valeur seuil. Ces décharges peuvent conduire à l'accroissement de défauts déjà existants et mettre en péril le système d'isolation électrique. Ce processus de détérioration peut se développer jusqu'à la destruction complète de l'isolation du câble, ce qui conduit à sa mise hors service et son remplacement.

La mesure des DP est considérée comme une méthode efficace et non intrusive pour diagnostiquer l'état de dégradation de l'isolation d'un appareillage électrique car les caractéristiques de ces décharges constituent un indicateur de la présence de défauts et fournissent des informations sur l'état de dégradation du système d'isolation. Dans le but de réduire les coûts et de retarder les investissements, les exploitants de réseaux doivent prendre des décisions stratégiques en matière de maintenance afin de prévoir une planification appropriée des interventions. Il s'agit alors de remplacer un câble suffisamment tôt pour éviter une panne, mais pas trop tôt pour ne pas augmenter les coûts de maintenance inutilement. Un diagnos-

tic régulier de l'isolation doit donc être effectué afin de vérifier son intégrité. La mesure et l'analyse des DP doit alors être effectuée après la mise en service, mais également à différents instants du cycle de vie du câble afin de détecter les signaux qui renseignent sur son état de dégradation.

La mesure et l'analyse de DP fait partie intégrante des différents tests de contrôle des câbles isolés au XLPE qui fonctionnent sous tension alternative. Cependant, dans la perspective d'une transition vers les énergies renouvelables, les câbles qui fonctionnent sous haute tension continue (HVDC) sont en cours d'installation dans les réseaux électriques, ce qui nécessite l'adoption de méthodes de mesure et d'analyse de DP sous tension continue pour le diagnostic de leur isolation.

Pour des raisons climatiques, il arrive souvent que les consommateurs soient localisés loin des sites de production des énergies renouvelables tels que les champs de panneaux photovoltaïques ou les parcs éoliens. Afin de stimuler le développement de ce type d'énergies, il est donc nécessaire de pouvoir transporter efficacement l'énergie électrique propre sur de grandes distances. La technologie HVDC est particulièrement adaptée à cet objectif. En courant alternatif, l'énergie consommée est composée d'une partie « active » et d'une partie « réactive ». La circulation de la puissance réactive entraîne la surcharge des transformateurs et un échauffement des câbles par effet Joule ou par pertes diélectriques. Cette puissance dissipée est d'autant plus importante que la longueur du câble est grande. En effet, pour les liaisons souterraines et sous-marines, au-delà de 50 km, l'importance du courant capacitif dû au câble rend peu intéressant le transport de l'électricité sous courant alternatif. En courant continu, cette puissance réactive qui circule inutilement dans les lignes n'existe pas.

Cependant, comme les centrales électriques produisent de l'électricité sous tension alternative (AC), le courant doit être converti afin de pouvoir effectuer le transport de la puissance électrique sous tension continue (DC). Ceci est réalisable grâce à la présence de convertisseurs placés aux terminaisons des lignes de transmission DC. Même si l'utilisation du courant continu possède l'inconvénient d'imposer des installations de conversion AC/DC, le transport de l'électricité sous HVDC peut être plus avantageux économiquement que celui sous haute tension alternative (HVAC) au-delà de 50 km pour les lignes souterraines et sous-marines. Des projets de lignes HVDC se développent dans de nombreux pays. Le projet Atlantic Wind Connection aux USA par exemple, utilise la technologie HVDC pour la connexion des différents parcs éoliens offshore au réseau régional haute tension entre la Virginie et les régions de New Jersey et de New York City. De même, le gouvernement allemand a programmé le renforcement de son réseau électrique sur l'axe nord-sud sur 340 km avec la construction de 4 à 5 lignes qui utilisent la technologie HVDC car celle-ci est mieux adaptée au transport de l'énergie électrique sur de plus longues distances. La Chine accélère également l'adoption de la technologie HVDC afin de renforcer son réseau de transport entre les sites de production d'énergie renouvelable et les zones densément peuplées. Le projet Nan'ao, lancé en 2013, a pour but d'acheminer l'énergie éolienne de l'île Nan'ao jusqu'au réseau terrestre. Ce système est déployé sur 28.3 km et comprend des câbles HVDC souterrains et sous-marins isolés au XLPE. Ils fonctionnent sous ± 160 kV.

Dans ce contexte, les pouvoirs publics souhaitent exploiter des infrastructures électriques sous haute tension continue qui possèdent un niveau de fiabilité élevé. Ces installations étant relativement récentes, il existe une connaissance limitée sur la façon dont les câbles vieillissent électriquement sous HVDC et peu de méthodologies sont disponibles pour estimer l'état de dégradation de l'isolation de ces câbles à l'aide de mesures de DP sous tension continue.

Dans cette thèse, la mesure et l'analyse par apprentissage artificiel des décharges partielles sous haute tension continue sont mises en œuvre pour la reconnaissance de l'état de dégradation des isolants électriques. Actuellement, le lien entre d'une part, l'apparition et les caractéristiques des décharges partielles sous tension continue et d'autre part, la dégradation de la qualité de l'isolant est mal établi. Il n'existe pas de modèle de connaissance issu d'un formalisme de la physique qui permette d'évaluer l'état de fiabilité d'un isolant à partir des signaux de DP collectés. En l'absence d'un formalisme physique ou d'une expertise précise sur les mécanismes mis en jeu dans un processus, la mise en œuvre de méthodes d'analyse et de modélisation à partir de données peut s'avérer une alternative avantageuse. Ces méthodes

sont réunies dans une discipline que l'on appelle l'apprentissage artificiel.

Le premier chapitre de ce mémoire de thèse présente un état de l'art relatif aux techniques de mesure et d'analyse des signaux de DP pour le diagnostic des systèmes d'isolation électrique. La revue de la littérature a permis d'identifier les grandeurs caractéristiques des signaux de DP sous tension alternative et continue ainsi que leur évolution au cours du vieillissement.

Afin de définir les grandeurs pertinentes des signaux de DP pour la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolation sous tension continue, une étude théorique du phénomène de DP sous tension continue dans les isolants solides est présentée dans le deuxième chapitre. Les grandeurs caractéristiques des DP sous DC sont reliées aux propriétés du défaut et à l'état de dégradation du matériau. Afin de valider les hypothèses théoriques, cette étude est combinée à des mesures expérimentales de DP effectuées sous tension continue, sur des plaques de Polyéthylène. Ce dernier est un matériau largement utilisé pour l'isolation des câbles. Une fois les grandeurs définies, elles pourront être exploitées dans le cadre de la mise en œuvre de méthodes issues de l'apprentissage artificiel, pour la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolation, sous tension continue.

Le troisième chapitre présente les différents dispositifs de mesure conçus dans le cadre de cette thèse au sein du Laboratoire de Physique et d'Étude des Matériaux (LPEM), pour la détection de DP. Des câbles de structures variées isolés au polyéthylène, ont été soumis à de hautes tensions continues. Les bases de données constituées serviront au calcul de classifieurs afin de déterminer l'état de dégradation de l'isolation. Ces méthodes requièrent l'extraction de variables informatives des signaux de décharges partielles. Les techniques de traitement du signal pour l'extraction de variables ainsi que les méthodes de conception de classifieurs mis en œuvre pour la reconnaissance de l'état de dégradation des systèmes d'isolation électrique sont décrits dans le chapitre 4 de cette thèse.

La qualité d'un classifieur dépend notamment de la qualité des signaux de la base de données. Afin d'élaborer un diagnostic fiable de l'état de dégradation des câbles sous tension continue, les signaux collectés doivent contenir des informations pertinentes pour la reconnaissance de l'état de dégradation du matériau au sein duquel elles se produisent. C'est pourquoi les outils d'apprentissage artificiels décrits dans le chapitre 4 sont mis en œuvre afin de pallier l'un des défis majeurs de la mesure de DP sous tension continue : la discrimination des signaux parasites des signaux de DP. Les techniques de discrimination développées sont ensuite généralisées à différents systèmes d'isolation haute tension. Cette étude fait l'objet du chapitre 5 de cette thèse. Les résultats de classification obtenus sur les différents systèmes y sont présentés et discutés.

Une fois les bases de données exemptes de signaux parasites, des modèles de classification peuvent être conçus pour la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolation des appareillages électriques sous tension continue. Cette étude, décrite dans le chapitre 6, est effectuée sur deux types de câbles, pour lesquels les bases de données ont été collectées grâce aux dispositifs expérimentaux présentés dans le chapitre 3.

Le mémoire se termine par une conclusion dans laquelle les performances des méthodologies mises en œuvre pour le diagnostic des systèmes d'isolation électriques sous tension continue sont discutées, ainsi que leur implémentation potentielle à différents systèmes de surveillance des équipements électriques.

1 La mesure de décharges partielles comme technique de diagnostic des systèmes d'isolation électrique

Les différents types de défauts à l'origine des décharges partielles, ainsi que leur rôle dans le processus de dégradation des systèmes d'isolation électrique sont présentés dans la première partie de ce chapitre. Un état de l'art relatif aux méthodes de détection des DP pour le diagnostic des isolants y est introduit. Nous définirons ensuite les grandeurs caractéristiques des DP sous tension alternative et continue ainsi que leur évolution avec l'état de dégradation de l'isolant. Enfin les techniques d'analyse des DP les plus couramment employées dans la littérature seront résumées ainsi que leur application pour la classification des décharges partielles et la reconnaissance de l'état de dégradation des matériaux isolants.

1.1 Généralités sur les décharges partielles

1.1.1 Défauts des systèmes d'isolation électrique

La fiabilité des équipements électriques dépend, entre autres, de la qualité des structures isolantes qui y sont intégrées. Les matériaux isolants utilisés dans les systèmes d'isolation électrique ne sont jamais parfaitement homogènes. Au cours de leur élaboration, des gaz peuvent se trouver piégés au sein du matériau et former des cavités d'air de dimensions et formes variées (vacuoles). De même, lors de la mise en contact de l'isolant autour des pièces conductrices, des décollements peuvent apparaître entre le diélectrique et le conducteur. Ces défauts de production incluent notamment la présence de particules étrangères (contaminants) ou de protubérances dans l'isolant des câbles. Les contraintes thermiques et mécaniques qui interviennent pendant le transport et la phase d'installation du câble ou encore une application incorrecte de la tension sont également à l'origine de ces défauts. Enfin, l'isolation vieillit de manière inéluctable au cours de la durée de vie de service du câble et l'ensemble des contraintes électriques, thermiques, mécaniques et environnementales que le matériau subit engendre des modifications irréversibles de sa structure. La Figure 1.1 illustre les différents types de défauts pouvant se manifester au sein de l'isolant d'un câble monophasé, d'après [1] :

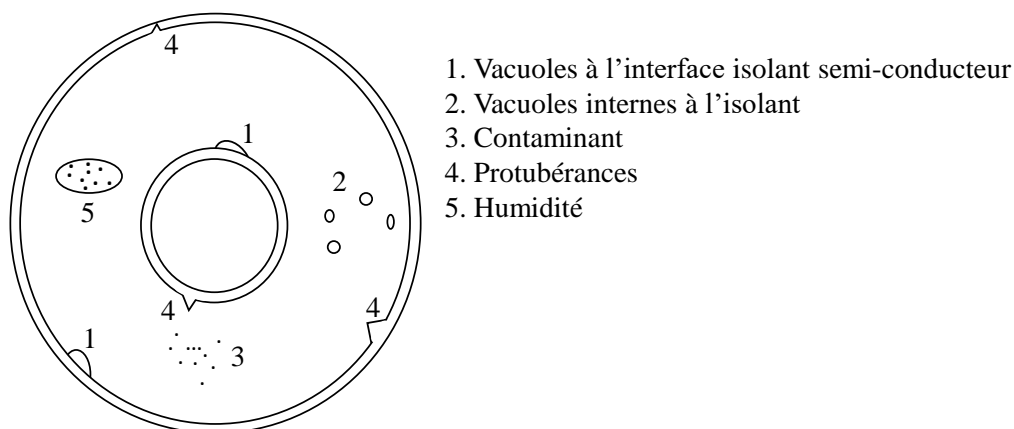


FIGURE 1.1 – Imperfections au sein d'un câble monophasé, d'après [1].

Dans le cas de contraintes électriques, c'est à dire lorsque le matériau est soumis à un champ électrique, les imperfections mentionnées précédemment constituent des sites particulièrement propices à l'apparition de décharges partielles. En effet, en raison de l'hétérogénéité du matériau et la présence de défauts, la répartition du champ électrique au sein de celui-ci n'est pas homogène. Par exemple, au niveau des cavités gazeuses internes à l'isolant (2, Figure 1.1), le champ électrique local peut atteindre une valeur dite « disruptive ». Dans ce cas, il apparaît à partir du seuil disruptif, un arc de décharge locale (un déplacement local et très rapide d'électrons et d'ions) qui s'oppose au champ appliqué. Cet arc de décharge peut se reproduire à chaque fois que le champ dépasse localement la valeur disruptive du gaz occlus. Ce phénomène est appelé « décharges partielles » car ces décharges ne court-circuitent pas l'ensemble de l'isolation.

1.1.2 Définition des décharges partielles

D'après la norme IEC 60270 [2], les décharges partielles (DP) sont définies comme des décharges électriques localisées qui ne court-circuitent que partiellement l'espacement entre électrodes, c'est-à-dire le volume de l'isolation sous l'effet d'une forte tension. Elles surviennent lorsque l'intensité du champ électrique dépasse localement une valeur maximale. En général, dans un diélectrique solide, la propagation de la décharge est bloquée par l'isolant dont le champ disruptif est plus élevé [3].

1.1.3 Classification des décharges partielles

Afin de pouvoir identifier la nature des défauts d'isolation présents dans les systèmes d'isolation électrique, il est nécessaire de prendre connaissance des différents types de décharges partielles qui peuvent survenir, ainsi que les mécanismes qui les caractérisent. En effet, le terme « décharge partielle » englobe un large groupe de phénomènes de décharges qui peuvent être classées en fonction de leur localisation [4], [5], [6], [7] :

- Les décharges « internes » prennent naissance au sein de cavités gazeuses (1, 2, Figure 1.1), d'inclusions (4, Figure 1.1), de contaminants (3, Figure 1.1) ou de bulles d'air dans le cas de diélectriques liquides. Les cavités gazeuses peuvent se situer dans le volume de l'isolant (1, Figure 1.2) ou bien à l'interface conducteur-isolant (2, Figure 1.2).
- Les décharges « de surface » (3, Figure 1.2) apparaissent à l'interface de différents matériaux isolants, en présence d'un important champ tangentiel le long de l'interface entre ces matériaux. Les décharges de surface sont distinguables des décharges internes car leurs amplitudes augmentent avec le niveau de tension appliquée. Elles peuvent également apparaître en présence d'un polluant sur la surface du diélectrique.
- Les décharges « couronnes » (4, Figure 1.2) ou « corona » se manifestent dans les diélectriques gazeux en présence de champs inhomogènes. Elles se produisent au niveau des zones de renforcement de champ électrique (par effet de pointe, asymétrie des électrodes). Les décharges couronnes ont régulièrement lieu aux niveaux des terminaisons des câbles, qui présentent de nombreuses inhomogénéités de structure et défauts d'assemblage, sièges de renforcement local du champ électrique. C'est pourquoi ces zones sont en général équipées de tors métalliques qui permettent d'homogénéiser les lignes de champs. En raison de leur activité très fréquente au niveau des terminaisons et joints de câbles, ces décharges peuvent masquer la détection d'autres types de décharges partielles, comme les décharges internes à l'isolation qui sont en général moins fréquentes. Il est important d'identifier les différents types de décharges qui se produisent dans leur environnement afin de sélectionner uniquement les DP d'intérêts, représentatives de l'état de l'isolant.
- Les arborescences : ces décharges se propagent à partir d'un défaut dans les diélectriques solides suivant une structure arborescente appelée arbre électrique.

La définition des décharges partielles introduite précédemment reste valable pour tous ces types de décharges car elles prennent naissance au niveau de zones restreintes de l'isolation, subissant de fortes concentrations de champ électrique dues aux différents défauts locaux

(cavités gazeuses, impuretés, inclusions).

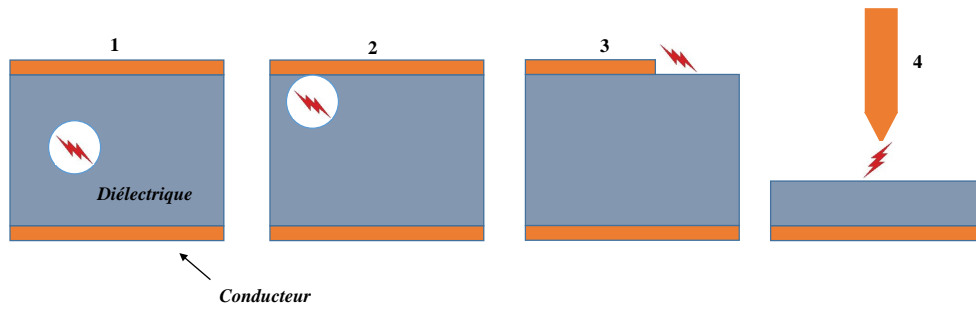


FIGURE 1.2 – Différents types de décharges partielles.

Les décharges partielles dans les équipements électriques de puissance sont souvent considérées à la fois comme des facteurs et des symptômes de dégradation des systèmes d'isolation. Ainsi, la survenue des DP dans les isolants est un indicateur potentiel de leur état de vieillissement. Leur détection est importante puisque cela permet d'élaborer des programmes de maintenance prédictive pour les appareils et les installations électriques.

1.1.4 Du vieillissement électrique à la rupture diélectrique : rôle des décharges partielles dans la dégradation des matériaux isolants

En présence de défauts au sein de l'isolant, des DP peuvent apparaître, conduire à une altération des parois des cavités et contribuer à leur croissance. Ce processus fait partie de la dégradation du matériau diélectrique. Le phénomène de décharges partielles peut entraîner la rupture diélectrique (ou « claquage ») de l'isolation qui correspond à la destruction complète du matériel d'isolation électrique. Cependant, qu'en est-il des mécanismes mis en jeu dans le vieillissement électrique des polymères ne présentant initialement aucun défaut d'isolation ?

Le vieillissement électrique est un processus continu, qui se produit tout au long de la vie du câble. Les processus mis en jeu dans le vieillissement électrique sont plus difficiles à observer et à diagnostiquer contrairement à la dégradation ou encore à la rupture diélectrique. En effet, le vieillissement possède de nombreux facteurs hypothétiques, encore mal connus. Les mécanismes de vieillissement ainsi que leur impact sur la performance des isolants restent à identifier. Selon [8], il existe une corrélation entre la présence de charges d'espace et la formation de nano-cavités dans les isolants, symptômes du vieillissement électrique. Le phénomène de charges d'espace, au delà d'un certain seuil critique, pourrait engendrer une déformation électromécanique du matériau, ce qui conduirait à la croissance et/ou à l'apparition de nano-cavités (vacuoles) ainsi qu'à une augmentation de la conductivité du matériau. De même, les phénomènes tels que les impacts des charges d'espace ou encore les recombinaisons de charges électriquement opposées pourraient mener à une reconfiguration de la structure moléculaire conduisant également à la formation et à la croissance des nano-cavités en micro-cavités. Ces micro-cavités peuvent s'élargir jusqu'à ce que leur taille soit suffisante pour entretenir le phénomène de DP. Ainsi, le vieillissement électrique (croissance et apparition de nano-cavités, augmentation de la conductivité par la présence de charges d'espace) peut conduire à la dégradation du diélectrique, elle-même caractérisée par les processus tels que les DP. Ces DP peuvent former un chemin préférentiel pour la propagation d'une arborescence électrique, susceptible de provoquer la rupture diélectrique finale de l'isolant (qu'elle soit d'origine thermique, électronique ou électromécanique), par percolation. La percolation désigne le processus selon lequel l'arborescence croît préférentiellement au niveau des zones où se trouvent des cavités en voie d'élargissement par DP [9]. De même, un matériau peut à la fois être propice à l'apparition de DP au sein de micro-cavités déjà présentes et également subir un vieillissement électrique qui se caractérise par l'apparition et/ou l'accroissement de nano-cavités. Ainsi, différents processus peuvent se produire conjointement au cours de la durée de vie d'un isolant.

Les caractéristiques de ces trois processus (vieillessement, dégradation, rupture) sont résumées dans le Tableau 1.1.

	Rupture	Dégradation	Vieillessement
Effet	Catastrophique : le matériau perd ses propriétés isolantes	Conduit à la rupture	Peut conduire à la dégradation
Vitesse	Très rapide $\ll 1s$	De quelques heures à plusieurs années, processus qui se renforce par lui même	Processus continu tout au long de la durée de vie de service
Détection	Observation directe, visible à l'oeil nu : trou dans l'isolation	Observable directement par des techniques microscopiques	Difficile à observer et parfois à prouver
Lieu	Filament électrique continu entre les électrodes	Apparaît au niveau des défauts d'isolation	Se produit sur l'ensemble de l'isolation
Taille	$> mm$, comparable à l'épaisseur de l'isolant	$> \mu m$, mais pouvant former des structures plus larges	$> nm$, échelle moléculaire
Exemples	Rupture électromécanique, thermique, électrique (claquage intrinsèque)	Arborescence électrique, arborescence d'eau, décharges partielles	Reconfigurations moléculaires, altération de la composition chimique locale, formation de nano-cavités

TABLE 1.1 – Caractéristiques des phénomènes de rupture, dégradation et vieillessement, adapté de [10].

La dégradation électrique s'opère sur une période de temps plus courte que la durée de vie du câble, allant de quelques heures à quelques années [11]. Les principales sources de dégradation électrique des polymères utilisés dans les appareillages haute tension sont les DP, les arborescences électriques et les arborescences d'eau (« water trees »). Si une DP ne conduit pas immédiatement à la mise hors service d'un équipement, elle provoque sa dégradation à l'échelle microscopique, pouvant mener à sa rupture finale après un certain niveau d'activité. Le mécanisme de dégradation provoqué par l'activité des décharges partielles est caractérisé par différentes étapes (Figure 1.3).

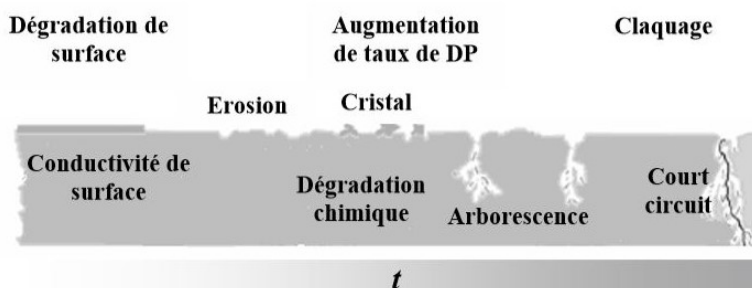


FIGURE 1.3 – Processus de dégradation provoqué par les DP, d'après [14].

D'abord, la dégradation peut s'opérer par voie thermique. La DP engendre une carbonisation de l'isolant. Ensuite, la conductivité de la surface de la cavité augmente à cause de l'action combinée de l'humidité et des produits de la dissociation de l'air provoquée par la DP (ozone et acide nitrique) [12], [13], [14]. L'érosion de la surface de la cavité est causée par

l'impact des charges intrinsèques à la DP sur ses parois. Une cavité se trouvant dans un état de dégradation avancé (c'est à dire ayant subi plusieurs centaines d'heures d'activité de DP antérieures) est caractérisée par la formation de cristaux solides sur sa surface. Des renforcements de champs électriques apparaissent au niveau des pointes formées par ces cristaux. Les DP s'intensifient au niveau de ces pointes et les cavités s'accroissent, ce qui conduit à la formation de la première branche de l'arborescence électrique. Cette arborescence peut mener à la rupture diélectrique de l'isolant.

La rupture diélectrique apparaît lorsque le matériau est soumis à un champ électrique intense, sans laisser au matériau le temps de subir un vieillissement électrique sous l'effet du stress appliqué. Il existe différents processus qui conduisent à la rupture diélectrique. Tout d'abord un champ électrique suffisamment élevé peut provoquer un phénomène d'avalanche électronique conduisant à la rupture diélectrique instantanée du matériau. On parle de claquage intrinsèque ou de rupture par décharges électriques. De même, de forts courants circulant au sein du matériau peuvent générer un échauffement par effet Joule et augmenter la conductivité électrique du matériau. Un emballement thermique peut alors engendrer la rupture du diélectrique. Il s'agit du claquage thermique. Enfin, sous l'effet d'un champ électrique élevé, une pression électrostatique est exercée par les conducteurs sur les isolants. Cela conduit à une diminution de l'épaisseur de l'isolant ou à la création de fissures sur ce dernier. Ce phénomène peut alors conduire à une rupture irréversible du matériau. On parle alors de claquage electro-mécanique.

Les modèles de vieillissement établis par les comités d'études CIGRE et IEEE [15], [16] ont pour but de décrire, d'un point de vue macroscopique, ou phénoménologique, la relation entre la durée de vie des matériaux isolants présents dans les câbles haute tension, fonctionnant sous tension continue, et le niveau de stress appliqué. Les paramètres de ces modèles sont déterminés expérimentalement en procédant à des tests de vieillissement accélérés en laboratoire qui consistent à appliquer des niveaux de tension supérieurs à ceux spécifiés pour le design du câble. La durée des tests de vieillissement accélérés est beaucoup plus courte que la durée de vie du câble en service, normalement conçu pour vivre 40 ans (durée de vie prévue pour les câbles HVDC isolés au XLPE [16]). Ensuite, les paramètres de ces modèles de vieillissement sont estimés à partir des courbes de la durée de vie en fonction du niveau de stress appliqué. Une des lois de vie les plus couramment utilisées est définie par : $L_1 = L_0(U_1/U_0)^{-n}$ où L_0 correspond à la durée de vie prévue du câble sous test, U_0 sa tension nominale d'utilisation, L_1 la durée du test de vieillissement accéléré et U_1 le niveau de tension à appliquer au cours du test. n est l'exposant de vie, qui varie en fonction des types de câbles. Par exemple, la norme CIGRE propose un modèle électrique de référence pour le design et le test des câbles HVDC caractérisé par une valeur de paramètre $n=10$ constante [15].

Ces modèles de vie sont principalement mis en pratique au cours des tests de préqualification et de pré-installation des câbles HVDC extrudés. Ils permettent d'estimer leur niveau de fiabilité et leur durée de vie en condition de service. Cependant, les paramètres de ces modèles ont été déterminés dans les conditions de tests de vieillissement accélérés effectués en laboratoire et risquent ainsi de ne plus être valides pour prédire la durée de vie des câbles en conditions de service. En effet, les mécanismes de vieillissement qui apparaissent et évoluent au cours de la durée de vie de service des câbles ne sont pas pris en compte dans ces modèles. De plus, les modèles de vie sont fondés sur l'hypothèse selon laquelle les stress appliqués sont contrôlés et ne varient pas au cours de la vie d'un câble (ce qui est le cas lors des tests de vieillissement accélérés), alors que les stress de service ne sont jamais constants [16]. Les modèles de vie physique (ou microscopique) proposés par les comités IEEE quant à eux, proposent une description microscopique de l'ensemble des mécanismes physiques et chimiques qui conduit à la dégradation de l'isolant des câbles. Cependant, ces modèles présentent une très grande complexité en raison de leurs nombreux paramètres, ce qui les rend difficilement applicables pour la prédiction de la durée de vie des câbles HVDC. Ces modèles sont généralement utilisés au stade R&D afin de comparer l'efficacité de différents composés pour l'amélioration de l'isolation des câbles.

Les modèles de durée de vie proposés par [15], [16] constituent des modèles de vie généraux qui ne sont pas spécifiques à un câble particulier, étant donné ses propres défauts et les

différentes contraintes qu'il a subies au cours de sa durée de vie de service. En effet, des processus de vieillissement apparaissent et évoluent au cours de la vie de service du câble et certains défauts minimes, n'ayant pas été jugés critiques lors des premières phases de test peuvent s'aggraver et se propager au sein de l'isolation. Les modèles de vie existants, ne semblent donc pas parfaits pour prédire la durée de vie des câbles HVDC en conditions de service car ils ne prennent pas en considération ces différents mécanismes. On comprend ainsi l'intérêt de se baser sur la mesure des signaux de DP effectuée de manière suivie ou à intervalles réguliers pendant le cycle de vie de service du câble, afin d'évaluer la présence de défauts critiques, qui risquent de réduire la durée de vie du câble et de conduire à sa destruction complète. Les techniques qui seront implémentées dans le cadre de cette thèse pour la reconnaissance de l'état de dégradation à partir des signaux de DP collectés, sont en effet propres à chaque câble, et tiennent compte de leurs défauts et des différentes contraintes subies au cours de leur vie de service.

1.2 Méthodes de détection et de mesure des décharges partielles

L'apparition des DP au sein d'une structure isolante est à l'origine des phénomènes physiques suivants [17] :

- l'émission d'ondes acoustiques dans la gamme ultrason.
- l'émission d'ondes électromagnétiques dans la gamme UHF (Ultra Haute Fréquence).
- l'apparition de réactions chimiques liées à la libération des produits de décomposition de l'air.
- l'émission lumineuse.
- la libération de charges électriques instantanée.

Plusieurs systèmes de détection ont été mis en oeuvre sur la base de ces phénomènes physiques.

1.2.1 Les méthodes de détection non-électriques

Les méthodes de détection non-électriques des décharges partielles incluent les mesures optiques, chimiques, acoustiques et sont basées sur l'observation des effets qui dérivent du phénomène de DP. Elles sont donc qualifiées de méthodes « indirectes » alors que les méthodes électriques sont considérées comme des méthodes de détection « directes » car elles mesurent l'image du courant de déplacement associé à la décharge. Les méthodes de détection indirectes sont essentiellement utilisées pour la localisation des DP et requièrent des coûts importants.

1.2.1.1 La détection acoustique

Les DP peuvent être détectées par mesure acoustique au sein d'une pièce présentant un faible bruit ambiant [18]. Cette méthode permet de localiser la source de DP avec précision et de mesurer l'énergie de la DP, proportionnelle au carré de l'intensité des signaux [19]. Cependant, la multiplicité des capteurs mis en jeu en font une technique coûteuse. De plus, cette technique possède une mauvaise sensibilité à la détection de décharges partielles internes.

1.2.1.2 La détection optoélectronique

La lumière émise par les DP est enregistrée par une caméra CCD (Charge Coupled Device) qui permet de localiser le phénomène de DP avec précision. Cependant, un photomultiplicateur est nécessaire afin de corrélérer l'intensité lumineuse avec l'amplitude de la DP [20], ce qui engendre des coûts non négligeables. Cette technique est principalement utilisée dans le cadre de la mesure de DP en surface ou en volume de diélectriques transparents.

1.2.1.3 La détection radio

Cette technique se base sur la mesure des ondes électromagnétiques générées par une décharge, captées par un récepteur à l'aide d'une antenne [18]. La signature électromagnétique

de la DP possède des composantes radio fréquences (RF), dont la gamme de fréquence s'étend de 100 kHz à plusieurs centaines de MHz [18]. Cependant, la localisation de la DP est uniquement possible grâce à l'utilisation d'antennes UHF directionnelles. Cette technique peut être utilisée lorsque les impulsions de décharges ont une durée inférieure à 1ns et génèrent une onde électromagnétique qui se propage dans le domaine UHF, entre 300 MHz et 1500 MHz. Cette méthode permet difficilement d'obtenir des informations quantitatives relatives à la DP, comme la charge, ou l'énergie de la DP [21]. De plus, elle est particulièrement sensible au bruit émis par d'autres sources électromagnétiques de même domaine spectral. L'avantage de l'utilisation d'antenne pour la détection des DP réside dans leur caractère non intrusif, adapté aux mesures de DP en ligne (« on-line »). Il est cependant difficile de quantifier l'activité des DP avec un tel dispositif.

1.2.1.4 La détection chimique

La mesure chimique se base sur l'analyse des produits de décomposition laissés par les DP antérieures. Ces composés peuvent faire l'objet d'une analyse chimique afin d'estimer la dégradation causée par les DP. La méthode chimique ne permet cependant pas d'identifier la nature de la DP.

1.2.2 La méthode de détection électrique

Une DP correspond avant tout à un déplacement de charges (électrons et ions) sur une distance donnée et pendant un temps très court, qui donne lieu à un courant à chaque événement. La méthode de détection électrique reste la méthode de détection la plus répandue pour la détection de DP car elle permet une analyse quantitative du phénomène de DP. Ces quantités associées aux DP peuvent ensuite être utilisées afin de fournir des informations sur les types de défauts d'isolation et l'état de dégradation des matériaux isolants dans lesquels elles se produisent. Cette technique repose sur la mesure de la charge apparente de la DP. Elle correspond à la charge qui, si elle était injectée instantanément aux bornes de l'objet sous test, changerait momentanément la valeur de la tension entre ses bornes de la même quantité que la décharge elle-même [2], [5], [22]. La détection électrique consiste à mesurer le courant généré par le déplacement de charge intrinsèque au phénomène de DP qui circule dans la branche de mesure.

En fonction de la possibilité de connecter l'échantillon test à la terre, il existe deux configurations électriques différentes pour réaliser le circuit de mesure des DP : par couplage direct (a, Figure 1.4), dans le cas où l'objet test est relié à la terre ou indirect (b, Figure 1.4) lorsque ce dernier n'est pas relié à la terre [23].

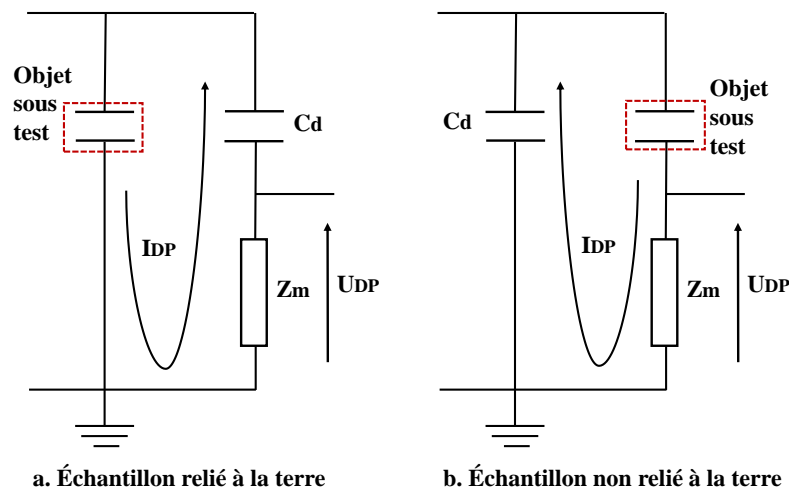


FIGURE 1.4 – Circuit de détection des décharges partielles.

Le principe de la mesure est le suivant : le condensateur de couplage haute tension (Cd, Figure 1.4) associée à l'impédance de mesure (Z_m Figure 1.4) constitue un capteur qui possède une impédance très faible à haute fréquence et laisse ainsi circuler librement les courants transitoires de DP. Dans le cas a (Figure 1.4) le condensateur Cd élimine la composante continue de l'alimentation haute tension pour protéger les équipements de mesure, alors que dans le cas b, le condensateur Cd fournit une voie préférentielle pour la circulation des courants de DP qui, en son absence, devraient passer par l'alimentation haute tension dont l'impédance n'est pas maîtrisée. L'impédance de mesure Z_m transforme le courant de décharge en une tension de sortie, mesurable par l'oscilloscope.

Cette méthode de mesure possède l'avantage d'être simple à mettre en oeuvre. Cependant, elle est très sensible aux perturbations électriques provenant de l'alimentation et de l'environnement de mesure. Ces mesures requièrent donc l'utilisation de cages blindées [17].

Les principes de détection conventionnels se basent sur la norme IEC 60270 [23] qui préconise des largeurs de bande de 100 kHz à 400 kHz pour ces capteurs capacitifs [24], [25]. Cette norme IEC comprend une procédure de calibration selon laquelle une quantité de charge connue est injectée dans le système et la charge apparente résultante est mesurée en sortie. Les méthodes de détection non conventionnelles [26], quant à elles, permettent d'adapter cette bande passante. Les capteurs utilisés ne sont pas calibrés selon la norme standard.

Les détecteurs conventionnels incluent des systèmes d'acquisition très larges bandes, pouvant atteindre 1 GHz, une grande capacité mémoire ainsi qu'une fréquence d'échantillonnage élevée. Ainsi, contrairement aux détecteurs conventionnels, les méthodes de détection non conventionnelles permettent de conserver la forme originale des pulses de DP qui peuvent contenir des informations importantes sur la nature de la DP ainsi que l'état de dégradation de l'isolant au sein duquel elles se produisent. De plus, la résolution temporelle des systèmes de détection conventionnels se situe autour de 10 μs alors que celle des systèmes de détection non conventionnels est de quelques nanosecondes [26], ce qui permet d'éviter la superposition des pulses de DP et d'enregistrer séparément un plus grand nombre d'évènements de DP.

Au cours de cette thèse, la mesure de DP sera effectuée par méthode électrique couplée à l'utilisation d'un système de détection non conventionnel. La forme originale des pulses de DP sera ainsi conservée afin d'en extraire les grandeurs caractéristiques. Ces caractéristiques permettront d'obtenir des informations plus précises sur les mécanismes mis en jeu au cours du processus de DP afin de les relier à l'état de dégradation de l'isolant.

1.3 Caractérisation des décharges partielles

1.3.1 Grandeurs caractéristiques des décharges partielles

1.3.1.1 Origine des décharges partielles

Considérons une cavité remplie d'air dans un isolant solide placé entre deux électrodes. Il existe deux facteurs qui contribuent à l'apparition des DP au sein de cette cavité :

1. La permittivité relative des isolants solides est plus élevée que celle des gaz, ce qui entraîne une amplification locale du champ électrique au niveau de la cavité. Les contraintes électriques sont ainsi accrues au niveau des cavités gazeuses.

Si on applique une tension aux électrodes, un champ électrique est créé dans la cavité. D'après la loi de continuité du champ de déplacement électrique :

$$D_{\text{isolant}} = D_{\text{cavité}} \quad \text{soit} \quad \varepsilon_{r,\text{air}} E_{\text{cavité}} = \varepsilon_{r,\text{isolant}} E_{\text{isolant}}$$

La permittivité relative de l'air vaut $\varepsilon_{r,\text{air}} = 1$ et celle de l'isolant vaut $\varepsilon_{r,\text{isolant}} = 2.3$ (pour le polyéthylène par exemple). Ainsi, le champ électrique au niveau de la cavité $E_{\text{cavité}}$ est amplifié par le ratio $\varepsilon_{r,\text{isolant}} > \varepsilon_{r,\text{air}}$ lorsque le câble est sous tension.

2. La rigidité diélectrique de l'air est plus faible que celle de l'isolant (s'il s'agit de polyéthylène par exemple). Rappelons que la rigidité diélectrique (ou champ disruptif) correspond au champ électrique au-delà duquel le milieu concerné perd ses propriétés isolantes.

Les imperfections résistent donc moins bien que l'isolant aux contraintes électriques, d'une part car le champ électrique dans les cavités est plus élevé et d'autre part, car la rigidité diélectrique des gaz est nettement plus basse que celle des isolants solides.

Par conséquent, les décharges partielles apparaissent inévitablement au sein de ces défauts d'isolation. Leur étude révèle ainsi la présence d'imperfections dans l'isolant du câble et en reflète donc la qualité.

1.3.1.2 Avalanche électronique

Les décharges partielles sont dues à un processus d'ionisation. Ce processus s'interprète physiquement par un phénomène d'avalanche électronique. Le processus d'avalanche électronique inhérent à la DP débute avec des électrons libres présents dans le volume de la cavité, qui sont accélérés par le champ électrique appliqué au niveau de la cavité E_{app} , qui résulte de la tension appliquée. L'origine de ces électrons libres sera détaillée dans la suite de ce chapitre. Ces électrons acquièrent une énergie cinétique et entrent en collision avec les molécules de gaz présentes dans la cavité. L'ensemble de ces électrons participe alors à la génération d'une avalanche électronique, par collisions successives. En effet, les électrons en mouvement dont l'énergie cinétique est supérieure à l'énergie d'ionisation sont capables d'ioniser par collision des molécules neutres et de libérer des électrons du cortège électronique qui à leur tour acquièrent par le champ électrique suffisamment d'énergie pour ioniser d'autres molécules. Ainsi, un canal conducteur se développe à travers la cavité en très peu de temps (de l'ordre de quelques dizaines de nanosecondes à la microseconde [5]). Les électrons créés par le développement de l'ionisation peuvent être piégés et retirés du processus d'ionisation. C'est le concept d'attachement. Une croissance nette de la population d'électrons et d'ions positifs est possible uniquement si le taux d'ionisation est supérieur au taux d'attachement. C'est pourquoi ceci ne peut être garanti que si le champ local au niveau de la cavité est suffisamment intense.

L'avalanche électronique entraîne la répartition de charges représentée sur la Figure 1.5. Cette décharge ne court-circuite pas les deux électrodes isolées par le reste du matériau.

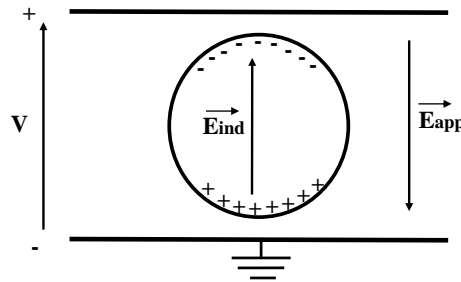


FIGURE 1.5 – Champ induit E_{ind} par la répartition des charges au sein d'une cavité d'un isolant solide après l'avalanche électronique inhérente à la DP. E_{app} : champ appliqué au niveau de la cavité. E_{ind} : champ induit par la répartition des charges. V : tension appliquée aux bornes de l'isolant.

A cette répartition de charge (Figure 1.5), on peut associer un champ électrique induit E_{ind} qui s'oppose au champ appliqué E_{app} . Ainsi, lorsqu'une décharge partielle apparaît, l'amplitude du champ électrique total au niveau de la cavité $E_{tot} = E_{app} + E_{ind}$ s'écroule d'une quantité $\Delta E_{tot} = E_{tot}(t_-) - E_{tot}(t_{end})$, jusqu'à une valeur de champ résiduel E_{res} (t_- correspond au moment d'apparition de la décharge et t_{end} au moment auquel la décharge se termine). L'amplitude d'une décharge partielle est proportionnelle à cette variation brutale de champ ΔE_{tot} . En terme de tension, la DP engendre la chute de la différence de potentiel ΔU_{tot} à travers la cavité d'une quantité $\Delta U_{tot} = \Delta U_{tot}(t_-) - \Delta U_{tot}(t_{end})$. On désignera le temps caractéristique de cette chute de tension par τ_{up} . A la suite du phénomène de relaxation, la décharge « s'éteint » car le champ électrique n'est plus suffisamment important

pour l'initiation d'une nouvelle DP. Ainsi, pour que l'avalanche électronique puisse avoir lieu, deux conditions doivent être vérifiées :

- Un électron germe doit être disponible pour déclencher l'avalanche.
- Le champ électrique local doit dépasser un certain seuil de champ critique E_{crit} afin que les électrons aient suffisamment d'énergie pour ioniser les molécules de gaz présentes dans la cavité.

Par la suite, le champ E_{tot} s'accroît à nouveau aux bornes de la cavité avec la tension appliquée, lors de la « disparition » des charges, jusqu'à atteindre à nouveau le champ critique E_{crit} . Il s'en suit une série de DP au sein de la cavité, ce qui peut contribuer à l'érosion de la cavité et à l'agrandissement du défaut.

1.3.1.3 Electrons germes

L'apparition d'une décharge partielle nécessite la présence d'un électron germe initial pour enclencher le phénomène d'avalanche électronique inhérent au processus d'ionisation. La disponibilité de ces électrons contrôle les caractéristiques statistiques de l'activité des décharges partielles telles que le temps nécessaire à l'apparition de la décharge partielle et la fréquence d'occurrence des décharges. La présence de ces électrons libres est représentée par une variable stochastique Δt_{lag} qui correspond au décalage temporel entre le moment auquel le champ électrique local atteint sa valeur de claquage théorique E_{crit} à t_0 et le moment auquel l'avalanche se déclenche réellement à t_- que l'on notera à présent t_{lag} . On note $\Delta t_{lag} = t_{lag} - t_0$. Plus la concentration d'électrons germes augmente, plus Δt_{lag} diminue. L'amplitude de la décharge ainsi que la fréquence d'apparition des décharges résultent directement de la valeur de Δt_{lag} .

Parmi les mécanismes de génération d'électrons germes, il existe [27] :

- Les phénomènes de surface qui incluent les émissions d'électrons par effet de champ au niveau de la surface de la cavité chargée négativement (la cathode), la libération d'électrons laissés par les DP antérieures sur la surface de la cavité par bombardement d'ions positifs ou par effet photoélectrique. L'intensité de cette émission augmente avec le champ électrique appliqué et dépend de la nature de l'isolant, de la rugosité de surface de la cavité, de la polarité de la surface et de la concentration de charges laissées sur les surfaces de la cavité par les décharges partielles antérieures. En effet, lorsqu'une première décharge apparaît, elle laisse derrière elle une accumulation de charges sur les surfaces de la cavité. Ces charges constituent alors des électrons disponibles pour les décharges partielles à venir. L'intensité de l'émission d'électrons germes est donc liée à l'état de dégradation du défaut.
- Les processus de génération d'électrons dans le volume de la cavité. À la suite de la toute première décharge qui se produit dans une cavité, le champ électrique local est trop faible pour initier l'émission d'un électron provenant de la surface de la cavité. Dans ce cas, l'électron germe proviendra plus probablement des rayonnements ionisants externes, par photo-ionisation du gaz ou encore par détachement d'électrons à partir d'ions négatifs.

1.3.1.4 Mécanisme de « feedback »

Afin que la rupture diélectrique du gaz se produise, il est nécessaire que des électrons secondaires soient émis pour engendrer des avalanches électroniques successives. Ainsi, un mécanisme de « feedback » est nécessaire pour libérer ces électrons secondaires. Ce processus de feedback est initié par l'impact des ions positifs de l'avalanche qui sont accélérés par le champ électrique vers la cathode (surface chargée négativement). L'impact de ces ions sur la cathode va engendrer l'apparition d'électrons secondaires qui pourront alors à nouveau créer une avalanche électronique. De la même manière, les photons énergétiques qui atteignent la cathode peuvent participer à la génération d'électrons par effet photo-électrique.

1.3.1.5 Champ critique

Pour que l'avalanche électronique décrite précédemment puisse avoir lieu, il est nécessaire que le champ électrique local excède la valeur de champ disruptif E_{crit} . Au niveau des cavités, le renforcement du champ local est en général composé de deux contributions : la première est due à la tension appliquée et correspond au renforcement local du champ causé par le défaut et la présence de gaz dans la cavité. La seconde est due aux charges d'espace stockées à proximité des surfaces des parois des cavités, attirées par les charges déposées lors des DP antérieures.

Cette valeur de champ critique dépend des dimensions de la cavité ainsi que de la pression, de la température et de la nature du gaz présent dans la cavité. Lorsque le champ local excède la valeur de champ critique ($E_{tot} \geq E_{crit}$), il y a assez d'électrons pour créer une avalanche indépendante. Les électrons générés ont suffisamment d'énergie pour ioniser les atomes présents dans le volume de la cavité. La courbe de Paschen (Figure 1.6) présente un minimum de tension $V_{crit_{min}}$ (minimum de Paschen) en dessous duquel la rupture diélectrique du gaz dans la cavité ne peut se produire [3].

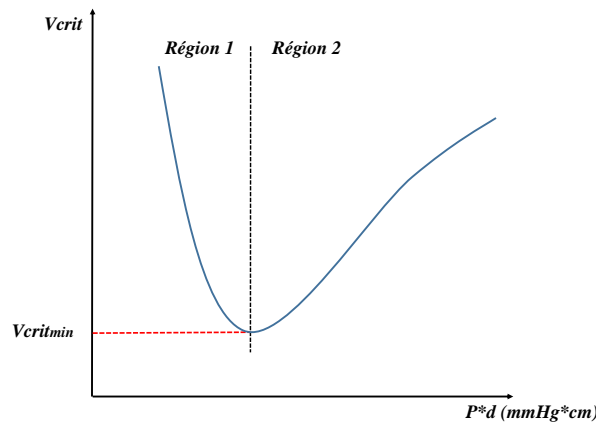


FIGURE 1.6 – Evolution de la tension critique V_{crit} en fonction de la pression dans le gaz P et de la hauteur de la cavité d : loi de Paschen, d'après [3].

Dans la région 1 (Figure 1.6), la tension critique V_{crit} (correspondant à E_{crit}) diminue en fonction de la pression P du gaz présent dans la cavité pour une hauteur de cavité d donnée. Plus la pression augmente, plus la densité atomique augmente et plus le nombre d'ionisation par collision augmente. Le gaz devient ainsi plus conducteur et la rupture du gaz plus facile : V_{crit} (et donc E_{crit}) diminue.

Cependant, lorsque la pression augmente d'avantage (région 2, Figure 1.6), la probabilité d'ionisation par collision augmente et le libre parcours moyen des charges diminue. Par conséquent, l'énergie cinétique d'un électron n'est pas suffisante pour ioniser les atomes du gaz. Ainsi il y a peu d'ionisation et le claquage devient difficile : V_{crit} (et donc E_{crit}) augmente.

1.3.1.6 Recombinaison de charges

Les charges déployées par les DP au sein de la cavité contribuent à la formation d'un champ électrique E_{ind} à travers la cavité. Elles constituent une mémoire de l'activité des DP antérieures. Cependant, cette répartition des charges à la suite d'une décharge partielle n'est que transitoire. Les charges peuvent diffuser dans le reste de l'isolant ou se recombiner entre elles (Figure 1.7). Ainsi, le champ E_{ind} induit par cette répartition décroît exponentiellement selon un temps caractéristique que l'on notera τ_{down} . Il existe plusieurs modes de recombinaison de charges qui seront détaillés par la suite.

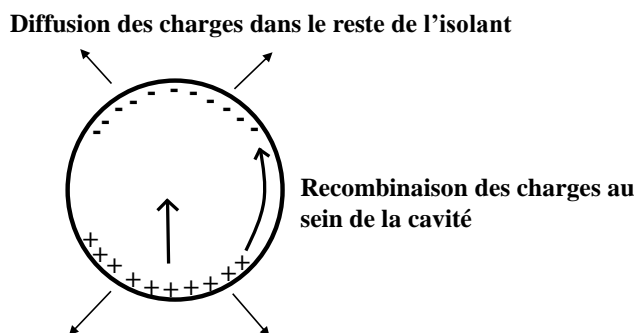


FIGURE 1.7 – Les différents processus d’annihilation des charges au sein d’une cavité après le phénomène d’avalanche électronique.

1.3.2 Modélisation électrique du phénomène de décharge partielle au sein d’un matériau diélectrique solide

Afin de mieux comprendre le processus de DP sous tension alternative, considérons une plaque d’isolant d’épaisseur L soumis à une tension V à l’intérieur de laquelle se trouve une cavité en forme de disque plat de hauteur l (Figure 1.8, a).

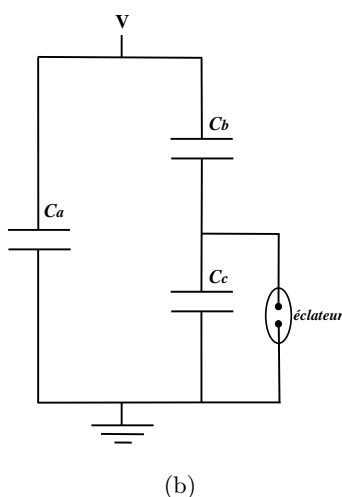
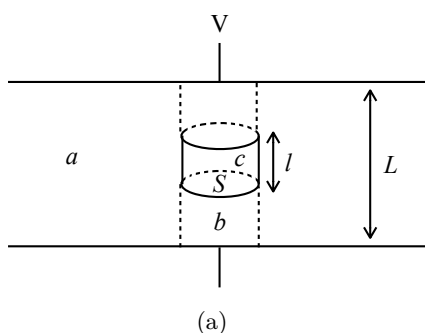


FIGURE 1.8 – Représentation schématique d’une cavité encapsulée dans un matériau diélectrique solide (a) et circuit équivalent (b) [28].

La représentation d’un circuit capacitif est souvent utilisée dans la littérature pour décrire le phénomène de DP internes aux isolants solides (Figure 1.8, b). C_c correspond à la capacité équivalente à la cavité (c sur la Figure 1.8, a), C_b correspond à la capacité équivalente au diélectrique adjacent à la cavité (b sur la Figure 1.8, a) et C_a est la capacité équivalente au reste du diélectrique (a sur la Figure 1.8, a). C_c est en parallèle avec un éclateur, caractérisé

par la tension de rupture du gaz dans la cavité. Les valeurs de ces capacités dépendent du type de diélectrique et de ses dimensions. Avec une tension appliquée aux bornes du matériaux V , la tension résultante au niveau de la cavité vaut :

$$V_c = \frac{C_b}{C_b + C_c} V$$

Les courants transitoires mis en jeu lors d'une DP, qui s'écoulent à travers les différentes capacités sont représentés sur la Figure 1.9. On désignera par charge « interne » la charge mise en jeu au sein de la cavité lors d'une DP, et par charge « externe » celle mesurable aux bornes de l'échantillon (au niveau des électrodes). Rappelons qu'une décharge partielle induit une variation brutale de charges qui génère une pulsation de courant très brève dans les électrodes disposées de part et d'autre de l'échantillon. D'après la littérature, le temps de montée de ces pulses est de l'ordre de la nanoseconde (ce qui correspond à des fréquences de l'ordre de quelques centaines de MHz jusqu'au GHz) [29].

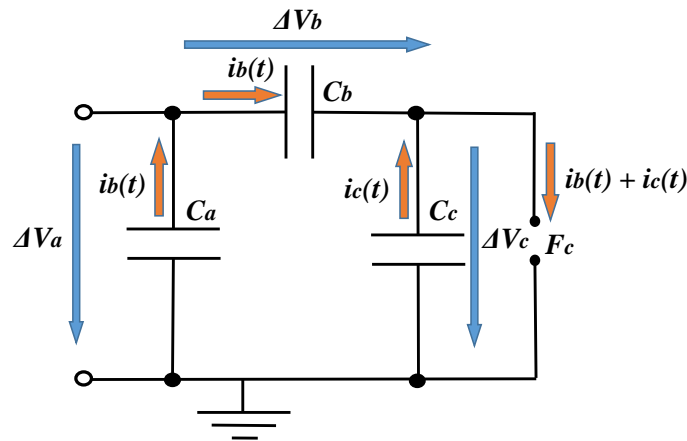


FIGURE 1.9 – Répartition des courants transitoires mis en jeu lors d'une DP.

Lorsqu'une décharge se produit, le courant associé à la décharge, qui circule à travers l'éclateur F_c est la somme du courant i_c circulant à travers C_c ainsi que du courant i_b qui circule à travers C_b (et C_a). La somme de ces deux courants transitoires va causer une chute brutale de la tension ΔV_c aux bornes de la capacité équivalente à la cavité C_c .

Notons q_{DP} la charge qui circule dans l'éclateur. Elle correspond à la quantité de charges réelles mise en jeu au sein de la cavité lors du phénomène de DP.

On a :

$$\begin{aligned}
 q_{DP} &= \int [i_b(t) + i_c(t)] dt \\
 q_{DP} &= q_b + q_c \quad \text{car} \quad q_b = \int i_b(t) dt \quad \text{et} \quad q_c = \int i_c(t) dt \\
 q_a &= \int i_b(t) dt \quad \text{d'où} \quad q_b = q_a \\
 q_{DP} &= q_a + q_c \tag{1.1} \\
 \Delta V_a &= \frac{q_a}{C_a} \quad \text{et} \quad \Delta V_a = \Delta V_b + \Delta V_c = \frac{-q_b}{C_b} + \frac{q_c}{C_c} = \frac{-q_a}{C_b} + \frac{q_c}{C_c} \\
 \frac{q_a}{C_a} &= \frac{-q_a}{C_b} + \frac{q_c}{C_c} \\
 q_c &= C_c q_a \left(\frac{1}{C_b} + \frac{1}{C_a} \right)
 \end{aligned}$$

En général, la condition $C_a \gg C_c \gg C_b$ est vérifiée au sein des matériaux isolants solides comportant une cavité gazeuse.

Ainsi,

$$\frac{1}{C_b} \gg \frac{1}{C_a}$$

Finalement,

$$q_c \simeq C_c \frac{q_a}{C_b} \quad (1.2)$$

En utilisant (1.1), (1.2), on obtient

$$q_{DP} \simeq q_a + C_c \frac{q_a}{C_b} = q_a \left(1 + \frac{C_c}{C_b} \right)$$

Comme, $C_c \gg C_b$, on obtient :

$$q_{DP} \simeq q_a \frac{C_c}{C_b}$$

Ainsi, on peut exprimer la quantité de charge externe q_a , mesurable aux bornes de l'échantillon en fonction de la charge interne, effectivement mise en jeu lors du phénomène de DP au sein de la cavité. Soit,

$$q_a \simeq q_{DP} \frac{C_b}{C_c}$$

Dans la littérature, la charge q_a est désignée comme étant la « charge apparente » car q_a n'est pas exactement égale à la charge « réelle » q_{DP} , celle-ci n'étant pas mesurable directement. La charge apparente q_a n'est qu'une fraction de la charge réelle q_{DP} libérée par la DP. Comme $C_c \gg C_b$, la charge détectable aux électrodes est plus faible que la charge interne mise en jeu au cours du phénomène de décharge partielle. C'est la variation de tension ΔV_a aux bornes du dispositif de détection que l'on relève sur l'oscilloscope. La charge apparente q_a augmente avec la taille du défaut qui en est l'origine [30] et peut donc apporter des informations sur les propriétés géométriques du défaut dans lequel la DP apparaît.

Le modèle abc présenté précédemment est étendu au cas continu, en considérant cette fois les résistances de fuite parallèles aux capacités R_c , R_b et R_a (Figure 1.10).

Après que la décharge se soit produite, la cavité va se « recharger » selon deux processus différents : d'une part, les charges peuvent diffuser au sein du diélectrique adjacent à la cavité, ce qui correspond à un courant de fuite modélisé par la résistance de fuite R_b . D'autre part, les charges se recombinent par phénomène de conduction le long de la surface de la cavité, modélisé par la résistance R_c . Les auteurs dans [28] proposent un modèle théorique afin de calculer le temps τ de recharge de la cavité, modélisé par une constante de temps RC :

$$\tau = \frac{R_b R_c (C_c + C_b)}{R_b + R_c}$$

À la suite d'une DP, la valeur de la tension aux bornes de la cavité V_c s'accroît lentement :

$$V_c = V \frac{R_c}{R_b + R_c} (1 - \exp(-\frac{t}{\tau}))$$

avec V la valeur de la tension de test appliquée à l'échantillon, jusqu'à atteindre à nouveau la valeur disruptive. Une nouvelle DP pourra alors apparaître si un électron germe est disponible pour initier l'avalanche.

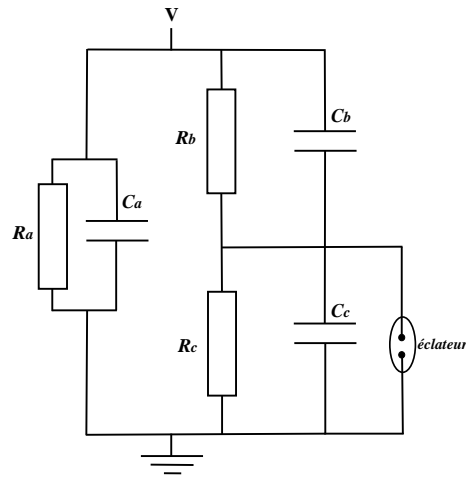


FIGURE 1.10 – Circuit équivalent pour des tensions continues [28]

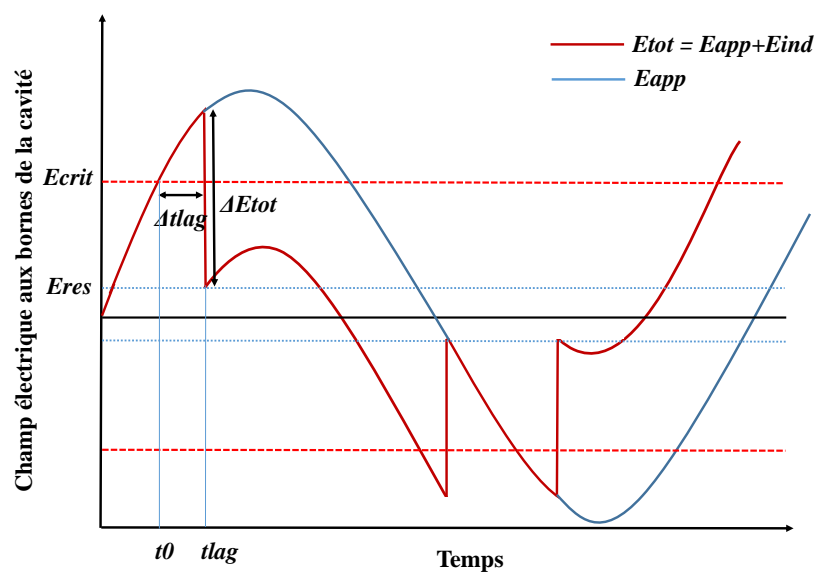
1.3.3 Evolution des grandeurs caractéristiques de DP avec l'état de dégradation des matériaux isolants

Les grandeurs caractéristiques des décharges partielles peuvent être visualisées grâce aux diagrammes qui représentent l'évolution de la tension (ou du champ électrique) aux bornes de la cavité en fonction du temps.

1.3.4 Représentation des grandeurs caractéristiques de DP sous tension alternative

La Figure 1.11 représente l'évolution du champ électrique E_{app} (proportionnel à la tension appliquée) et celle du champ électrique total au niveau de la cavité E_{tot} au cours du temps lors du phénomène de DP dans le cas d'un matériau « sain », c'est à dire n'ayant pas subi une forte activité de DP antérieures. On rappelle que $E_{tot} = E_{app} + E_{ind}$.

Bien que les mécanismes physiques mis en jeu dans les processus de vieillissement et de dégradation ne soient pas identiques, les termes de « dégradation » et de « vieillissement » seront employés dans la suite de cette thèse pour désigner un matériau ayant subi une forte activité de DP antérieures ou de fortes contraintes électriques.

FIGURE 1.11 – Evolution des champs électriques E_{app} et E_{tot} lors du phénomène de DP sous tension alternative pour un matériau « sain ».

E_{crit} est le champ disruptif ou champ critique et E_{res} le champ résiduel à la suite d'une décharge. Δt_{lag} est la variable stochastique dépendant de la disponibilité d'électrons germes. Lors de la période représentée sur la Figure 1.11, trois décharges partielles surviennent (une dans l'alternance positive et deux dans l'alternance négative de la tension appliquée). A chacune de ces décharges est associée une chute du champ électrique E_{tot} (courbe rouge) suite au phénomène de relaxation qui s'opère en très peu de temps. Le champ au niveau de la cavité chute alors d'une quantité $\Delta E_{tot} = E_{tot}(t_{lag}) - E_{res}$ jusqu'à la valeur de champ résiduel E_{res} . On notera τ_{up} , le temps caractéristique de la chute de champ électrique aux bornes de la cavité. L'évolution de cette grandeur avec l'âge du matériau sera explicitée par la suite. Suite à la décharge partielle, les charges vont se recombiner entre elles ou diffuser dans l'isolant et la valeur de E_{ind} , champ induit par la répartition des charges de part et d'autre de la cavité, va décroître. On notera τ_{down} , le temps caractéristique de cette annihilation de charges. Ce temps évolue avec l'état de dégradation du matériau [27].

Selon la taille de la cavité et le rapport hauteur sur rayon de surface pour une cavité cylindrique, deux méthodes de recombinaison existent [27]. Si ce rapport est grand, les charges migreront préférentiellement à travers le gaz. Si ce rapport est en revanche très petit, les charges se recombineront le long de la surface de la cavité. Dans ce cas, le temps caractéristique de recombinaison dépend alors principalement de la conductivité de la surface, qui augmente avec l'âge du matériau. Pour un matériau « sain » (n'ayant subi que peu de décharges partielles antérieures), ce temps est de l'ordre de la seconde. Pour des matériaux plus « âgés », ce processus s'opère en quelques millisecondes [27].

- Dans le cas d'une recombinaison de charges en volume à travers le gaz, [27] donne une valeur du temps caractéristique de recombinaison de 0.7 ns pour un matériau de polyéthylène « sain ». Ce temps dépend de la taille de la cavité, de la mobilité des ions et de la pression du gaz.
- Dans le cas d'une recombinaison de charges le long de la surface de la cavité, τ_{down} est proportionnel à la quantité $\frac{\epsilon_0 r}{2K_s}$ avec K_s la conductivité surfacique du matériau, qui dépend de sa nature et de son état de vieillissement et r le rayon de la cavité. Cette valeur a tendance à augmenter avec le vieillissement du matériau car un nombre plus important de charges se trouvent sur la surface de la cavité, laissées par les DP antérieures. Il en résulte une diminution de la résistivité de surface de la cavité. Cette couche agit comme une cathode depuis laquelle les électrons secondaires sont libérés pour entretenir la décharge. Ainsi, dans le cas d'une cavité « âgée », la conductivité de surface augmente et les charges se recombinent plus rapidement le long de sa surface. Le temps de recombinaison des charges caractéristique d'une cavité âgée s'en trouve réduit. D'après [27], K_s varie de 10^{-14} à 10^{-16} S pour des polymères n'ayant pas souffert d'une importante activité de DP antérieures et K_s varie de 10^{-12} à 10^{-11} S pour des polymères caractérisés par un degré de vieillissement plus important. L'ordre de grandeur des temps caractéristiques de recombinaison de charges le long de la surface d'une cavité sphérique de rayon $r=0.08$ mm, présente au sein d'un échantillon de polyéthylène serait ainsi de 1 à 100 s pour un isolant « vierge », de 0.1 s lorsque ce dernier est « modérément âgé » et de 1 ms pour un échantillon « âgé », selon [27].

Après la première DP présentée sur la Figure 1.11, la courbe rouge n'est pas revenue à sa valeur initiale, soit celle avant l'apparition de la DP (courbe bleue). Les charges n'ont pas eu le temps de se recombiner le temps d'une alternance. Ainsi, il pourrait s'agir d'un processus de recombinaison de charges le long de la surface d'une cavité dont le rapport hauteur sur rayon de surface est faible. Un temps de recombinaison de charges lent est caractéristique d'un matériau pouvant être qualifié de relativement « jeune » en terme de vieillissement électrique.

De plus, un matériau « jeune » est caractérisé par un Δt_{lag} long car peu d'électrons germes ont été déposés par les décharges partielles antérieures. Lorsqu'aucun électron germe n'est disponible pour déclencher la DP alors que E_{tot} est supérieur à E_{crit} , Δt_{lag} et donc l'amplitude de la DP, proportionnelle à ΔE_{tot} , augmentent.

Les mécanismes à l'origine de l'évolution de la grandeur du champ résiduel E_{res} avec le vieillissement sont plus complexes et seront explicités dans la deuxième section de cette thèse.

L'allure du champ électrique au sein d'une cavité présente dans un matériau « âgé », c'est à dire ayant subi une activité importante de DP antérieure, est représentée sur la Figure 1.12. La chute ΔE_{tot} du champ total au niveau de la cavité a lieu lorsque E_{tot} atteint la valeur disruptive E_{crit} . En effet, Δt_{lag} tend vers 0, ce qui signifie que de nombreux électrons germes sont disponibles pour amorcer l'avalanche électronique en présence d'un champ électrique suffisamment élevé. Ainsi, la fréquence d'apparition des décharges partielles augmente par rapport à un matériau « sain » et l'amplitude des pulses est relativement plus faible. Cependant, au cours du vieillissement, la taille du défaut peut s'accroître, et la valeur de l'amplitude de la DP augmenter. Il n'est donc pas évident d'établir un lien clair entre le niveau d'amplitude d'une DP et le stade de vieillissement du matériau.

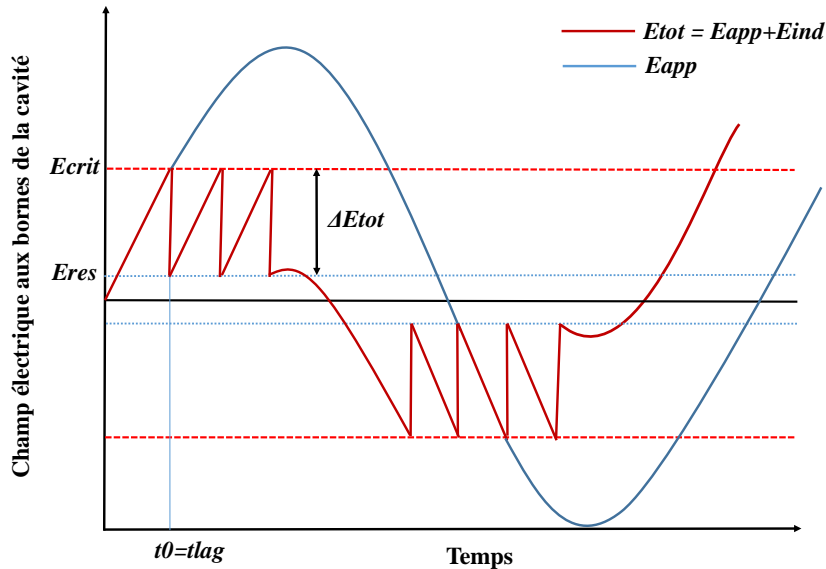


FIGURE 1.12 – Evolution des champs électriques E_{app} et E_{tot} lors du phénomène de DP sous tension alternative pour un matériau « âgé ».

Nous pouvons finalement établir le lien entre les quantités suivantes décrivant les DP sous tension alternative :

- L'amplitude des DP est reliée à la chute du champ électrique total : $\Delta E_{tot} = E_{tot}(t_{lag}) - E_{res}$ qui dépend de la valeur de E_{res} et de Δt_{lag} (plus Δt_{lag} est faible et/ou E_{res} est grand, plus ΔE_{tot} est faible) et dépend également des caractéristiques du défaut (taille et nature du défaut). En effet, l'amplitude d'une DP augmente avec la taille du défaut. Δt_{lag} dépend de la disponibilité d'électrons germes pour initier la DP.
- Le taux d'occurrence des DP dépend de la disponibilité d'électrons germes et également du niveau de tension appliqué. En effet, plus la tension appliquée est élevée, plus le champ total au niveau de la cavité atteint E_{crit} rapidement. Ainsi, le champ E_{tot} au niveau de la cavité reste supérieur au champ critique sur une plus longue période de temps au cours de laquelle plusieurs DP peuvent se produire. Lorsque des tensions alternatives sont appliquées, les DP ont le plus souvent lieu dans l'alternance de la tension et il se peut que celles-ci soit plus rapides que le temps nécessaire à la recombinaison des charges suite à la DP. En effet, E_{ind} s'oppose au champ électrique E_{app} lorsque la décharge survient. Par contre, si E_{ind} subsiste suffisamment longtemps (si le temps de recombinaison de charge est lent), lorsque E_{app} change de polarité, ces deux champs électriques s'additionnent. Une décharge partielle peut donc survenir avant que le champ électrique E_{app} ne s'inverse lorsqu'une tension alternative est imposée au matériau. On parle alors « d'effet mémoire » lorsque les décharges partielles anticipent le changement de polarité de la tension [31].

1.3.5 Représentation des grandeurs caractéristiques de DP sous tension continue

L'influence des DP sur l'état de dégradation des matériaux isolants a majoritairement été étudiée sous tension alternative [25], [32], [33]. Par conséquent, l'étude des DP dans le processus de dégradation des diélectriques sous tension continue présente de nombreuses lacunes. Le mécanisme de DP sous DC diffère de celui étudié sous AC et certaines des caractéristiques énumérées précédemment n'évoluent pas de la même manière au cours du vieillissement. Notamment, le phénomène de charges d'espace qui s'accumulent sous tension continue est à prendre à compte dans l'évolution des différentes grandeurs des signaux de DP sous DC. Nous ne pouvons donc pas simplement transposer les connaissances acquises au cours de l'analyse des signaux de DP sous tension alternative au cas continu.

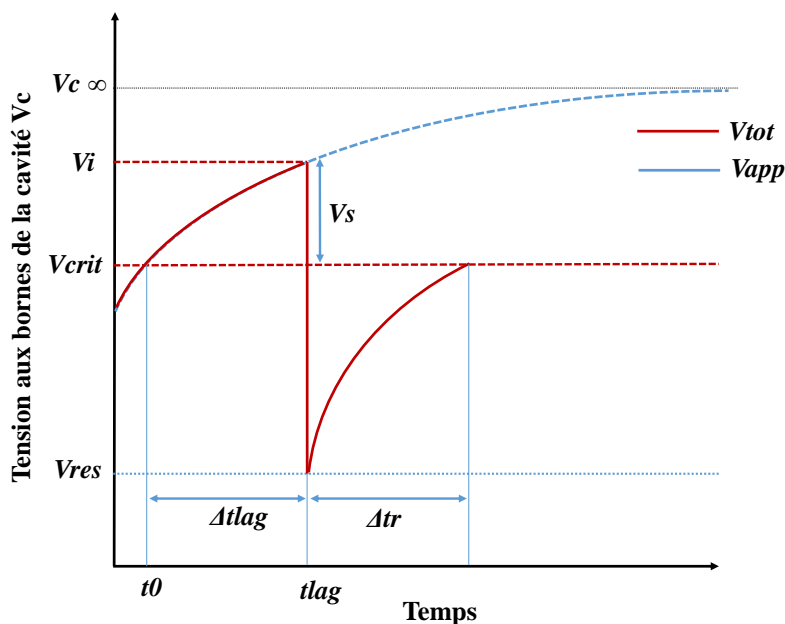


FIGURE 1.13 – Evolution de la tension aux bornes d'une cavité lors du phénomène de DP sous tension continue d'après [28]. La courbe bleue correspond à la tension appliquée et la courbe rouge est la tension aux bornes de la cavité.

L'activité des décharges partielles sous DC sera observée grâce à la représentation de l'évolution de la tension aux bornes de la cavité au cours du temps (Figure 1.13). Une des principales différences dans l'allure des signaux de DP sous DC par rapport aux signaux de DP sous AC concerne leur amplitude. L'amplitude des DP sous DC est souvent plus faible que sous AC [34]. Pour comprendre ce phénomène, introduisons trois nouvelles grandeurs : la tension d'initiation de la DP V_i et la surtension V_s , directement liée à la valeur de Δt_{lag} , telle que $V_s = V_i - V_{crit}$. Ces grandeurs sont représentées sur la Figure 1.13. De même, l'intervalle de temps entre la fin de la décharge et le moment où la tension aux bornes de la cavité atteint à nouveau la valeur critique V_{crit} est nommé « temps de recouvrement » et est noté Δt_r . La surtension V_s (qui dépend de Δt_{lag}) a un effet direct sur la valeur de l'amplitude de la DP. De même, le niveau de tension appliqué a un effet sur l'amplitude de la DP. Dans le cas où la tension appliquée possède un temps de montée très lent par rapport à Δt_{lag} , la valeur de la surtension V_s et donc l'amplitude de la DP sera plus faible. Cette valeur faible de surtension va engendrer un processus d'ionisation faible au sein de la cavité mais suffisamment fort pour initier une décharge auto-suffisante. Ainsi la chute de tension aux bornes de la cavité ($V_i - V_{res}$) qui correspond à l'amplitude de la DP, sera faible. Si, au contraire, le temps caractéristique de montée de la tension aux bornes de la cavité est rapide, de plus fortes surtensions V_s seront mises en jeu et ainsi, l'amplitude des DP pourra alors être comparable à celle des DP sous AC. En effet, les DP sous AC possèdent en général des valeurs de surtension plus importante, due à un taux de montée de la tension aux bornes de

la cavité plus rapide [34].

Sous tension continue, le phénomène d'accumulation de charges d'espace sur la surface de la cavité résulte en un champ électrique local réduit, diminuant la probabilité de génération d'électrons par effet de champ, contrairement aux tensions alternatives où le changement de polarité de la tension donne lieu à l'émission de charges à partir de la surface de la cavité sous l'influence du champ électrique. Ainsi, sous DC, le phénomène qui dominera le processus de génération d'électrons libres sera l'ionisation en volume du gaz de la cavité [27], [35]. Dans le cas d'une cavité n'ayant pas subi de DP antérieures, aucune cathode n'est disponible pour générer les électrons secondaires nécessaires au maintien de l'avalanche électronique ne peuvent pas être initiés par le mécanisme de « feedback ». Le claquage au sein de la cavité apparaîtra seulement lors de l'augmentation de la tension. En revanche, cette augmentation de la tension a lieu à chaque alternance sous AC mais ne se produit pas sous DC.

Ainsi, non seulement l'amplitude des DP sous DC est plus faible mais également leur fréquence d'apparition par rapport aux DP sous AC [34]. En général, les DP sous DC apparaissent pendant et directement après l'augmentation ou la diminution de la tension appliquée. Le taux de répétition des DP sous DC est également très influencé par la température et le niveau de tension appliqué. Le nombre élevé de DP sous AC est facilement expliqué par le changement de polarité de la tension qui intervient toutes les 10 ms pour une alimentation 50 Hz [34]. Sous tension continue, les DP peuvent se reproduire en raison de la résistivité finie du diélectrique. Le champ local au niveau de la cavité tend à s'accroître à nouveau lorsque les charges se recombinent et disparaissent sous la forme de courant de fuite modélisé par les résistances R_b et R_c selon le temps de « recharge » τ .

A la suite d'une DP, la DP suivante se produit après un temps Δt qui est égal à la somme de Δt_{lag} et du temps de recouvrement Δt_r (Figure 1.13). Le taux de répétition des DP est donc égal à $n = \frac{1}{\Delta t}$.

Le temps de recouvrement Δt_r dépend également de la constante de temps τ . Le taux de répétition des DP est maximal lorsque $\Delta t_{lag} = 0$.

Dans ce cas, $V_{crit} = V_i$.

On peut en déduire la relation suivante :

$$\Delta t_{max} = \Delta t_r = -\tau \ln \left(\frac{V_{c,\infty} - V_{crit}}{V_{c,\infty} - V_{res}} \right) = -\tau \ln \left(1 - \frac{1}{\frac{V_{c,\infty} - V_{res}}{V_{crit} - V_{res}}} \right)$$

avec $V_{c,\infty}$ la tension limite aux bornes de la cavité si aucune DP n'avait lieu, V_{crit} la tension d'initiation de la DP et V_{res} la tension résiduelle ou tension d'extinction de la DP.

Sachant que $V_{c,\infty} \gg V_{res}$, on peut écrire :

$$\Delta t_{max} = -\tau \ln \left(1 - \frac{1}{\frac{V_{c,\infty}}{V_{crit} - V_{res}}} \right)$$

D'après le développement de Taylor au premier ordre, on obtient :

$$\Delta t_{max} \simeq \tau \left(\frac{V_{crit} - V_{res}}{V_{c,\infty}} \right)$$

Ainsi, [34] montre que le taux de répétition des DP est défini par :

$$n \simeq \frac{1}{\tau} \left(\frac{V_{c,\infty}}{V_{crit} - V_{res}} \right)$$

Ainsi n est proportionnel à $V_{c,\infty}$, elle-même proportionnelle à la tension appliquée V .

Or, $V_{c,\infty} = \frac{C_b}{C_c} V$ car $C_c \gg C_b$.

On peut donc écrire le taux de répétition des DP sous DC :

$$n_{dc} \simeq \frac{C_b}{C_c} \frac{1}{\tau} \left(\frac{V}{V_{crit} - V_{res}} \right)$$

Sous AC, le nombre de décharges par cycles de fonctionnement est donné par la relation [34] :

$$n_{ac} \simeq \frac{C_b}{C_c} \frac{dV}{dt} \left(\frac{1}{V_{crit} - V_{res}} \right)$$

avec $\frac{dV}{dt}$ le gradient de la tension appliquée au matériau.

Les taux de répétition des DP sous DC et sous AC s'égalisent lorsque $\frac{dV}{dt} = \frac{V}{\tau}$.

D'après [34], en comparant les taux de répétition à 50 Hz et sous DC, l'égalité est atteinte pour $\tau = 3\text{ms}$. Selon [34], la valeur de τ est en pratique supérieure de plusieurs ordres de grandeurs et ainsi le taux de répétition des DP sous AC est plus important que sous DC pour la même valeur de la tension appliquée V .

Ainsi, on remarque que le taux de répétition des DP est proportionnel à $V_{c,\infty}$, et donc à la tension appliquée. Il dépend également de la constante de temps de « recharge » de la cavité τ , elle-même dépendante de la permittivité et de la conductivité du matériau. Comme la conductivité d'un matériau est très dépendante de la température ainsi que du champ électrique appliqué, le taux de répétition des DP sous DC sera également influencé par ces deux grandeurs.

La détection de DP sous DC a longtemps été considérée comme une méthode de caractérisation de l'état de vieillissement d'un isolant, plutôt qu'une cause de dégradation de ce dernier. Ce n'est que récemment que certaines études [34] ont démontré que même si le taux de répétition des DP sous DC est beaucoup plus faible que sous AC, celles-ci peuvent tout de même contribuer à la dégradation de l'isolation. En effet, sous DC, le taux de répétition est proportionnel au temps caractéristique τ , lui même proportionnel à la conductivité de l'isolant. Ainsi, pour des températures de service élevées, le taux de répétition des DP peut être suffisamment important pour provoquer une dégradation de l'isolant.

Afin de collecter suffisamment de signaux de DP sous DC pour l'étude de leur influence sur l'état de dégradation des isolants, les temps d'acquisition doivent être très longs. Ainsi, les méthodes de détection non conventionnelles décrites en 1.2.2 sont d'un grand intérêt. Cependant, elles nécessitent l'utilisation d'appareils de détection qui présentent une grande capacité mémoire, des largeurs de bande et des fréquences d'échantillonnage élevées, afin de pouvoir enregistrer les composantes rapides des signaux de DP sur un temps d'acquisition long. De plus, de longs temps d'acquisition engendrent l'acquisition de nombreux signaux parasites.

Ainsi, les principaux enjeux dans l'analyse des DP sous DC sont :

- La détection de ces DP, qui requiert des systèmes de détection possédant une grande capacité mémoire en raison du faible taux d'occurrence des DP.
- L'élimination des signaux parasites provoqués par l'utilisation de temps d'acquisition très longs, qui risquent de masquer les signaux de DP d'intérêt.
- L'établissement d'un lien entre l'activité des DP sous DC et la dégradation de l'isolant du câble, ces mécanismes restant encore mal connus.

1.4 Outils pour l'analyse des décharges partielles

1.4.1 Diagrammes résolus en phase et en temps

Les diagrammes tridimensionnels $\varphi - q - n$ font partie des techniques de visualisation les plus utilisées pour représenter l'activité des décharges partielles sous tension alternative, avec φ l'angle de phase de la tension appliquée (entre 0° et 360°), q l'amplitude de la décharge en pC et n le nombre de décharges détectées pour φ et q fixés. Sur la Figure 1.14, on observe les diagrammes $\varphi - q - n$ de plusieurs cavités présentes au sein d'un échantillon. On remarque que l'amplitude des décharges partielles q varie en fonction de la cavité concernée. On peut donc discerner, dans l'isolation, au moins six cavités auxquelles se réfèrent les courbes numérotées de 1 à 6 sur le diagramme de décharges. Rappelons que l'amplitude d'une décharge est proportionnelle à la chute de champ électrique ΔE_{tot} et dépend également des caractéristiques de la cavité. C'est pour cette raison que les 6 courbes ne sont pas confondues sur la Figure

1.14. Ainsi les diagrammes $\varphi - q - n$ de décharges partielles utilisés sous AC, nous permettent de déterminer le nombre de cavités au sein de l'isolant. Les zones rouges correspondent à un n élevé c'est à dire à un nombre élevé de DP alors que les zones grises se traduisent par un nombre faible de DP. On peut voir que les DP se produisent en majorité pendant la montée de la tension (à la fois dans l'alternance positive ou négative). On remarque également que la présence d'électrons germes doit être importante car les DP ont lieu relativement tôt dans l'alternance de la tension (le temps Δt_{lag} semble faible). Il est possible qu'il s'agisse d'un matériau relativement « âgé » présentant plusieurs cavités de tailles variables.

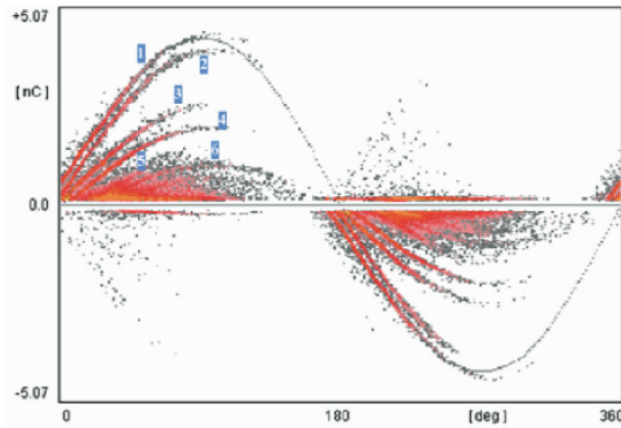


FIGURE 1.14 – Diagrammes $\varphi - q - N$ de plusieurs cavités d'après [5], [35].

L'analyse de l'activité des DP sous AC est principalement basée sur l'amplitude des DP et la phase grâce aux diagrammes $\varphi - q - n$. Les diagrammes résolus en phase permettent à la fois de distinguer les différentes allures de signaux de DP qui se produisent dans plusieurs types de défauts mais permettent également de discriminer aisément les signaux de bruit des signaux de décharges partielles [36]. Sous DC, les méthodes proposées dans la littérature se basent essentiellement sur deux paramètres qui sont l'amplitude des DP et leur taux d'occurrence (l'inverse de l'intervalle de temps entre chaque pulse consécutif). De la même manière que sous AC, on peut représenter ces quantités selon un diagramme résolu en temps, en deux dimensions. La Figure 1.15 illustre une représentation des paramètres basiques, pris en compte dans l'analyse des DP sous AC et sous DC, respectivement.

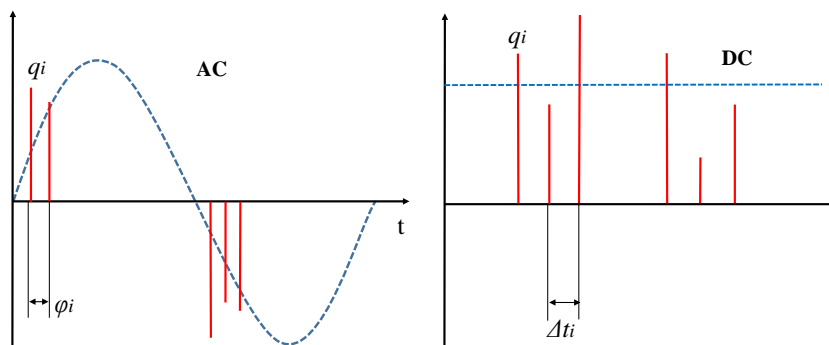


FIGURE 1.15 – Paramètres utilisés dans l'analyse des DP sous tension alternative (AC) et sous tension continue (DC).

1.4.2 Techniques d'analyse pour la classification des DP et la reconnaissance de l'état de dégradation des matériaux isolants

La reconnaissance et la classification des DP ont d'abord été développées sous tension alternative. L'intervention d'un expert était alors nécessaire afin d'établir un lien entre les

caractéristiques des signaux de DP et le type de défaut au sein duquel elles apparaissent. Le développement récent des techniques de l'apprentissage artificiel ont permis d'automatiser la classification des DP à partir de grandeurs telles que l'amplitude des DP, le nombre de DP et leur position par rapport à l'angle de phase φ . En enregistrant ces grandeurs pendant un certain temps, différentes distributions statistiques ont pu être calculées telles que l'amplitude moyenne des décharges dans chaque fenêtre en fonction de l'angle de phase $H_{qn}(\varphi)$, le nombre de décharges dans chaque fenêtre en fonction de l'angle de phase $H_n(\varphi)$ ou encore l'amplitude maximale des DP dans chaque fenêtre en fonction de l'angle de phase $H_{qmax}(\varphi)$. A partir de ces distributions, certaines variables caractéristiques ont été extraites et comparées à celles qui proviennent de défauts connus, présents dans une base de données. Notamment, les moments statistiques d'ordre 3 et 4, Skewness et Kurtosis permettent de mesurer respectivement l'asymétrie et l'acuité de ces distributions. Ces opérateurs sont utilisés d'une part dans les méthodes de classification des décharges partielles [37], et d'autre part comme indicateurs de vieillissement des matériaux isolants [25], [38]. Le coefficient d'asymétrie (« skewness »), évalue le défaut de symétrie d'une distribution par rapport à la loi normale. Le « kurtosis » aussi traduit par coefficient d'acuité caractérise l'aplatissement d'une distribution par rapport à la distribution normale. La reconnaissance de l'état de dégradation des matériaux à partir des signaux de DP a majoritairement été étudiée sous AC, d'après l'observation des diagrammes de DP résolus en phase. Certains travaux se sont penchés sur l'évolution du mécanisme de DP au cours du vieillissement, à travers les diagrammes temporels des signaux de DP [38]. Cependant, des défauts artificiels ont été créés dans l'isolation afin de simuler le vieillissement du matériau. En général, les bases de données conçues pour l'étude du vieillissement proviennent de mesures de DP collectées au sein de cavités artificielles créées dans l'isolation. Par exemple, [39] propose une étude comparative des signaux de DP sous AC et DC au sein de cavités artificielles à partir des diagrammes résolus en phase et en temps.

[34] présente une analyse des DP sous DC et montre que différents types de décharges sont facilement distinguables à l'aide des courbes de l'amplitude des DP en fonction du temps. La Figure 1.16 représente les courbes $q(t)$ pour 4 types de défauts : décharges internes, décharges dans l'huile, décharges de surface et décharges couronnes.

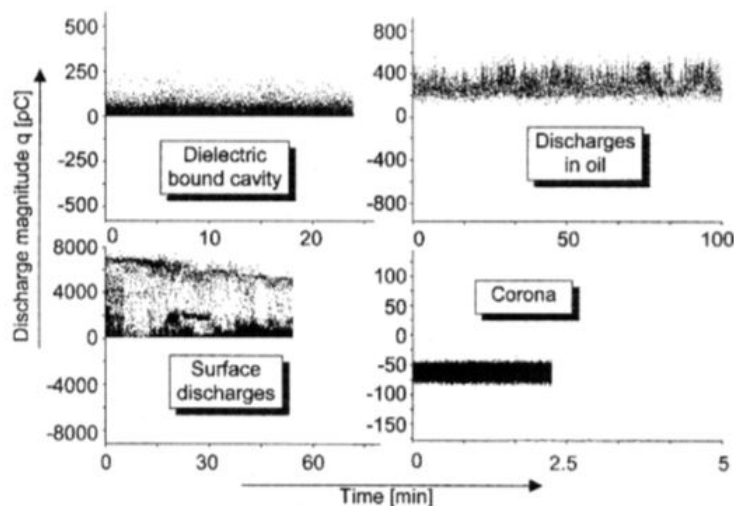


FIGURE 1.16 – Amplitude q des signaux de DP (en pC) en fonction du temps, pour 4 types de décharges collectées sous DC, tirée de [34].

La distribution de l'amplitude des DP est également employée dans la littérature afin de discriminer les différents défauts à l'origine des décharges [34] (Figure 1.17).

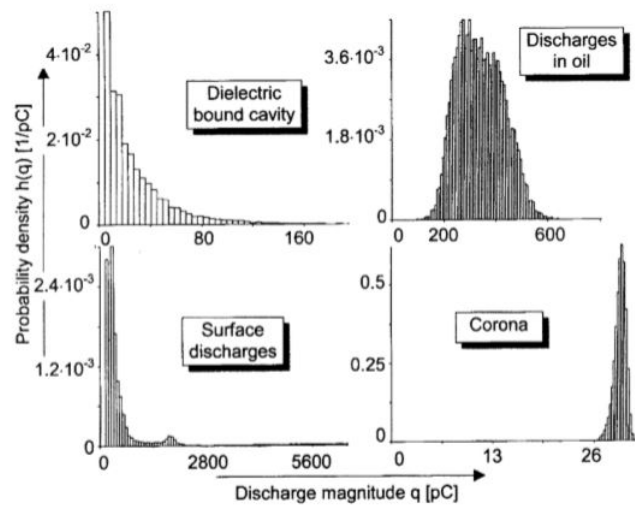


FIGURE 1.17 – Distribution de l'amplitude des pulses de DP (en pC) pour 4 types de décharges collectées sous DC, tirée de [34].

Il est également possible de visualiser l'amplitude moyenne des DP ou encore la fréquence d'apparition des DP sous DC en fonction de la tension appliquée afin de les caractériser. On remarque sur la Figure 1.18, tirée de [34], que le taux d'apparition des DP est corrélé à l'augmentation de la tension dans le cas de décharge internes et de surfaces. L'amplitude des DP internes est faiblement affectée par la valeur de la tension appliquée, ce qui constitue un moyen efficace de les identifier. En effet, dans le cas de DP de surface, la taille de la zone propice à la décharge augmente lors de la tension appliquée alors que dans une cavité interne, le volume au sein duquel la décharge a lieu est limité.

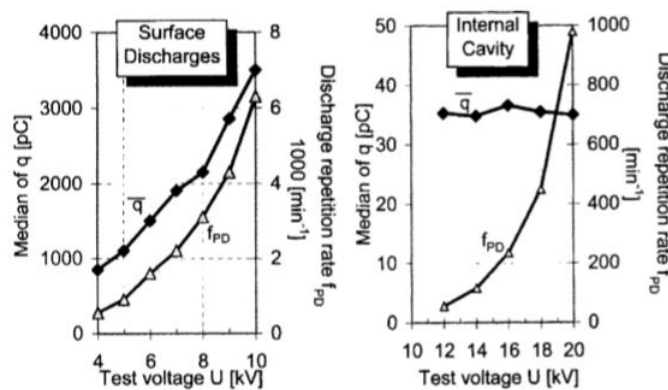


FIGURE 1.18 – Amplitude moyenne (en pC) des pulses de DP et fréquence de DP (min^{-1}) en fonction de la tension appliquée au matériau (kV) d'après [34].

De la même manière que sous tension alternative, les variables amplitude et fréquence d'apparition sont utilisées afin de construire différentes distributions, caractéristiques des différents types de défauts d'isolation sous DC (Figure 1.19). Dans [34], [39], les distributions statistiques telles que l'amplitude moyenne des décharges en fonction du temps entre chaque DP $H_{qn}(\Delta t)$, le nombre de décharges en fonction du temps entre chaque DP $H_n(\Delta t)$, ou encore l'amplitude maximale des DP en fonction du temps entre chaque DP $H_{qmax}(\Delta t)$, sont utilisées et les paramètres statistiques Skewness et Kurtosis sont calculés afin de classer les différents types de défauts à l'origine de ces décharges.

La Figure 1.20 montre les étapes du processus de classification de défauts couramment utilisé dans le cas des DP sous DC ou sous AC.

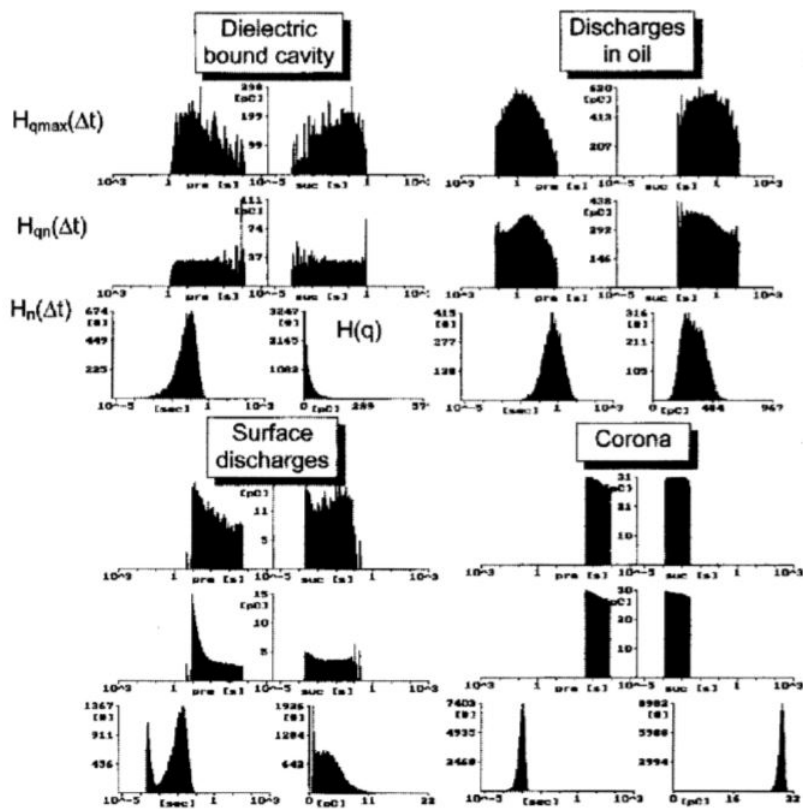


FIGURE 1.19 – Distributions $H_{qmax}(\Delta t)$, $H_n(\Delta t)$ et $H_{qn}(\Delta t)$ pour 4 types de décharges collectées sous DC, tirée de [34].

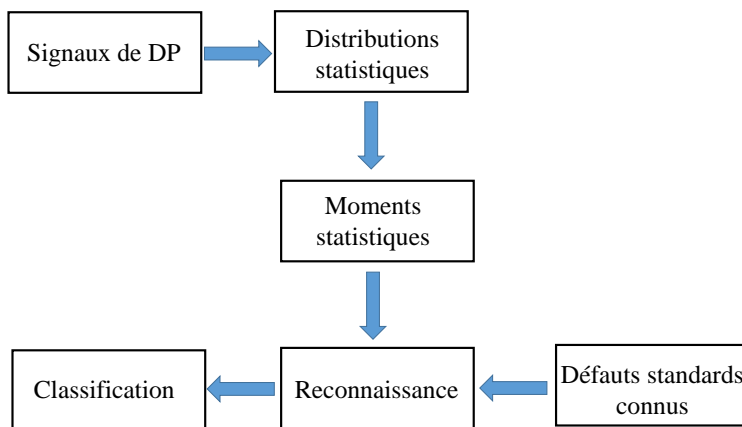


FIGURE 1.20 – Différentes étapes du processus de classification pour la reconnaissance de défauts d'isolation sous DC et sous AC, d'après [4].

Dans [40] P.Morshuis propose une classification des décharges, enregistrées dans des cavités de polyéthylène, basée sur les différences constatées dans l'allure des pulses de courant de décharge en fonction du temps. P.Morshuis a mis en évidence un lien entre les caractéristiques des pulses de courant de DP en fonction de l'état de dégradation du matériau. En effet, le taux d'occurrence des pulses de DP, la largeur de ces pulses et leur hauteur (l'amplitude des pulses) évoluent au cours du vieillissement suite à la formation des produits de dégradation des DP antérieures sur la surface de la cavité. Il en résulte un changement du mécanisme de DP lui-même. En effet, P.Morshuis dans [40] a mis en évidence l'existence de trois régimes de décharges :

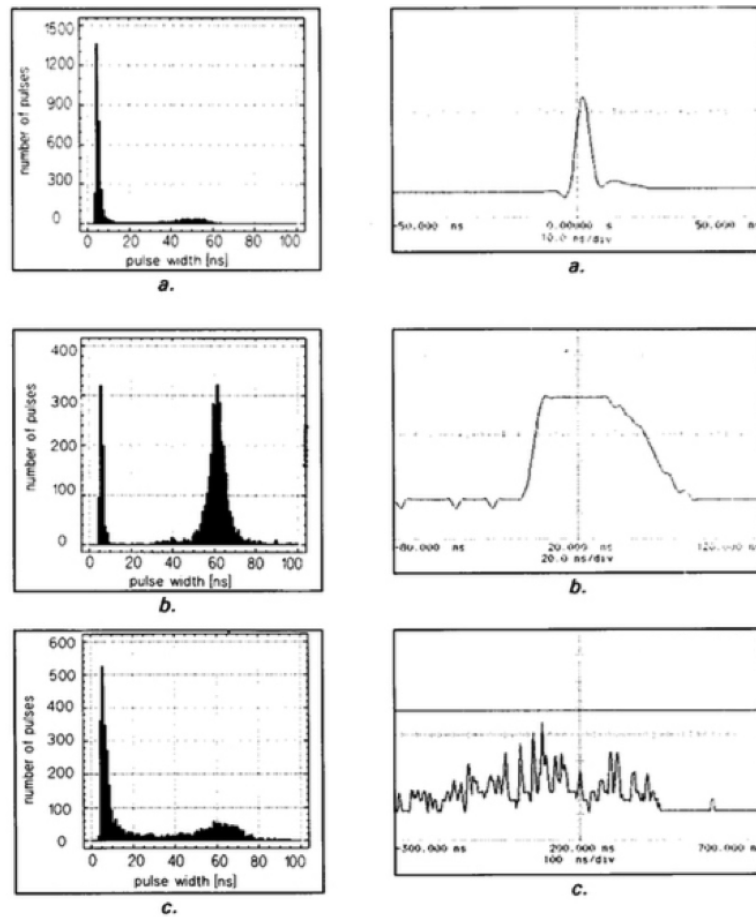


FIGURE 1.21 – Distribution de la largeur des pulses de courant de DP (à gauche) et signaux de DP (à droite) à différents stades de vieillissements : après 20 minutes de vieillissement (a, matériau « jeune »), après 20 heures de vieillissement (b, matériau « modérément âgé ») et après 52 heures de vieillissement (c, matériau « âgé »), d'après [41].

- Le régime « streamer like » (Figure 1.21, a) : il s'agit de décharges « rapides » qui surviennent dans les matériaux « sains », n'ayant pas ou peu subi de décharges partielles antérieures. Dans les premières phases de l'activité des DP, le temps Δt_{lag} est long car peu d'électrons sont libérés de la surface du diélectrique en raison du fort potentiel d'ionisation du matériau (- 10 eV pour le polyéthylène [41]). Ainsi, il y a une déficience d'électrons germes pour initier la DP. C'est pourquoi les décharges se produisent à de plus fortes tensions. La largeur des pulses de courant associé est faible, le taux d'occurrence faible, et l'amplitude des pulses est élevée. Dans ce régime, le mécanisme de DP est gouverné par la valeur de la tension appliquée. La largeur des pulses de décharges est de l'ordre de la nanoseconde et l'amplitude des pulses se situe entre 10 mA à 1 A, selon les mesures effectuées dans [40].
- Après un certain niveau d'activité, les produits de dégradation des DP antérieures forment des couches conductrices au niveau de la surface de la cavité ce qui amène le mécanisme de DP à changer. Le champ d'apparition des DP diminue car les électrons germes sont libérés plus facilement de la surface de la cavité. On entre alors dans le régime « Townsendlike » (Figure 1.21, b), caractéristique d'un matériau « modérément âgé ». Les décharges sont lentes ce qui se traduit par une augmentation de la largeur des pulses de courant. L'amplitude des pulses diminue. Les DP couvrent une grande partie de la surface de la cavité et la largeur des pulses augmente proportionnellement avec la profondeur de la cavité. P.Morshuis donne des ordres de grandeur de quelques dizaines de nanosecondes à 100 ns pour la largeur des pulses et de 1 mA à 10 mA pour l'amplitude des pulses au sein de cavités de polyéthylène « modérément âgées » (c'est

- à dire après 5 minutes à 5 heures d'activité de décharges partielles).
- Enfin, le régime « pitting discharges » (Figure 1.21, c), intervient dans les isolants « âgés ». La surface de la cavité du polymère « âgé » est couverte de très petits cristaux (de 1 à 10 μm de diamètre [40]) qui correspondent aux produits de dégradation du polymère. Avec le temps, ces cristaux continuent à croître sur la surface du diélectrique et des « pits » apparaissent au niveau du centre de ces cristaux. Des micro-décharges se concentrent sur ces « pits » où le champ est renforcé [41]. Ces DP possèdent des largeurs de pulse très faibles et un taux d'occurrence élevé. Elles apparaissent à des niveaux de tension faibles. Graduellement, ces DP ne sont plus détectables séparément à cause de la superposition des pulses de DP : on observe ainsi un pulse de courant plus large (de quelques dizaines de nanosecondes) au sein duquel on peut distinguer les pulses très brefs des micro-décharges (dont la largeur est de l'ordre de la nanoseconde et le taux d'occurrence est élevé). De très faibles amplitudes de DP ont été relevées pour ce régime de décharge (10 μA). Ce régime se met en place au bout de 10 h à 100 h d'activité de décharges partielles.

1.5 Bilan

La compréhension et la prévision des phénomènes qui conduisent au claquage des appareils électroniques de puissance constitue un véritable intérêt pour les industriels afin de mettre en place des programmes de maintenance prédictive. Le phénomène de DP a longtemps été considéré comme une des causes majeures de dégradation des systèmes d'isolation sous tension alternative. Sous tension continue, le phénomène de DP a souvent été passé sous silence dans le domaine du génie électrique. Il se révèle pourtant susceptible de permettre le diagnostic de nombreux dispositifs électriques fonctionnant sous haute tension continue, facilitant ainsi leur maintenance et augmentant leur fiabilité.

Dans cette section, les différentes grandeurs caractéristiques des signaux de DP sous AC et DC ont été présentées ainsi que leur évolution au cours du vieillissement. Les études antérieures ont montré une forte utilisation des variables amplitude et taux d'occurrence des DP pour l'analyse des DP sous DC. A partir de ces grandeurs, de nombreux outils d'analyse ont été conçus pour la classification des différents types de défauts au sein desquels les DP apparaissent. Cependant, il n'existe pas de méthodologie établie pour la reconnaissance de l'état de dégradation des matériaux isolants à partir des signaux de DP collectés sous DC.

Notre étude sera appliquée, non pas à la classification des différents types de défauts sources de DP, mais à la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolant, à partir de l'observation des signaux de DP sous tension continue. Les méthodes de mesure électriques non conventionnelles permettront d'enregistrer la véritable forme des pulses de DP afin d'en extraire une grande variété de variables caractéristiques et de les relier à l'état de dégradation du matériau sous DC. En effet, l'état de dégradation d'un diélectrique est directement lié au mécanisme de décharge se produisant dans ses cavités : le taux d'occurrence des DP, l'amplitude, la largeur et les temps caractéristiques des pulses de DP évoluent au cours du vieillissement. La forme des signaux de DP représente donc une source d'information très riche quant à l'état de dégradation du matériau isolant dans lequel elles se produisent. L'interprétation des signaux de DP sous DC est complexe et la compréhension physique du phénomène de DP sous tension continue présente encore de nombreuses lacunes. Il est donc nécessaire d'étudier les mécanismes microscopiques mis en jeu dans le processus afin de définir les grandeurs les plus pertinentes pour la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolant sous tension continue.

2 Etude des grandeurs caractéristiques des décharges partielles

Dans ce chapitre, le phénomène de DP interne aux isolants solides est étudié. La compréhension des mécanismes physiques mis en jeu dans l'évolution des grandeurs caractéristiques des DP avec le vieillissement électrique, définies dans le chapitre 1, nécessite une étude plus approfondie. Notamment, nous porterons une attention particulière au processus d'avalanche électronique et au phénomène de recombinaison de charges qui se produisent dans les cavités internes aux diélectriques solides. Le phénomène de DP sous DC sera modélisé afin de relier certaines grandeurs caractéristiques des DP avec les propriétés du défaut et l'état de dégradation du matériau. La mesure et l'observation des signaux de DP au sein de plaques de polyéthylène, matériau largement utilisé pour l'isolation des câbles haute tension, permettront de valider expérimentalement les hypothèses théoriques quant à l'évolution des grandeurs caractéristiques de DP avec le vieillissement sous tension continue. De cette manière, les grandeurs les plus pertinentes pour la reconnaissance de l'état de dégradation pourront être sélectionnées.

2.1 Etude théorique du phénomène de DP interne aux diélectriques solides

2.1.1 Modèle d'une cavité gazeuse dans un diélectrique solide

2.1.1.1 Avant le phénomène de décharge partielle

La Figure 2.1 illustre la répartition de la charge surfacique σ_1 aux bornes d'une plaque de polyéthylène, d'épaisseur L , présentant une cavité de hauteur l , ainsi que les différents champs électriques mis en jeu avant le phénomène de décharge partielle. L'échantillon est soumis à une tension V . On note \vec{E}_1 le champ appliqué au niveau de la partie supérieure de l'isolant (de hauteur L_1 et de permittivité ε_1), \vec{E}_{app} le champ appliqué au niveau de la cavité et \vec{E}_2 le champ appliqué au niveau de la partie inférieure de l'isolant (de hauteur L_2 et de permittivité ε_2).

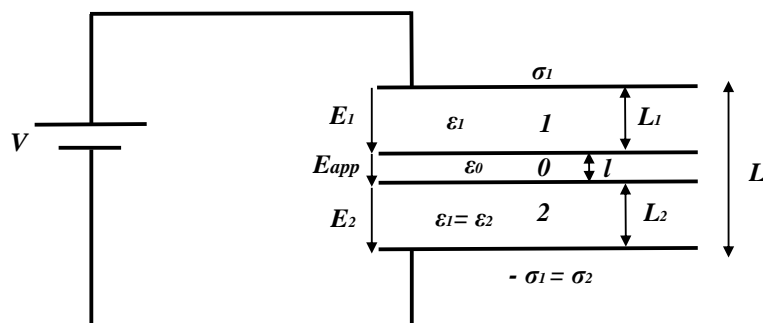


FIGURE 2.1 – Champs électriques et charges surfaciques aux bornes de l'isolant et de la cavité avant le phénomène de décharge partielle.

Exprimons les différents champs électriques aux bornes de la cavité et du reste de l'isolant avant le phénomène de décharge partielle :

$$E_1 L_1 + E_{app} l + E_2 L_2 = V \quad (2.1)$$

Comme la surface séparant la cavité du reste du diélectrique n'est pas chargée, la charge surfacique aux bornes de la cavité est nulle : $\sigma_0 = 0$, avant la décharge partielle, on peut donc écrire :

$$\varepsilon_1 \vec{E}_1 = \varepsilon_0 \vec{E}_{app} \quad (2.2)$$

et

$$\varepsilon_0 \vec{E}_{app} = \varepsilon_2 \vec{E}_2 \quad (2.3)$$

avec $\varepsilon_2 = \varepsilon_1$ car il s'agit du même diélectrique. En utilisant (2.1), (2.2) et (2.3), on obtient :

$$\frac{\varepsilon_0}{\varepsilon_1} E_{app} L_1 + E_{app} l + \frac{\varepsilon_0}{\varepsilon_1} E_{app} L_2 = V$$

Or, $L = l + L_1 + L_2$, ainsi, les différents champs électriques aux bornes de la cavité et du reste de l'isolation, avant le phénomène de DP, s'expriment de la manière suivante :

$$E_{app} = \frac{V}{\varepsilon_0 \left(\frac{L-l}{\varepsilon_1} + \frac{l}{\varepsilon_0} \right)} \quad (2.4)$$

et

$$E_1 = E_2 = \frac{V}{\varepsilon_1 \left(\frac{L-l}{\varepsilon_1} + \frac{l}{\varepsilon_0} \right)} \quad (2.5)$$

2.1.1.2 Après le phénomène d'avalanche électronique inhérent à la DP

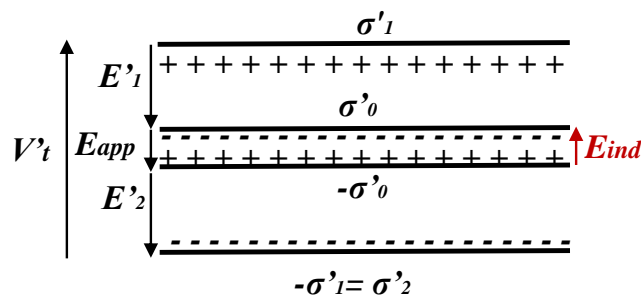


FIGURE 2.2 – Champs électriques et répartition des charges surfaciques aux bornes de l'isolant et de la cavité engendrés par le phénomène de décharge partielle.

La Figure 2.2 illustre la répartition des charges surfaciques σ'_1 et σ'_0 respectivement aux bornes de l'échantillon d'épaisseur L et de la cavité de hauteur l ainsi que les différents champs électriques mis en jeu à la fin de l'avalanche électronique inhérent au phénomène de DP.

Exprimons les différents champs après la répartition des charges suite au phénomène de décharge partielle.

On note \vec{E}'_1 le champ appliqué au niveau de la partie supérieure de l'isolant après la répartition des charges, \vec{E}_{tot} le champ total au niveau de la cavité après la répartition des charges, \vec{E}'_2 le champ appliqué au niveau de la partie inférieure de l'isolant après la répartition des charges et \vec{E}_{ind} le champ induit par la répartition des charges au niveau de la cavité. On note V'_t la tension aux bornes de l'échantillon suite au phénomène de DP.

On peut toujours écrire :

$$E'_1 L_1 + E_{tot} l + E'_2 L_2 = V'_t \quad (2.6)$$

avec $\vec{E}_{tot} = \vec{E}_{ind} + \vec{E}_{app}$

Après la répartition des charges due à la DP, la surface de la cavité est chargée et on a $\sigma'_0 \neq 0$. Dans ce cas, la composante normale du champ électrique subit une discontinuité qui s'exprime en fonction de la densité surfacique de charge :

$$\varepsilon_1 \vec{E}'_1 - \varepsilon_0 \vec{E}_{tot} = \sigma'_0 \vec{n}_{01} \quad (2.7)$$

et

$$\varepsilon_0 \vec{E}_{tot} - \varepsilon_2 \vec{E}'_2 = -\sigma'_0 \vec{n}_{20} \quad (2.8)$$

D'après (2.7) et (2.8),

$$\varepsilon_1 E'_1 - \varepsilon_0 E_{tot} = -\sigma'_0 \quad (2.9)$$

$$\varepsilon_0 E_{tot} - \varepsilon_2 E'_2 = -(-\sigma'_0) = \sigma'_0 \quad (2.10)$$

avec $\varepsilon_2 = \varepsilon_1$ car il s'agit du même diélectrique.

Ainsi, en utilisant (2.9), (2.10), on obtient $E'_1 = E'_2$

Si l'on suppose, $E_{tot} \neq 0$, alors avec (2.6), on a :

$$E'_1(L-l) + E_{tot}l = V'_t \quad \text{car} \quad L_1 + L_2 = L-l$$

$$E'_1(L-l) + (E_{ind} + E_{app})l = V'_t$$

d'après (2.4),

$$E'_1(L-l) + (E_{ind} + \frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_0} E_1)l = V'_t$$

Or avec (2.9), on obtient :

$$E_{ind} = E_{tot} - E_{app} = \frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_0} E'_1 + \frac{\sigma'_0}{\varepsilon_0} - \frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_0} E_1 = \frac{\sigma'_0 + \varepsilon_1(E'_1 - E_1)}{\varepsilon_0}$$

d'où :

$$(\frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_0} E'_1 + \frac{\sigma'_0}{\varepsilon_0})l + E'_1(L-l) = V'_t$$

Soit,

$$\frac{\sigma'_0}{\varepsilon_0} l + E'_1(\frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_0} l + L-l) = V'_t$$

On peut modéliser la cavité à l'aide d'un condensateur et la décharge partielle qui en résulte comme la décharge de celui-ci. Il se trouve en série et en parallèle avec d'autres condensateurs qui modélisent le reste de l'isolation saine. On note C_b la capacité équivalente à la partie saine de l'isolant en série avec la cavité et C_{cav} la capacité équivalente à la cavité. C_a représente la capacité équivalente au reste de l'isolant. On a donc $C_b = \frac{S_{cav}\varepsilon_1}{L-l}$.

De même, $C_{cav} = \frac{S_{cav}\varepsilon_0}{l}$ et $C_a = \frac{S\varepsilon_1}{L}$.

Comme C_a est en parallèle avec C_{cav} , elle-même en série avec C_b , on a :

$$C_{ech} = C_a + \frac{C_b C_{cav}}{C_b + C_{cav}}$$

Ainsi,

$$E'_1 = \frac{\sigma'_1}{\varepsilon_1} = \frac{Q'_1}{S_{cav}\varepsilon_1} \quad (2.11)$$

et

$$V'_t = \frac{Q'_a}{C_a} = \frac{Q'_1}{C_{eq}} \quad (2.12)$$

d'où

$$Q'_1 = \frac{Q'_a C_{eq}}{C_a} \quad \text{avec} \quad C_{eq} = \frac{C_b C_{cav}}{C_b + C_{cav}}$$

De plus, d'après (2.12), (2.13), on a :

$$E'_1 = \frac{\sigma'_1}{\varepsilon_1} = \frac{Q'_1}{S_{cav}\varepsilon_1} = \left(\frac{Q'_a C_{eq}}{S_{cav}\varepsilon_1 C_a} \right) = V'_t \frac{C_{eq}}{S_{cav}\varepsilon_1}$$

Ainsi, avec (2.11), il vient :

$$\frac{\sigma'_0 l}{\varepsilon_0} + V'_t \frac{C_{eq}}{S_{cav} \varepsilon_1} \left(\frac{\varepsilon_1}{\varepsilon_0} l + L - l \right) = V'_t$$

Soit :

$$\sigma'_0 = V'_t \left(\frac{S_{cav} \varepsilon_1 \varepsilon_0 - C_{eq} \varepsilon_1 l - C_{eq} \varepsilon_0 (L - l)}{S_{cav} \varepsilon_1 l} \right)$$

$$V'_t = \frac{\sigma'_0}{\left(\frac{S_{cav} \varepsilon_1 \varepsilon_0 - C_{eq} \varepsilon_1 l - C_{eq} \varepsilon_0 (L - l)}{S_{cav} \varepsilon_1 l} \right)}$$

Ainsi,

$$V'_t = B \sigma'_0 \quad \text{avec} \quad B = \frac{S_{cav} \varepsilon_1 l}{S_{cav} \varepsilon_1 \varepsilon_0 - C_{eq} (\varepsilon_1 l + \varepsilon_0 (L - l))}$$

Comme $C_b \ll C_{cav}$, $C_{eq} = \frac{C_b C_{cav}}{C_b + C_{cav}} = C_b$ et $S_{cav} = \frac{C_b (L - l)}{\varepsilon_1}$
alors,

$$B = \frac{C_b (L - l) l}{C_b (L - l) \varepsilon_0 - C_b (\varepsilon_1 l + \varepsilon_0 (L - l))} = - \frac{(L - l)}{\varepsilon_1}$$

La tension aux bornes de l'échantillon V'_t suite au phénomène de DP peut s'exprimer en fonction de la charge effectivement transférée au sein de la cavité σ'_0 et de la hauteur de la cavité :

$$V'_t = \frac{-\sigma'_0 (L - l)}{\varepsilon_1} \quad (2.13)$$

2.1.2 Champs induit E_{ind} , résiduel E_{res} et temps caractéristique de décharge τ_{up}

Les observations faites par P.Morshuis dans [40], [41] permettent une meilleure compréhension de l'évolution des grandeurs caractéristiques des DP au cours du vieillissement. Notamment, l'altération des propriétés de la surface des cavités lors du vieillissement conduit à un changement du mécanisme de DP. Revenons plus en détail sur les différents régimes de DP évoqués en 1.4.2.

2.1.2.1 Régime « streamer discharge »

Dans le cas de matériaux « vierges » (c'est à dire n'ayant pas subi d'activité de DP antérieures), les DP apparaissent à de très hautes tensions car peu d'électrons germes sont disponibles pour initier l'avalanche électronique. Le matériau « sain » présente un fort potentiel d'ionisation et la surface de la cavité libère alors peu d'électrons. De telles valeurs de surtensions donnent lieu à un régime de « streamer » au sein duquel l'avalanche électronique est gouvernée par le phénomène de photo-ionisation dans le gaz de la cavité, qui domine devant l'émission photo-électronique à la cathode. Le processus d'avalanche électronique se développe alors très rapidement : les largeurs de pulses associés aux DP sont gouvernées par le temps de formation du « streamer » et sont donc faibles. Il s'agit d'un mécanisme qui se développe au sein de cavités présentant une importante densité moléculaire. Le mécanisme de « streamer » se déroule selon trois phases [42] :

Phase 1 : un électron primaire près de la cathode provoque une avalanche électronique primaire. Comme la mobilité des électrons est supérieure à celle des ions, l'avalanche se développe comme un nuage d'électrons laissant derrière elle une charge d'espace positive (Figure 2.3, a). Les électrons, rapides, sont attirés vers l'anode et les ions, plus lents, forment une charge d'espace dans le gaz. Le champ E_c dû à la charge d'espace va renforcer le champ en tête d'avalanche qui sera le siège de nombreuses collisions entre électrons et ions positifs. Ces collisions vont produire des photons qui auront suffisamment d'énergie pour ioniser les atomes environnants.

Phase 2 : des électrons secondaires sont créés, non pas par impact des ions positifs ou des photons sur la cathode mais par photo-ionisation dans le gaz (formation d'ion par impact

d'un photon sur un atome), autour de la charge d'espace. Ces électrons provoquent en tête d'avalanche de petites avalanches secondaires (Figure 2.3, b).

Phase 3 : la charge d'espace augmente en volume et devient un « streamer » (Figure 2.4, a). De nouvelles avalanches secondaires viennent s'ajouter à l'avalanche primaire et le « streamer » progresse très rapidement jusqu'à la cathode, plus rapidement que le temps mis par les ions positifs pour se rendre à la cathode (Figure 2.4, b).

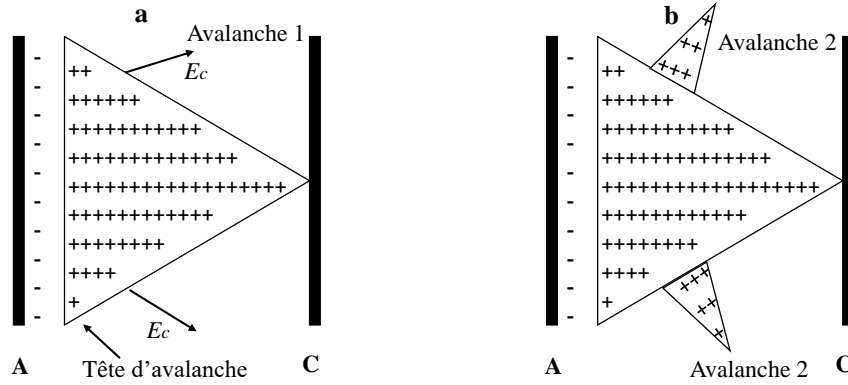


FIGURE 2.3 – Mécanisme de « streamer » (A : anode, C : cathode) [42].

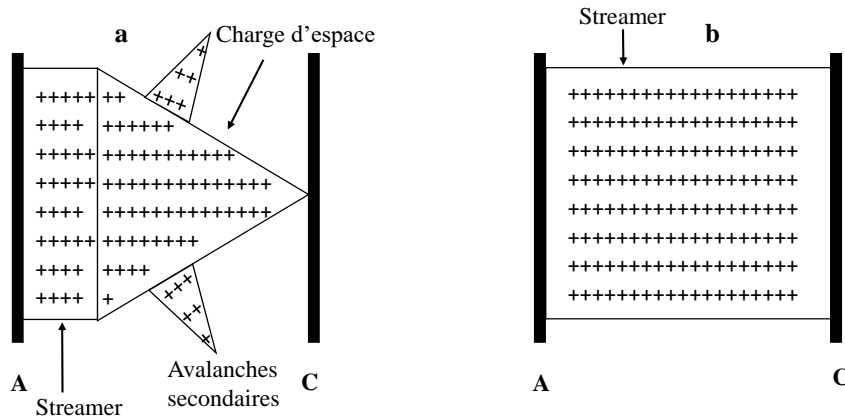


FIGURE 2.4 – Mécanisme de « streamer », suite (A : anode, C : cathode) [42].

Lorsque le matériau vieillit, la densité atomique diminue, moins d'espèces ionisables sont présentes dans le volume du gaz de la cavité. La charge d'espace génère alors un champ électrique négligeable. On transite vers le mécanisme de Townsend.

2.1.2.2 Régime de Townsend

Le régime de Townsend apparaît au sein de matériaux ayant déjà subi des décharges partielles antérieures (matériaux « modérément âgés »). Le modèle de Townsend d'une décharge correspond à une avalanche autonome. Un électron germe initial près de la cathode engendre une avalanche électronique primaire. L'électron libéré de la cathode acquiert de l'énergie cinétique par le champ appliqué E_{app} . Si le libre parcours moyen l_c (la distance moyenne parcourue entre deux collisions successives) entre les collisions dans la direction du champ est suffisamment grand et que E_{app} est suffisamment élevé alors l'énergie gagnée par l'électron ($eE_{app}l_c$) sera suffisante pour causer l'ionisation lors de l'impact avec une molécule, libérant ainsi un autre électron. Notons que l_c (le libre parcours moyen de l'électron) est inversement proportionnel à la densité de molécule présente dans le gaz, c'est-à-dire inversement proportionnel à la pression du gaz.

On note :

$$l_c = \frac{1}{\sigma \times N}$$

avec σ la section efficace de collision (m^2) et N la densité du gaz (m^{-3}) extraite de la loi des gaz parfaits : $P = NkT$ avec k la constante de Boltzmann, T la température et P la pression du gaz. Par conséquent, l'énergie ε acquise par l'électron germe sous l'action du champ électrique appliqué dépend de la nature et de la pression du gaz :

$$\varepsilon = \frac{eE_{app}}{\sigma \times N}$$

avec e la charge élémentaire de l'électron.

Pour que cette avalanche soit entretenue, il est nécessaire que tous les électrons quittant la zone d'ionisation soient remplacés : chaque électron doit créer suffisamment d'ions positifs et de photons pour qu'ils puissent produire à leur tour de nouveaux électrons secondaires par bombardement sur la cathode. Contrairement au régime de « streamer », l'avalanche primaire va produire des électrons secondaires près de la cathode qui conduiront à la formation d'avalanches secondaires afin d'entretenir le processus. La décharge va devenir autonome, c'est à dire qu'un courant continuera à s'écouler à travers la cavité même après que les charges produites par l'avalanche primaire aient été retirées du processus. La tension d'initiation d'une décharge de Townsend correspond donc au niveau de tension à partir duquel une avalanche auto-suffisante peut être générée. Cette tension d'initiation est fonction de la taille du défaut ainsi que du type de gaz et de sa densité (donc de sa pression). Elle est exprimée par la loi de Paschen décrite en 1.3.1. Cette loi met en relation les deux coefficients de Townsend α et γ .

En effet, afin de décrire une décharge électrique dans les conditions de Townsend (c'est à dire une avalanche auto-suffisante), il est nécessaire d'introduire deux coefficients. Le processus de multiplication du nombre de paires électrons-ions (ou mécanisme d'ionisation primaire) est décrit par le premier coefficient de Townsend ou coefficient d'ionisation α qui correspond au nombre de paire électrons-ions produites lors des collisions par unité de longueur dans le gaz. Le deuxième coefficient de Townsend γ correspond au rapport du nombre d'électrons secondaires émis par ions incidents et dépend principalement de la densité du gaz, de l'énergie acquise par les ions et des caractéristiques de la surface de la cavité.

Le nombre d'électrons produits à l'issue de l'avalanche électronique primaire, dn peut être exprimé en fonction de α par $dn = \alpha ndx$. n est le nombre d'électrons à la distance x . On peut ainsi exprimer le nombre d'électrons en x par :

$$n(x) = n_0 \exp \{ \alpha x \}$$

avec n_0 le nombre d'électrons initiaux à $x = 0$, la cathode.

Ainsi, le courant dû au déplacement des électrons augmente lorsque l'on se rapproche de l'anode. Les Figures 2.5, 2.6 et 2.7 résument le phénomène d'avalanche électronique et l'évolution du courant ainsi que du champ total (sous tension continue) au niveau de la cavité lors de cette avalanche électronique.

Les ions positifs créés dans l'avalanche vont être attirés par la cathode et constituer un courant. Comme la plus grande concentration d'ions positifs a lieu à la fin de l'avalanche électronique (près de l'anode, loin de la cathode, 4 sur la Figure 2.6), le courant ionique atteindra son maximum une fois que les électrons auront été balayés vers la surface anodique de la cavité, c'est-à-dire une fois que le courant électronique diminuera.

D'après la définition du premier coefficient de Townsend, la quantité α^{-1} correspond à la distance entre deux collisions électron-atome donnant lieu à une ionisation. On peut alors dire que lors de l'avalanche électronique, tout se déroule comme si la majorité des charges (électrons et ions positifs) étaient créées à une distance α^{-1} de la surface anodique de la cavité (4 sur la Figure 2.6). Ainsi, la distance moyenne parcourue par les électrons à partir de l'endroit où ils ont été créés est de α^{-1} . Celle des ions est de $l - \alpha^{-1}$. Les électrons mettent donc un temps :

$$\tau_n = \frac{\alpha^{-1}}{v_n}$$

avec v_n la vitesse des électrons pour rejoindre l'anode.

L'amplitude du courant des électrons I_n est proportionnelle à v_n et ainsi la charge électronique observée est :

$$Q_n = I_n \tau_n \propto \alpha^{-1}$$

De même, les ions positifs mettent un temps :

$$\tau_p = \frac{l - \alpha^{-1}}{v_p}$$

avec v_p la vitesse des ions positifs pour rejoindre la cathode.

Le courant ionique s'écoulera sur une durée plus longue que le courant électronique en raison de la plus faible valeur de v_p mais également parce que les ions ont plus de distance à parcourir pour atteindre la cathode, que les électrons, l'anode. L'amplitude du courant des ions positifs I_p est proportionnelle à v_p et ainsi la charge électronique observée est :

$$Q_p = I_p \tau_p \propto l - \alpha^{-1}$$

Ainsi, le courant apparent dû au mouvement des ions positifs est plus important que celui dû au déplacement des électrons même si leur charge réelle est égale à celle des électrons. Pour que le nombre de charges positifs soit égal au nombre de charges négatives on doit avoir :

$$Q_p = (\alpha l - 1) Q_n$$

La charge totale observée est alors :

$$Q = Q_n + Q_p = \alpha l Q_n \quad [11]$$

Rappelons qu'à la fin d'une DP, le champ atteint une valeur résiduelle E_{res} . La valeur de ce champ dépend en réalité du champ induit par la répartition des charges E_{ind} . Le mécanisme de DP décrit par Townsend nous permet d'expliquer l'évolution de ces champs au cours du vieillissement. En réalité, même si la formation de l'avalanche se termine à la distance α^{-1} de l'anode, la décharge perdure tant que le courant s'écoule à travers la cavité, c'est à dire tant que les ions positifs sont balayés vers la cathode (5, 6 sur la Figure 2.6). Ce phénomène est à l'origine du champ électrique résiduel E_{res} .

On peut expliquer pourquoi, lorsque l'isolant vieillit, le champ E_{res} augmente. Lorsque le gaz présent dans la cavité a déjà subi des ionisations antérieures, la probabilité pour un électron d'ioniser un atome est plus faible : le processus d'ionisation est moins efficace. Beaucoup d'électrons sont piégés sur la surface de la cavité et moins d'espèces ionisables sont présentes dans le volume du gaz. Ainsi, la valeur de E_{ind} (champ induit par la répartition des charges) diminue et comme :

$$E_{tot}(t_{end}) = E_{app} + E_{ind}(t_{end}) = E_{res} \text{ (7 sur la Figure 2.6),}$$

E_{res} augmente.

Il s'en suit une diminution de la quantité :

$$\Delta E_{tot} = E_{tot}(t_{lag}) - E_{res}$$

De même, si l augmente, alors la distance à parcourir pour les ions est d'autant plus grande et donc E_{ind} diminue, ce qui entraîne l'augmentation de E_{res} .

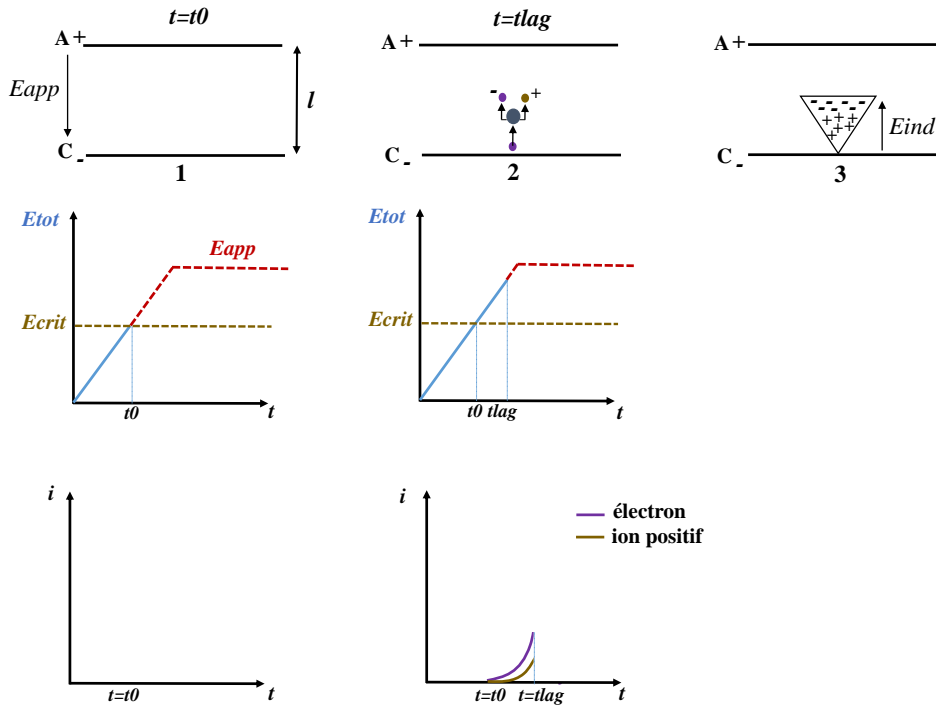


FIGURE 2.5 – Dépassement du champ critique (1, $t = t_0$), électron germe (2, $t = t_{lag}$), début de l’avalanche électronique (3). E_{tot} : champ total au niveau de la cavité. i : courant sur l’anode et la cathode.

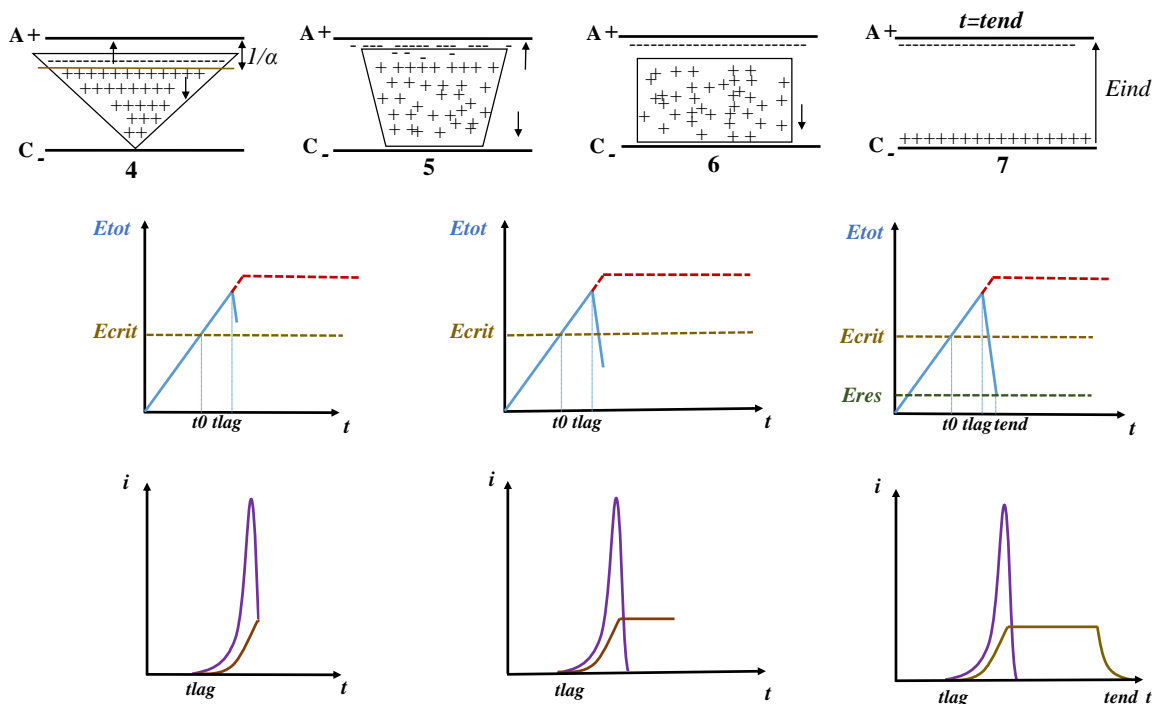
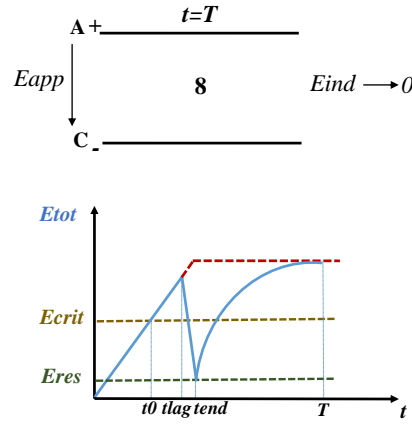


FIGURE 2.6 – Maximum de charges créées à la fin de l’avalanche électronique (4), flux d’électrons arrivant à l’anode (5) et d’ions positifs à la cathode (6), répartition des charges après avalanche électronique ($t = t_{end}$, 7). E_{tot} : champ total au niveau de la cavité. i : courant sur l’anode et la cathode.


 FIGURE 2.7 – Recombinaison des charges ($t = T$).

Le temps nécessaire à l'établissement des charges de part et d'autre de la cavité (7, Figure 2.6) sera noté τ_{up} (ou temps caractéristique de décharge de la cavité). Il correspond à la largeur des pulses de courant induits par les DP. Il s'agit également du temps caractéristique de la chute de champ électrique au niveau de la cavité ΔE_{tot} . On note ainsi :

$$t_{end} - t_{lag} = \tau_{up} \text{ (7, Figure 2.6).}$$

Dans le cas du régime de Townsend survenant dans les cavités « modérément âgés », il existe une relation linéaire entre la largeur de pic du courant de décharge et la distance anode-cathode c'est à dire la longueur l de la cavité [41]. La largeur des pulses de décharge augmente par rapport à ceux observés au sein d'isolants « jeunes » dans lesquels se développent des DP rapides ou « streamer ». Ceci a pour conséquence l'augmentation du τ_{up} lors du vieillissement électrique du matériau. Cette grandeur, évoluant avec l'âge du matériau, pourrait être une variable pertinente à considérer dans notre étude. A la fin de l'avalanche, les charges se recombinent au sein de la cavité ou diffusent dans le reste de l'isolant et la valeur du champ induit E_{ind} décroît exponentiellement. Le champ total au niveau de la cavité E_{tot} retrouve sa valeur initiale E_{app} . On note :

$$T - t_{end} = 5\tau_{down} \text{ (Figure 2.7).}$$

Remarque : Le raisonnement précédent qui décrit les processus physiques mis en jeu lors du mécanisme de Townsend a été illustré dans le cas de l'augmentation de la tension. En théorie, les DP apparaissent même après stabilisation de la tension, à chaque $t = T + t_{lag}$. Cependant, sous tension continue, des charges d'espace s'accumulent au sein de la cavité et peuvent créer un champ induit suffisamment élevé pour que la valeur du champ total au niveau de la cavité ne dépasse plus le seuil de champ critique E_{crit} . Dans ce cas, E_{tot} ne dépassera plus E_{crit} jusqu'à ce que E_{app} soit à nouveau renforcé (et donc que la tension soit à nouveau augmentée).

2.1.2.3 Régime « pitting discharge »

Dans le cas de matériaux « âgés » (ayant subi une forte activité de DP antérieure), le mécanisme de DP est décrit par le régime « pitting discharge ». Ce régime est caractérisé par des pulses de courant très fréquents de largeur faible. Les microcavités qui se forment au niveau de la surface des cavités, sièges de DP, sont de très petites tailles ce qui explique la valeur très faible de la largeur des pulses associés. On observe encore quelques pulses plus larges qui correspondent aux DP ayant lieu dans des cavités de taille importante où la largeur des pulses est gouvernée par le temps mis par les ions positifs à rejoindre la cathode.

2.1.3 Temps caractéristiques de « recharge » de la cavité τ_{down} en fonction des propriétés électriques et de la taille du défaut

2.1.3.1 Modèle théorique : calcul théorique du temps de recombinaison de charges dans une cavité

La caractérisation des décharges partielles a souvent été étudiée à travers l'amplitude et la fréquence d'apparition des pulses de DP [34]. Une relation entre τ_{down} et les paramètres de la cavité a été établie en exploitant le modèle théorique présenté en 1.3.2, pour la modélisation du phénomène de DP sous DC au sein d'une cavité interne à un diélectrique solide. Rappelons que, d'après [28], le temps τ_{down} de « recharge » de la cavité, peut être modélisé par une constante de temps RC.

On peut donc déduire une relation entre les paramètres électriques et géométriques de la cavité et la constante de temps τ_{down} :

Ainsi, on a :

$$\tau_{down} = \frac{R_b R_c (C_c + C_b)}{R_b + R_c} \quad \text{avec} \quad C_c = \frac{\varepsilon_c S}{l}, R_c = \frac{\rho_c l}{S}, C_b = \frac{\varepsilon_b S}{L-l}, R_b = \frac{\rho_b (L-l)}{S}$$

ρ_b , ε_b , ρ_c et ε_c correspondent respectivement aux résistivités et permittivités diélectriques de l'isolant et de la cavité.

Alors :

$$\tau_{down} = \frac{\frac{\rho_c l}{S} \frac{\rho_b (L-l)}{S} (\frac{\varepsilon_c S}{l} + \frac{\varepsilon_b S}{L-l})}{\frac{\rho_b (L-l)}{S} + \frac{\rho_c l}{S}} = \frac{\rho_c l \rho_b (L-l) (\frac{\varepsilon_c}{l} + \frac{\varepsilon_b}{L-l})}{\rho_c l + \rho_b (L-l)} = \frac{\rho_c \rho_b \varepsilon_0 (\varepsilon_{r,c} (L-l) + \varepsilon_{r,b} l)}{\rho_c l + \rho_b (L-l)}$$

Ainsi :

$$\tau_{down} \left(\frac{l}{L}, \rho_c, \varepsilon_{r,c} \right) = \frac{\rho_c \rho_b \varepsilon_0 (\varepsilon_{r,c} (1 - \frac{l}{L}) + \varepsilon_{r,b} \frac{l}{L})}{\rho_c \frac{l}{L} + \rho_b (1 - \frac{l}{L})} \quad \text{avec} \quad 0 < \frac{l}{L} < 1.$$

2.2 Validation expérimentale sur échantillons modèles

Avant de procéder à la mesure de DP sur câbles isolés au polyéthylène (PE), une étude préliminaire a été menée en laboratoire au sein de plaques de PE. Cette première étude a pour but de déterminer l'influence de différents paramètres sur les grandeurs caractéristiques des DP telles que le champ d'apparition des DP (ou l'équivalent en tension d'apparition), le temps caractéristique de « recharge » de la cavité τ_{down} , le temps caractéristique de décharge τ_{up} (qui correspond à la durée d'établissement des charges de part et d'autre de la cavité) et l'amplitude ΔV des signaux de DP. En effet, d'après les études théoriques antérieures, ces grandeurs peuvent être reliées à l'état de dégradation de l'isolant en question. Les valeurs expérimentales et l'évolution de ces grandeurs en fonction de différents paramètres seront comparées aux modèles théoriques explicités dans la première partie de ce chapitre ainsi qu'aux résultats des études antérieures. Les différents paramètres dont nous voulons observer l'influence sur les grandeurs mentionnées sont les suivants :

1. Influence de l'épaisseur de l'échantillon : les échantillons de polyéthylène sont des couches simples de 1 mm d'épaisseur ou de 100 μm d'épaisseur. Il s'agit de films de polyéthylène basse densité. La mesure de DP a été effectuée au sein de ces échantillons et d'un échantillon de type sandwich, de 300 μm d'épaisseur, constitué d'un assemblage de trois films de polyéthylène de 100 μm d'épaisseur chacun.
2. Influence du vieillissement électrique. La mesure de DP a été effectuée sur les échantillons suivants :
 - échantillon de PE de 1 mm vieillit artificiellement en appliquant un champ électrique de 30 kV/mm pendant 5 heures
 - échantillon de PE de 1 mm non vieillit artificiellement.
3. Influence de la hauteur de la cavité. Les échantillons utilisés pour la mesure de DP présentent les caractéristiques suivantes :

- échantillon de PE de 300 μm d'épaisseur au sein duquel un trou est réalisé dans la couche du milieu afin de créer une cavité centrale d'une hauteur de 100 μm , dans laquelle sont censées apparaître préférentiellement les DP
 - échantillon de PE de 300 μm , composé de trois couches de PE de 100 μm , sans cavité artificielle.
4. Influence de la résistivité de la cavité. Dans ce cas, les échantillons sous test sont les suivants :
- échantillon de PE de 300 μm avec une cavité de 100 μm remplie d'air.
 - échantillon de PE de 300 μm comprenant une cavité de 100 μm remplie d'huile.

Les variations de la tension au cours du temps, dues à la présence de DP au sein des échantillons, ont été relevées et interprétées. Les différentes grandeurs extraites sont illustrées sur la Figure 2.8.

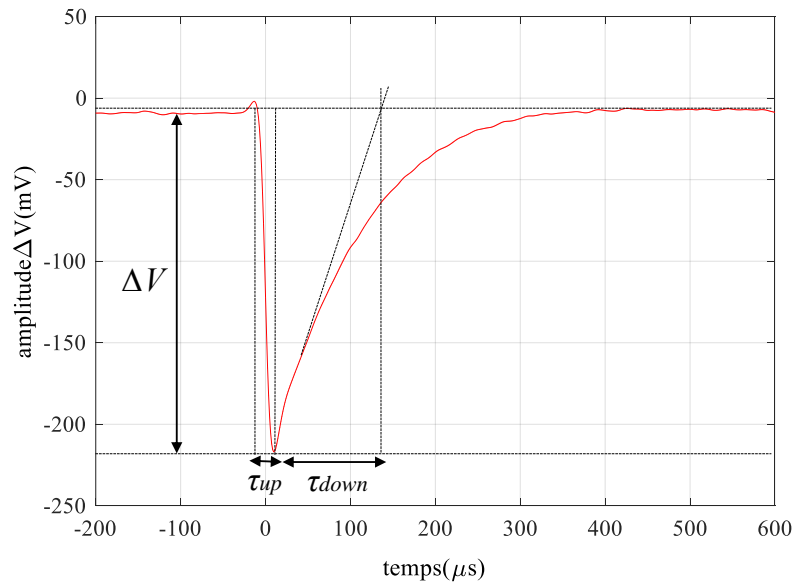


FIGURE 2.8 – Amplitude ΔV d'un signal de DP, temps caractéristique de décharge τ_{up} et temps caractéristique de recombinaison de charges τ_{down} .

2.2.1 Dispositif de mesure

2.2.1.1 Schéma du principe de détection

La Figure 2.9 présente une vue d'ensemble du montage expérimental réalisé dans le cadre de cette thèse, dédié à cette première étude.

Le système de mesure consiste en un générateur de haute tension continue (3 sur la Figure 2.9 a) pouvant délivrer jusqu'à 60 kV, un objet test placé entre deux électrodes, et un oscilloscope numérique est utilisé pour la mesure des DP. La tension est envoyée dans la cuve (1 sur la Figure 2.9 a) via un câble coaxial et une résistance de 5 G Ω (2 sur la Figure 2.9 a) et appliqué sur l'électrode inférieure. Le signal est récupéré sur l'électrode supérieure et passe par un circuit de protection (4 sur la Figure 2.9 a) avant de rejoindre l'oscilloscope dont l'impédance d'entrée est de 1 M Ω . En effet, le claquage de l'isolation serait susceptible de provoquer l'endommagement irréversible de l'appareil de mesure. Par précaution, le circuit de protection est placé en série avec la cellule de mesure. Si une surintensité venait à apparaître, le courant serait immédiatement dévié vers la masse, ce qui protégerait l'appareil de mesure.

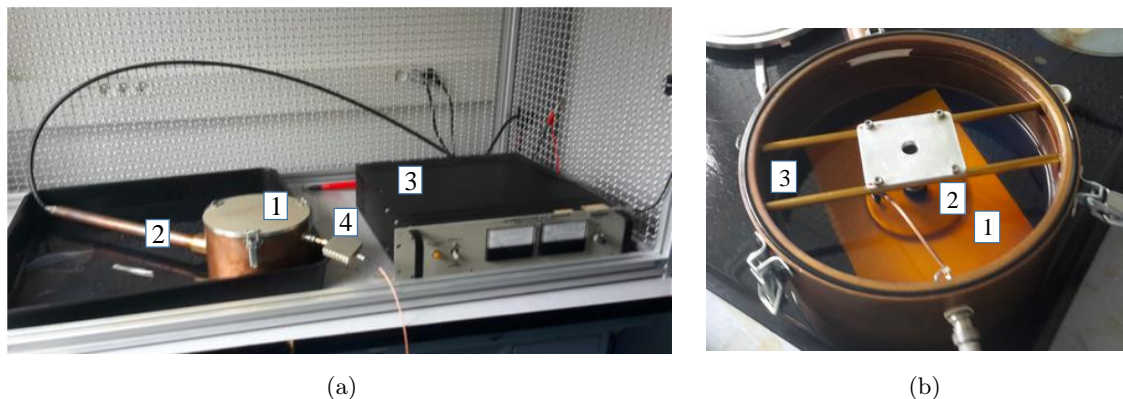


FIGURE 2.9 – Dispositif expérimental réalisé pour la mesure de DP sur plaques (a), cuve vue de l'intérieur (b).

L'échantillon test (1 sur la Figure 2.9 b) ainsi que les électrodes sont plongés dans une huile isolante pour transformateur (3 sur la Figure 2.9 b) qui permet d'éliminer les microcavités gazeuses ou les interstices d'air en les remplaçant par de l'huile dont la rigidité diélectrique est plus élevée et de meilleur comportement vis-à-vis des décharges partielles que les gaz occlus. Cela empêche que des décharges partielles se produisent le long de la surface de l'échantillon afin de s'assurer que l'on observe des DP internes à l'isolant. De même, cela permet d'éviter qu'un arc électrique se forme entre les électrodes et la paroi du dispositif. Les bords des électrodes (2 sur la Figure 2.9 b) sont arrondis pour éviter les renforcements de champ au niveau des angles. La Figure 2.10 illustre le principe de détection utilisé. La variation de tension aux bornes du dispositif de détection est relevée sur l'oscilloscope.

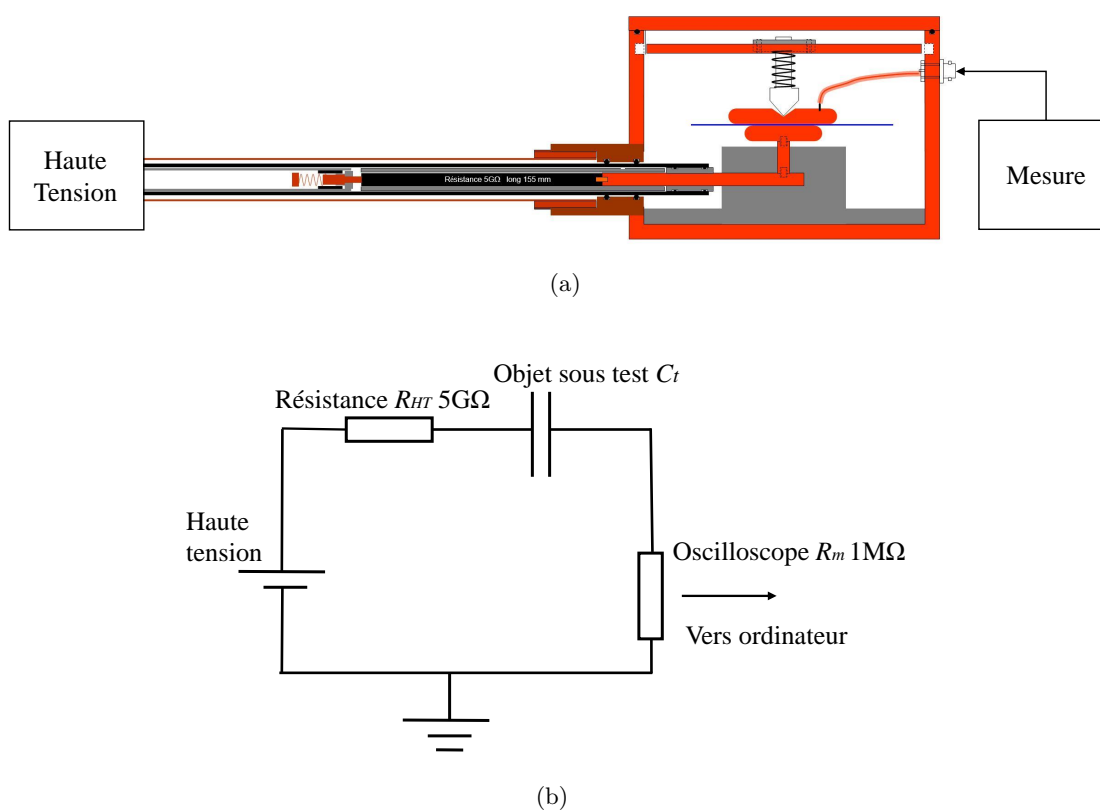


FIGURE 2.10 – Principe de détection des décharges partielles sur plaques de PE.

Afin d'exprimer la tension mesurée aux bornes de l'impédance de mesure R_m , en fonction de la tension aux bornes de l'échantillon V_t' suite au phénomène de DP, on peut utiliser un circuit équivalent où la variation de charges due au phénomène de DP est modélisée par une

source de courant en représentation Norton ou un générateur de tension, en représentation Thévenin (Figure 2.11).

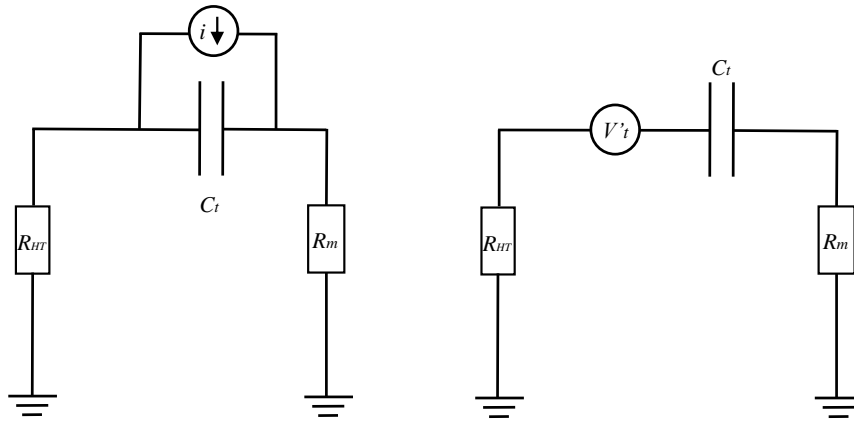


FIGURE 2.11 – Circuit équivalent en représentation Norton et Thévenin.

On note V'_t la tension aux bornes de la capacité de l'échantillon C_t , suite au phénomène de DP et V_m la tension mesurée aux bornes de l'impédance de mesure R_m .

La relation entre la tension mesurée aux bornes de l'impédance de mesure V_m et la tension aux bornes de l'échantillon V'_t suite au phénomène de DP est la suivante :

$$V_m = R_m \frac{V'_t}{R_m + R_{HT} + \left(\frac{1}{C_t j\omega}\right)} = R_m \frac{V'_t j C_t \omega}{(R_m + R_{HT}) j C_t \omega + 1} = R_m \frac{V'_t j C_t \omega}{R_{HT} j C_t \omega + 1}$$

avec $C_t = 40$ pF, $R_m = 1$ M Ω , $R_{HT} = 5$ G Ω dans le cas d'un échantillon de 1 mm d'épaisseur. Il s'agit d'un filtre passe-haut dont la fréquence de coupure est $f_c = 0.79$ Hz et la constante de temps à 63% est de 200 ms.

Dans le cas d'un échantillon de 300 μ m d'épaisseur, $C_t = 133$ pF, $f_c = 0.23$ Hz et la constante de temps à 63% est de 665 ms.

Dans le cas d'un échantillon de 100 μ m d'épaisseur, $C_t = 400$ pF, $f_c = 0.079$ Hz et la constante de temps à 63% est de 2 s.

La fréquence de coupure du circuit (Figure 2.11) dépend de l'épaisseur de l'échantillon.

2.2.2 Influence de l'épaisseur de l'échantillon sur le champ d'apparition des décharges partielles

Les signaux de décharges partielles ont été mesurés au sein de différents échantillons de polyéthylène (PE), d'épaisseurs variées (1 mm, 100 μ m, 300 μ m sans cavité artificielle). Les résultats expérimentaux ont montré que l'épaisseur de l'échantillon influe sur la tension d'apparition des DP. Afin de s'assurer de la véracité de nos résultats, les mesures ont été ré-itérées plusieurs fois sur des échantillons de même nature.

Les tensions d'apparition des DP dans les différents échantillons de PE sont présentées dans le Tableau 2.1. Il s'agit des valeurs moyennes sur l'ensemble des mesures effectuées. D'après le Tableau 2.1, on remarque que le champ d'apparition des DP pour les échantillons de 1 mm est de 15 kV/mm alors qu'elle est de 50 kV/mm pour les échantillons de 100 μ m et 300 μ m. Dans le cas de l'échantillon de 300 μ m, il se peut qu'une fine couche d'huile présente entre les couches de 100 μ m, augmente la rigidité diélectrique globale de l'échantillon. Le champ d'apparition des DP dans l'échantillon de 300 μ m semble en réalité situé entre 15 kV/mm et 50 kV/mm.

Notons que les échantillons de 100 μ m soumis à une tension de 15 kV (ce qui correspond à un champ électrique de 150 kV/mm, rigidité diélectrique théorique du polyéthylène [43]) n'ont pas claqué. Cependant ces échantillons ont claqué pour une tension appliquée de 30 kV soit

un champ de 300 kV/mm. Ce résultat est en accord avec les observations théoriques établies dans [44], selon lesquelles le champ de rupture diélectrique d'un matériau augmente, quand son épaisseur diminue. Il a été impossible d'amener l'échantillon de PE de 1 mm jusqu'au claquage, le générateur de tension étant limité à 60 kV, ne permettant pas d'appliquer un champ de 150 kV/mm.

Remarque : au bout d'un certain temps d'application de la tension, le phénomène de DP n'est plus observé peut être en raison des charges d'espace qui s'accumulent sous tension continue, créant un champ induit suffisamment élevé pour que la valeur du champ total au niveau de la cavité ne dépasse plus le seuil de champ critique E_{crit} . Ainsi, la tension doit être à nouveau augmentée afin que E_{tot} dépasse à nouveau E_{crit} . Nous avons en effet observé une augmentation de la fréquence des DP lors de l'augmentation de la tension appliquée. De même, la fréquence des DP augmente lorsque le champ appliqué s'approche de la valeur de claquage de l'échantillon.

Épaisseur	Tension d'apparition moyenne des DP	Champ d'apparition moyen des DP
PE 1 mm	15 kV	15 kV/mm
PE 300 μm	25 kV	50 kV/mm
PE 100 μm	5 kV	50 kV/mm

TABLE 2.1 – Tensions et champs d'apparition moyens des DP pour différentes épaisseurs de PE.

2.2.3 Influence du vieillissement électrique

Un échantillon de PE de 1 mm a été soumis à un champ de 30 kV/mm pendant 5 heures afin d'observer les signaux de DP au sein d'un matériau vieilli artificiellement (Figure 2.12, (b)). Ces signaux ont été comparés à ceux obtenus au sein d'une plaque de PE « vierge », de même épaisseur (Figure 2.12, (a)). La tension est à nouveau graduellement augmentée afin de mesurer le champ d'apparition des DP de l'échantillon vieilli artificiellement.

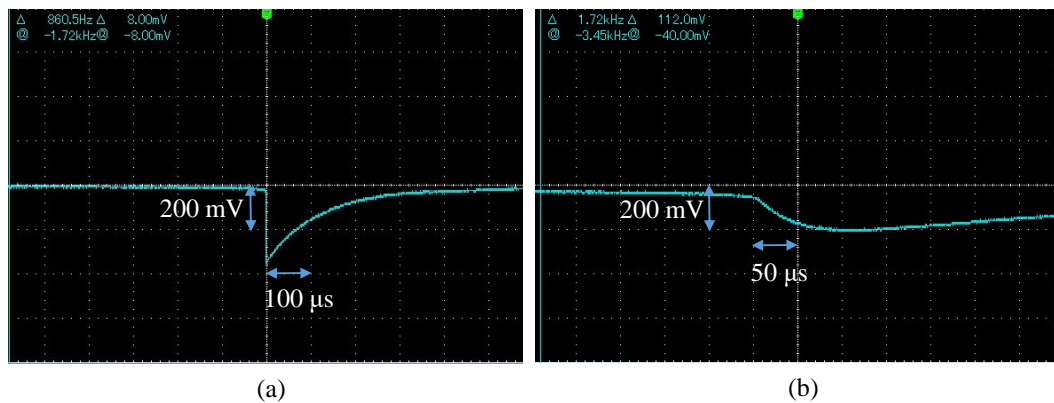


FIGURE 2.12 – Signaux de DP mesurés au sein d'un échantillon de PE de 1 mm « sain » (a) et au sein d'un échantillon de PE de 1 mm ayant subi 5 heures d'application de la tension à 30 kV (b).

Les caractéristiques des signaux sont présentées dans le Tableau 2.2. On observe une légère diminution de l'amplitude des pulses ainsi que l'augmentation du temps caractéristique de décharge τ_{up} et une augmentation du temps caractéristique de « recharge » τ_{down} par rapport aux signaux de DP d'un échantillon de PE non vieilli artificiellement. Le champ d'apparition des DP au sein d'un échantillon non vieilli est de 15 kV/mm, alors qu'il est de 10 kV/mm dans le cas d'un échantillon vieilli. On peut supposer que le matériau, ayant subi un vieillissement électrique préalable, est plus propice à l'apparition de DP. Notamment, l'augmentation de la conductivité de surface de la cavité avec le vieillissement favorise

la production d'électrons germes et ainsi une diminution du temps t_{lag} et donc du champ d'apparition des DP. La diminution du temps t_{lag} pourrait également être à l'origine de la diminution de l'amplitude des signaux. D'après 2.1.3.1, τ_{down} dépend de la taille et de la résistivité de la cavité, ce qui pourrait expliquer l'évolution de sa valeur après vieillissement, caractérisé par une modification des propriétés géométriques et électriques de la cavité. De même, nous avons mis en évidence dans 2.1.2.2 que le temps τ_{up} , augmente avec le vieillissement et l'accroissement de la taille de la cavité. Ces hypothèses théoriques semblent donc être confirmées expérimentalement.

Durée du cycle de vieillissement : temps d'application de la tension	τ_{down} moyen	Champ d'apparition moyen des DP	ΔV moyen	τ_{up} moyen
PE 1 mm non vieilli	141 μs	15 kV/mm	300 mV	dizaines de ns
PE 1 mm vieilli à 30 kV/mm pendant 5 h	$\simeq 333 \mu s$	10 kV/mm	200 mV	50 μs

TABLE 2.2 – Influence du vieillissement électrique sur les grandeurs τ_{down} , τ_{up} , champ d'apparition et amplitude des DP.

2.2.4 Influence des propriétés géométriques et électriques de la cavité : comparaison avec le modèle théorique élaboré en 2.1.3.1

Selon le modèle établi en 2.1.3.1, les variations de τ_{down} (en seconde) en fonction du ratio $\frac{l}{L}$ (hauteur de la cavité/épaisseur totale de l'échantillon) dans le cas d'un échantillon de polyéthylène ($\rho_b = 10^{13} \Omega.m$, $\epsilon_{r,b} = 2.25$) contenant une cavité remplie d'air ($\rho_c = 10^7 \Omega.m$, $\epsilon_{r,c} = 1$) ou d'huile ($\rho_c = 10^{11} \Omega.m$, $\epsilon_{r,c} = 2.2$) sont présentées sur les Figures 2.13 et 2.14, respectivement. Les valeurs de ρ_b , $\epsilon_{r,b}$, ρ_c et $\epsilon_{r,c}$ ont été mesurées en utilisant l'interface diélectrique Solartron 1296 (par Solartron analytical) [45] à partir des mesures d'impédance à très basse fréquence.

D'après les Figures 2.13 et 2.14, τ_{down} augmente avec la hauteur de la cavité l . La valeur de τ_{down} dépend également de la résistivité du matériau présent dans la cavité. On remarque que les temps de recombinaison de charges sont 10^4 fois plus importants lorsque la cavité est remplie d'huile (la résistivité de l'huile est 10^4 fois plus importante que celle de l'air).

Ce modèle confirme en partie les observations faites par [27] selon lesquelles le temps caractéristique de recombinaison de charge le long de la surface de la cavité évolue inversement à la conductivité de surface de la cavité K_s .

Afin de valider cette approche, des mesures de DP ont été effectuées au sein d'échantillons de polyéthylène de 300 μm d'épaisseur, contenant une cavité artificielle de 100 μm remplie d'air ou d'huile. Ces mesures ont été comparées avec celles effectuées au sein d'échantillons de 300 μm ne présentant pas de cavité artificielle.

Dans le cas d'un échantillon de PE de 300 μm dénué de toute cavité artificielle, les signaux de DP mesurés sont caractérisés par un τ_{down} moyen égal à 140 μs (Figure 2.15 a). Ces signaux pourraient correspondre à des DP se produisant dans de petites cavités naturellement présentes au sein de l'échantillon de PE pour $\frac{l}{L} \simeq 0.2$ (soit $l=60 \mu m$), d'après le modèle théorique (Figure 2.13).

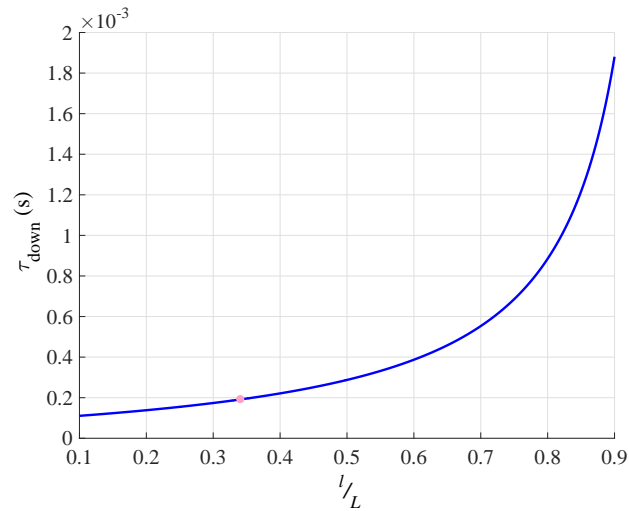


FIGURE 2.13 – Evolution du temps de « recharge » de la cavité τ_{down} en fonction du rapport hauteur de la cavité sur épaisseur de l'isolant pour une cavité remplie d'air.

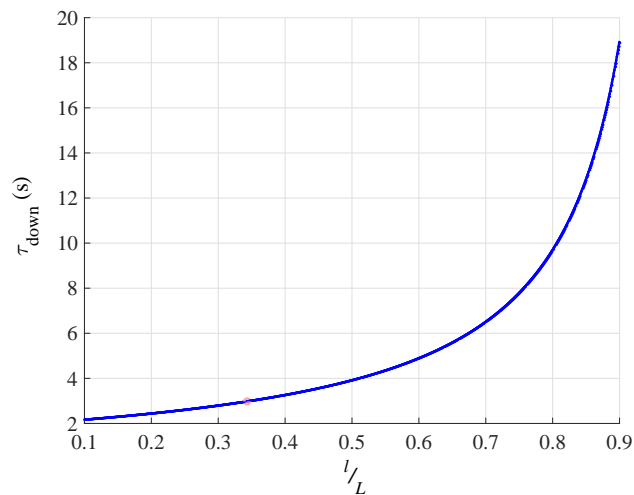


FIGURE 2.14 – Evolution du temps de « recharge » de la cavité τ_{down} en fonction du rapport hauteur de la cavité sur épaisseur de l'isolant pour une cavité remplie d'huile.

Les décharges partielles qui se produisent dans une cavité artificielle remplie d'air ($l = 100 \mu\text{m}$) encapsulée au sein d'un échantillon de PE ($L = 300 \mu\text{m}$) sont caractérisées par un τ_{down} moyen de $250 \mu\text{s}$ (Figure 2.15 b). Ainsi, cette valeur expérimentale est en accord avec le modèle théorique qui prédit une constante de temps τ_{down} d'environ $200 \mu\text{s}$ pour $\frac{l}{L} \simeq 0.33$ (point rouge, Figure 2.13 a). Cette valeur, comparée avec la valeur de τ_{down} obtenue dans le cas d'échantillons sans cavité artificielle, confirme le modèle théorique selon lequel τ_{down} augmente avec la hauteur l (Figure 2.13) et donc dépend des propriétés géométriques de la cavité.

Les DP qui ont lieu dans une cavité artificielle remplie d'huile ($l = 100 \mu\text{m}$) au sein d'un échantillon de PE ($L = 300 \mu\text{m}$) sont caractérisées par un τ_{down} moyen égal à 6.13 ms (Figure 2.15 c). Nous pouvons considérer que l'augmentation de la valeur de τ_{down} par rapport à une cavité d'air (Figure 2.15 b) est due à la valeur de la résistivité de l'huile, plus élevée que celle de l'air. Ce résultat expérimental est en accord avec le modèle théorique selon lequel τ_{down} augmente avec la résistivité ρ_c (Figure 2.13 versus Figure 2.14) et donc avec les propriétés électriques de la cavité. Le point rouge Figure 2.14 correspond à la valeur théorique de τ_{down} pour $\frac{l}{L} \simeq 0.33$. Cette valeur se situe autour de 2.9 s . Il est probable que la cavité soit en réalité composée d'un mélange d'air et d'huile, ce qui réduirait la valeur globale de la résistivité ρ_c et pourrait expliquer l'incohérence avec la valeur expérimentale de τ_{down} (6.13 ms) [46]. De

même, la présence d'impuretés dans l'huile pourrait également expliquer la diminution de la valeur globale de la résistivité ρ_c .

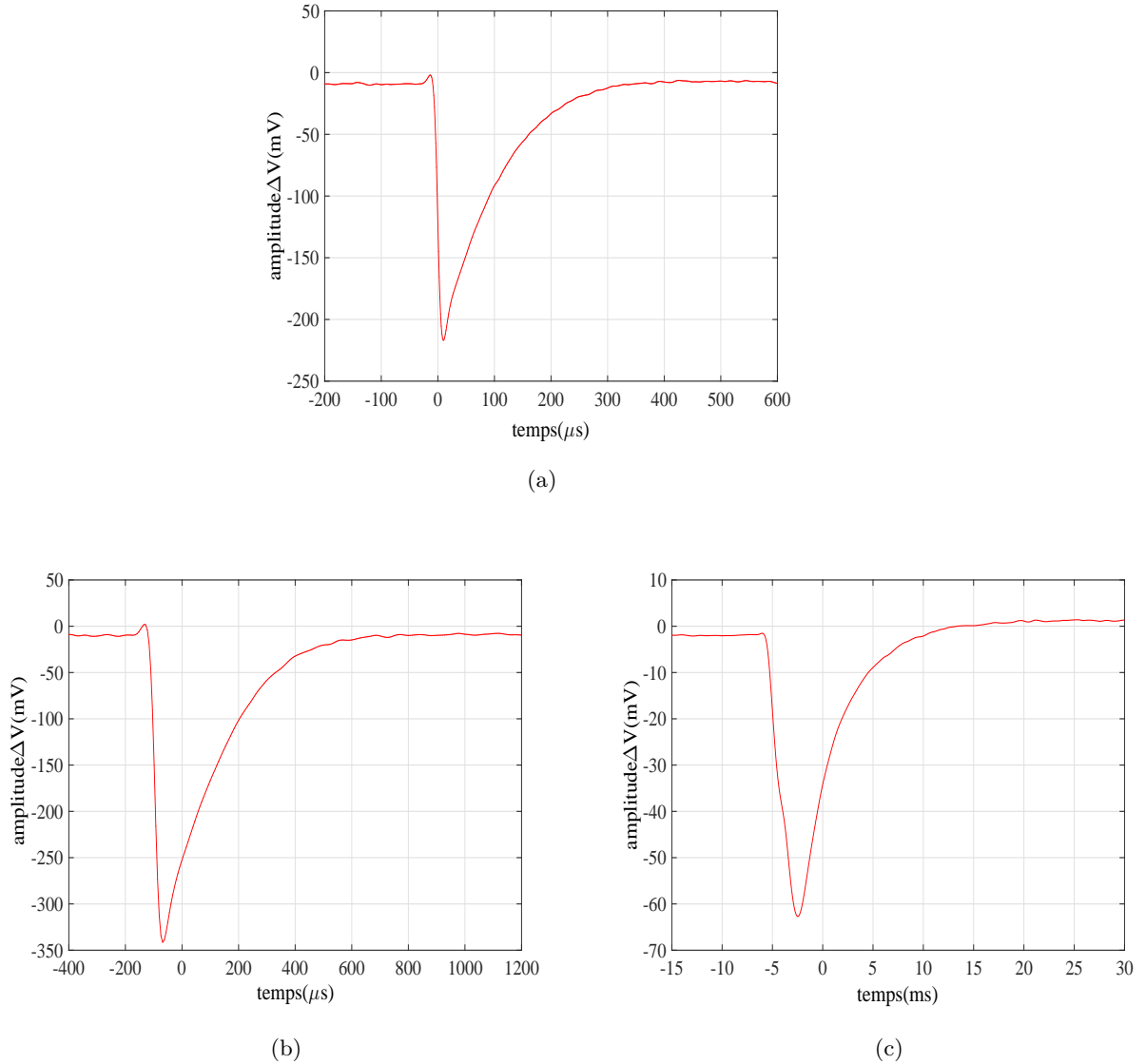


FIGURE 2.15 – Signal de DP au sein d'un échantillon de PE sans cavité artificielle (a), au sein d'un échantillon de PE contenant une cavité artificielle ($\frac{l}{L} = 0.33$), remplie d'air (b) et remplie d'huile (c).

Les résultats expérimentaux ont montré qu'il existe une relation entre τ_{down} et les paramètres géométriques et électriques de la cavité, qui évoluent au cours du vieillissement électrique de l'isolant. Ainsi, τ_{down} semble être une variable pertinente à extraire des signaux de DP pour l'estimation de l'état de dégradation de l'isolation sous tension continue [46].

2.3 Bilan

L'étude théorique du phénomène d'avalanche électronique pour différents stades de vieillissement d'un matériau isolant (« sain », « modérément âgé » et « âgé »), ont permis d'établir une relation entre les grandeurs caractéristiques des DP et l'état de dégradation du matériau sous tension continue :

- Matériau « vierge » : décharges rapides caractérisées par des largeurs de pulse de courant de DP faible, un τ_{up} court, une amplitude de DP élevée (t_{lag} élevé, E_{res} faible).
- Matériau « modérément âgé » : décharges lentes, diffuses. La largeur des pulses de

courant augmente, ce qui se traduit par un τ_{up} plus long, qui dépend de la longueur de la cavité l . L'amplitude des pulses de DP diminue (t_{lag} diminue, E_{res} augmente).

- Matériau « âgé » : pulses de courant de DP de largeur faible, noyés dans des pulses plus larges. L'amplitude des pulses de DP diminue (t_{lag} diminue, E_{res} augmente).

L'étude de l'évolution des signaux de DP au sein d'échantillons de PE de type « plaque », ont permis de confirmer certaines de ces hypothèses théoriques, notamment, l'augmentation du temps τ_{up} avec le vieillissement, ainsi que la diminution de l'amplitude des DP.

Ces mesures ont également permis de confirmer le modèle théorique selon lequel le temps caractéristique de « recharge » de la cavité τ_{down} augmente avec la taille du défaut et diminue lorsque la conductivité de la cavité augmente (au cours du vieillissement).

De même, les observations suivantes ont pu être effectuées, d'après la mesure de DP sur plaque :

- Le champ d'apparition des DP semble diminuer au cours du vieillissement.
- La fréquence d'apparition des DP augmente pendant et directement après l'augmentation ou la diminution de la tension appliquée.

Ces grandeurs semblent constituer des variables pertinentes pour l'estimation de l'état de dégradation des isolants solides sous tension continue. Certaines d'entre elles pourront être exploitées dans le cadre de la mise en oeuvre de méthodes issues de l'apprentissage artificiel, pour la reconnaissance de l'état de dégradation de différents systèmes d'isolation électrique.

3 Dispositifs de mesure réalisés pour la détection de décharges partielles sur câbles

Les différents dispositifs expérimentaux réalisés pour la mesure de décharges partielles sur câbles sous tension continue sont présentés dans ce chapitre. Ces dispositifs permettent de collecter les DP de manière continue ou à différents instants de la durée de vie du câble sous test. Les bases de données ainsi constituées serviront à l'implémentation de modèles issus de l'apprentissage artificiel afin de déterminer l'état de dégradation de l'isolation de divers types de câbles, au moment où la mesure de DP est effectuée. Ces modèles seront présentés dans la suite de cette thèse.

3.1 Câble coaxial standard « basse tension »

3.1.1 Présentation de l'échantillon

La mesure de DP a d'abord été effectuée sur un câble coaxial standard ou câble « basse tension » afin d'assurer la détection de DP au sein de l'isolant du câble pour la constitution d'une première base de données. Ce câble est soumis à une tension $V_0=15$ kV, largement supérieure à sa tension nominale d'utilisation (de quelques Volts), afin d'accélérer le vieillissement de l'isolant et provoquer l'apparition des DP.

Le câble coaxial testé (RG58CU [47]) possède une longueur totale de 100 m, une capacitance linéique de 100 pF/m, une inductance linéique de 250 nH/m et son impédance caractéristique est de 50Ω . L'âme conductrice centrale du câble (1, Figure 3.1) possède un diamètre extérieur de 0.9 mm. L'enveloppe de protection est constituée de polyéthylène (2, Figure 3.1), dont le diamètre extérieur est de 3.14 mm. Le conducteur externe est une tresse métallique en cuivre (3, Figure 3.1) dont le diamètre extérieur est de 3.57 mm. L'enveloppe isolante externe est constituée de PVC (4, Figure 3.1).

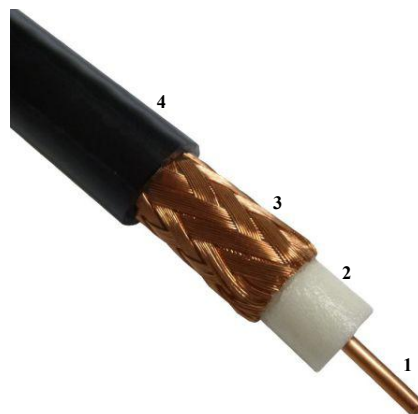


FIGURE 3.1 – Structure d'un câble coaxial.

D'après le théorème de Gauss, le champ électrique au sein d'un câble coaxial décroît avec le rayon de l'isolant. Son expression en fonction du rayon r de l'isolant est :

$$E(r) = \frac{V_0}{r \ln\left(\frac{b}{a}\right)}$$

avec V_0 la différence de potentiel entre les deux conducteurs, $a = \frac{0.9}{2}$ mm et $b = \frac{3.14}{2}$ mm.

La répartition du champ électrique au sein de l'isolant du câble pour une tension appliquée de $V_o=15$ kV en fonction du rayon r de l'isolant du câble est représentée Figure 3.2.

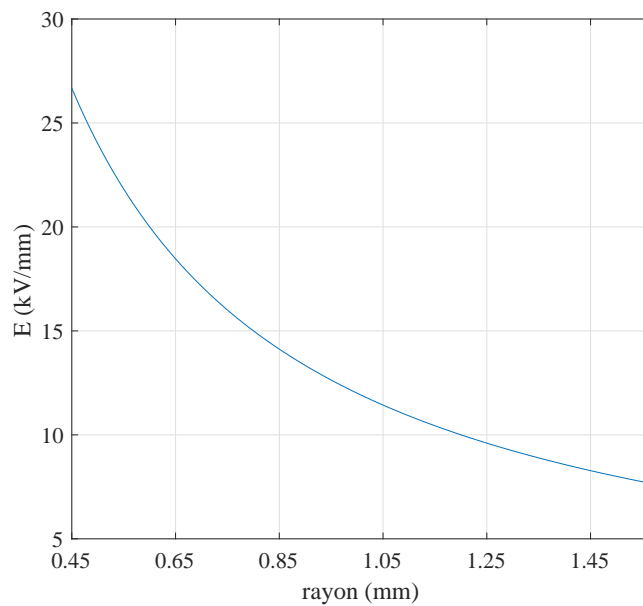


FIGURE 3.2 – Répartition du champ électrique E (kV/mm) au sein d'un câble coaxial standard dont le diamètre externe de l'isolant est de 3.14 mm, pour une tension appliquée de 15 kV.

3.1.2 Présentation du dispositif expérimental réalisé

3.1.2.1 Schéma du principe de détection

Un premier essai de mesure de DP a été effectué sur le même principe que le montage réalisé dans le cadre de la mesure de DP sur plaques de polyéthylène (2.2). Un schéma du principe de détection est représenté Figure 3.3. Le système de mesure consiste en un générateur de haute tension continue pouvant délivrer jusqu'à 60 kV. La tension appliquée au câble est de 15 kV. Dans un premier temps, une longueur de 100 m de câble (l'objet sous test), de capacité $C_t=10$ nF, est placé en série avec la source de haute tension et l'impédance de mesure de l'oscilloscope $R_m = 1$ M Ω . La haute tension est appliquée à l'objet test à travers une résistance de protection $R_{HT} = 5$ G Ω . Le signal est récupéré sur le blindage du câble, la tresse métallique, (3, Figure 3.1).

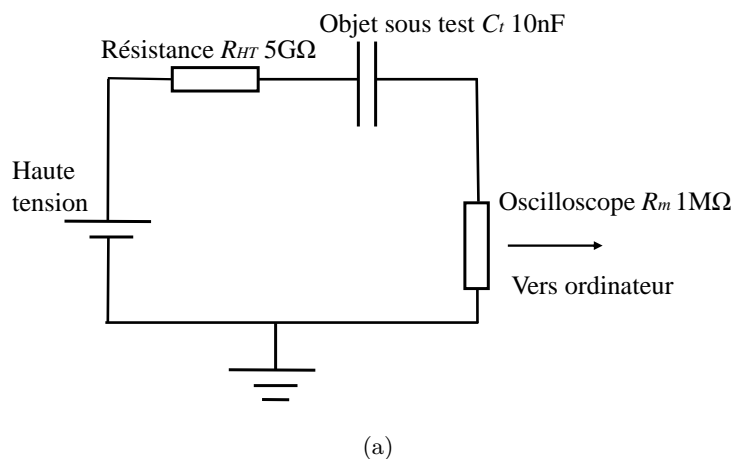


FIGURE 3.3 – Premier dispositif de mesure de DP réalisé sur câble « basse tension », circuit en série.

Les signaux de DP possèdent un spectre large, constitués de composantes très hautes fréquences associées à la répartition très rapide des charges de part et d'autre de la cavité, lors du phénomène de DP et des composantes basses fréquences, caractéristiques de la recombinaison de ces charges. Les composantes hautes fréquences possèdent des longueurs d'onde courtes par rapport à la longueur du câble, qui doit alors être modélisé par une ligne de transmission en éléments répartis. En ce qui concerne les composantes de plus basses fréquences, le câble peut être modélisé par un composant localisé. Afin de vérifier que les composantes basses fréquences, caractéristiques du phénomène de recombinaison des charges, seront bien mesurées sans atténuation, il faut déterminer la plus basse fréquence que le système est capable de détecter.

En basse fréquence, la ligne coaxiale est équivalente à une capacité $C_t = 10$ nF parallèle et à une inductance série de $25 \mu\text{H}$. On négligera l'inductance qui est d'impédance très faible en basse fréquence. Le circuit équivalent en basse fréquence est donc représenté sur la Figure 3.4, d'après les représentations Norton et Thévenin, respectivement.

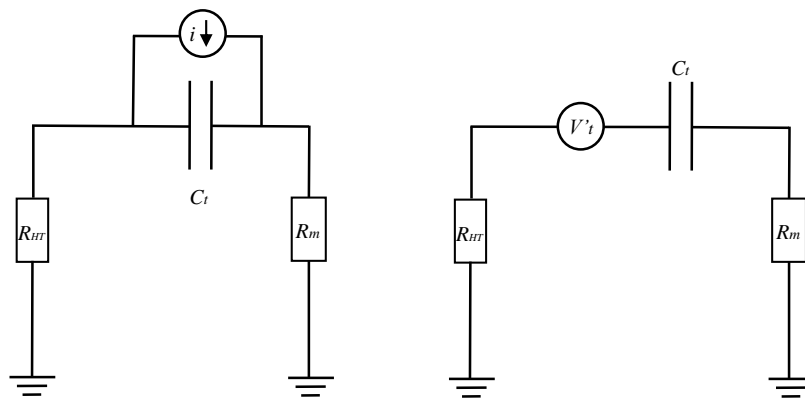


FIGURE 3.4 – Circuit équivalent en représentation Norton et Thévenin pour les basses fréquences.

On note V'_t la tension aux bornes de la capacité du câble C_t , suite au phénomène de DP et V_m la tension mesurée aux bornes de l'impédance de mesure R_m .

La relation entre la tension mesurée aux bornes de l'impédance de mesure V_m et la tension aux bornes de l'échantillon V'_t suite au phénomène de DP est la suivante :

$$V_m = R_m \frac{V'_t}{R_m + R_{HT} + \left(\frac{1}{C_t j\omega}\right)} = R_m \frac{V'_t j C_t \omega}{(R_m + R_{HT}) j C_t \omega + 1} = R_m \frac{V'_t j C_t \omega}{R_{HT} j C_t \omega + 1}$$

Il s'agit d'un filtre passe-haut dont la fréquence de coupure est $f_c = 3$ mHz. Les temps de recombinaison inférieurs à 50 secondes passeront ainsi sans atténuation.

Ce dispositif a ensuite été optimisé en plaçant le câble entre la source de haute tension et la masse et en intégrant une capacité de découplage en série avec l'appareil de mesure (Figure 3.5). Le signal est récupéré cette fois sur l'âme centrale du câble. La capacité de découplage sert à éliminer la composante continue de l'alimentation et possède une faible impédance vis à vis des composantes hautes fréquences des signaux de DP. La branche de mesure constitue ainsi un chemin préférentiel pour les courants transitoires de DP provenant de l'objet sous test, qui sinon seraient déviés vers la source haute tension. La tension maximale que peut supporter la capacité de découplage est de 40 kV.

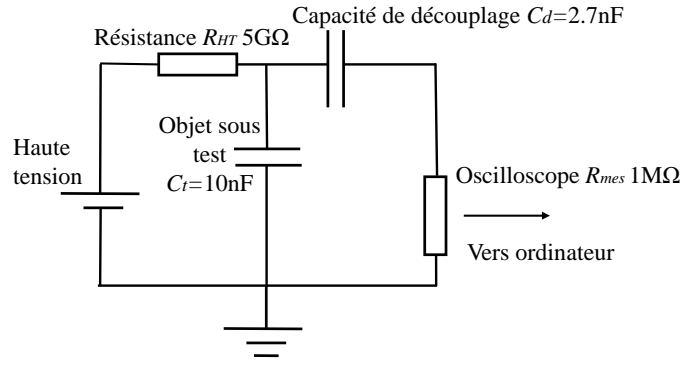


FIGURE 3.5 – Deuxième dispositif de mesure de DP sur câble « basse tension » circuit en parallèle.

Afin d’exprimer la tension mesurée aux bornes de l’impédance de mesure de l’oscilloscope, en fonction de la tension aux bornes de l’échantillon V'_t suite au phénomène de DP pour cette nouvelle configuration, on utilise la représentation équivalente illustrée sur la Figure 3.6. La variation de charges due au phénomène de DP au sein du câble est modélisée par une source de courant en représentation Norton. Le câble coaxial de 100 m est modélisé par une ligne de transmission TL de 100 m.

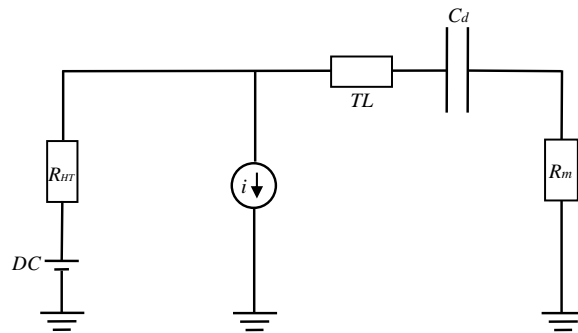


FIGURE 3.6 – Circuit équivalent en représentation Norton.

En haute fréquence, la ligne se comporte comme un générateur d’impulsion d’impédance 50Ω , négligeable devant l’impédance de mesure de $1 M\Omega$. Le comportement du circuit équivalent en haute fréquence sera donc déterminé par la valeur de la capacité de découplage C_d . Il s’agit d’un filtre passe-haut donc la fréquence de coupure est de 58 Hz .

En basse fréquence, la tension devient uniforme tout au long de la ligne et on peut donc remplacer la ligne coaxiale par des éléments localisés. La ligne est dans ce cas globalement équivalente à une capacité $C_t = 10 \text{ nF}$. Le circuit équivalent en basse fréquence est représenté sur la Figure 3.7.

On s’intéresse à la réponse fréquentielle du circuit représenté sur la Figure 3.7 afin de déterminer la plus basse fréquence que le système est capable de détecter.

On note V'_t la tension aux bornes de la capacité du câble C_t , suite au phénomène de DP et V_m la tension mesurée aux bornes de l’impédance de mesure. i_t correspond au courant qui charge la capacité C_t , i_m est le courant circulant dans la branche de mesure, formée par la capacité de découplage C_d en série avec la résistance de mesure R_m . i_{HT} est le courant qui circule dans la branche haute tension.

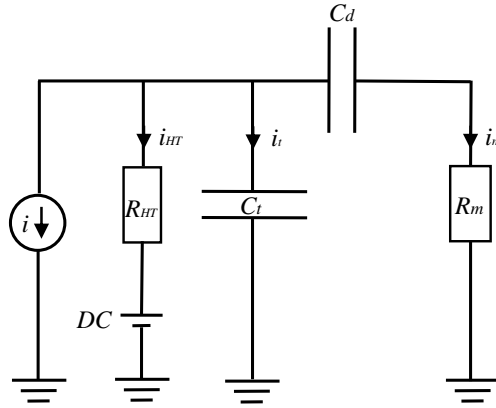


FIGURE 3.7 – Circuit équivalent en représentation Norton pour les basses fréquences.

Si l'on considère l'échantillon C_t seul et que l'on remplace le reste du réseau par un court-circuit, alors i correspond au courant circulant dans ce court-circuit. On a donc :

$$V'_t = \frac{1}{C_t} \int i dt = \frac{i}{jC_t w}$$

$$i = jC_t w V'_t = jC_t w B \sigma'_0$$

$$i = i_t + i_{HT} + i_m = i_g + i_m \quad \text{où} \quad i_g = i_t + i_{HT}$$

$$V'_t = \frac{i_t}{jC_t w} = i_{HT} R_{HT} = i_g \left(\frac{1}{\frac{1}{R_{HT}} + jC_t w} \right)$$

$$i = i_g + i_m = V'_t \left[\left(\frac{1}{R_{HT}} + jC_t w \right) + \frac{1}{\frac{1}{jC_d w} + R_m} \right]$$

$$V'_t = i_m \left(\frac{1}{jC_d w} + R_m \right)$$

$$i = i_m \left[\left(R_m + \frac{1}{jC_d w} \right) \left(\frac{1}{R_{HT}} + jC_t w \right) + 1 \right]$$

Soit

$$V_m = R_m \frac{i}{\left[\left(R_m + \frac{1}{jC_d w} \right) \left(\frac{1}{R_{HT}} + jC_t w \right) + 1 \right]} \quad \text{où} \quad i = jC_t w V'_t$$

On peut donc exprimer la tension mesurée aux bornes de l'impédance de mesure en fonction de la tension aux bornes de la capacité du câble suite au phénomène de DP, qui peut elle-même s'exprimer en fonction de la variation de charges σ'_0 aux bornes de la cavité suite au phénomène de DP :

$$V_m = R_m \frac{jC_t w V'_t}{\left(\frac{1+jR_m C_d w}{jC_d w} \right) \left(\frac{1+jR_{HT} C_t w}{R_{HT}} \right) + 1} = R_m \frac{jC_t w B \sigma'_0}{\left(\frac{1+jR_m C_d w}{jC_d w} \right) \left(\frac{1+jR_{HT} C_t w}{R_{HT}} \right) + 1}$$

d'après 2.1.1.2. Or, $C_t w > \frac{1}{R_{HT}}$, si l'on considère par exemple $w = 1$ kHz. Ainsi,

$$V_m \simeq R_m \frac{jC_t w V'_t}{\left(\frac{1+jR_m C_d w}{C_d} \right) (C_t) + 1} = R_m \frac{jC_t w V'_t}{R_m j w C_t + 1 + \frac{C_t}{C_d}}$$

Le circuit équivalent au système considéré en basse fréquence se comporte donc comme un filtre passe-haut dont la fréquence de coupure est $f_c = 75$ Hz. Ainsi, les temps de recombinaison supérieurs à 2.1 ms seront atténués par ce filtre.

La réponse de ce filtre est illustrée sur la Figure 3.8. La fréquence de coupure à -3 dB y est représentée.

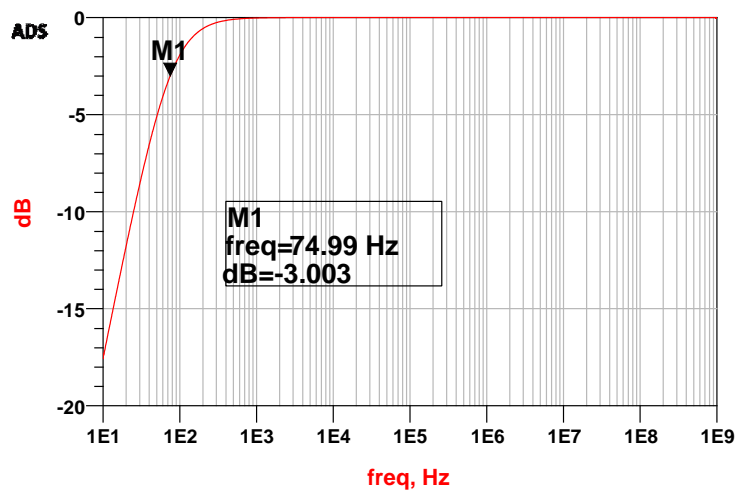


FIGURE 3.8 – Réponse du filtre passe-haut représenté Figure 3.7.

3.1.2.2 Montage électrique

Un dispositif de mesure original a été conçu dans le cadre de cette thèse afin d'initier la détection de DP sur câble « basse tension » sous tension continue. Les composants du circuit électrique (R_{HT} , C_t , C_d , Figure 3.5) sont placés dans une boîte blindée (1, Figure 3.9) afin d'assurer l'isolation du montage des différentes sources de bruit électromagnétique susceptibles de perturber les mesures. L'arrivée de la haute tension se fait au moyen d'un câble à large section, dénudé sur une longueur de 25 cm et enveloppé de tubes de polyéthylène (2, Figure 3.9). L'ensemble est inséré dans un tube usiné en laiton qui sert de blindage à l'arrivée de la haute tension. Ce dernier est relié à la masse par une rondelle en laiton qui assure son serrage contre la paroi de la boîte (3, Figure 3.9).

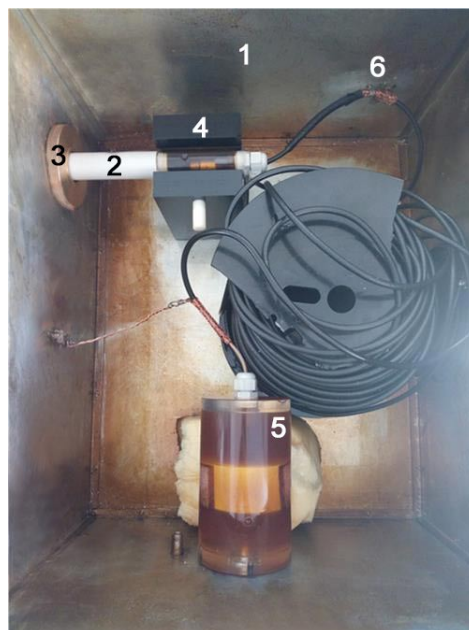


FIGURE 3.9 – Dispositif réalisé pour la mesure de DP sur câble « basse tension ». Intérieur de la boîte blindée.

Une extrémité du câble haute tension est connectée à la résistance de 5 G Ω . L'autre ex-

trémité du câble haute tension est connectée à l'alimentation. Toutes les interconnexions du montage sont faites par l'intermédiaire de petites pièces en laiton arrondies de façon à éviter les effets de pointe qui favoriseraient des décharges dans l'air. Dans le même but, les connexions entre la résistance haute tension et le câble sous test, le câble sous test et la capacité de découplage, la capacité de découplage et le câble signal sont insérées dans de petites cellules en plexiglas remplies d'huile isolante (4, 5, Figure 3.9). Les pièces en laiton portées à la haute tension sont éloignées des zones de basse tension du montage. La tresse métallique du câble sous test est connectée à la boîte blindée, ce qui assure sa mise à la masse (6, Figure 3.9). Le branchement de sortie se fait au moyen d'un simple câble à gaine polyéthylène. L'ensemble du montage est détaillée sur les Figures 3.10, (a) et (b).

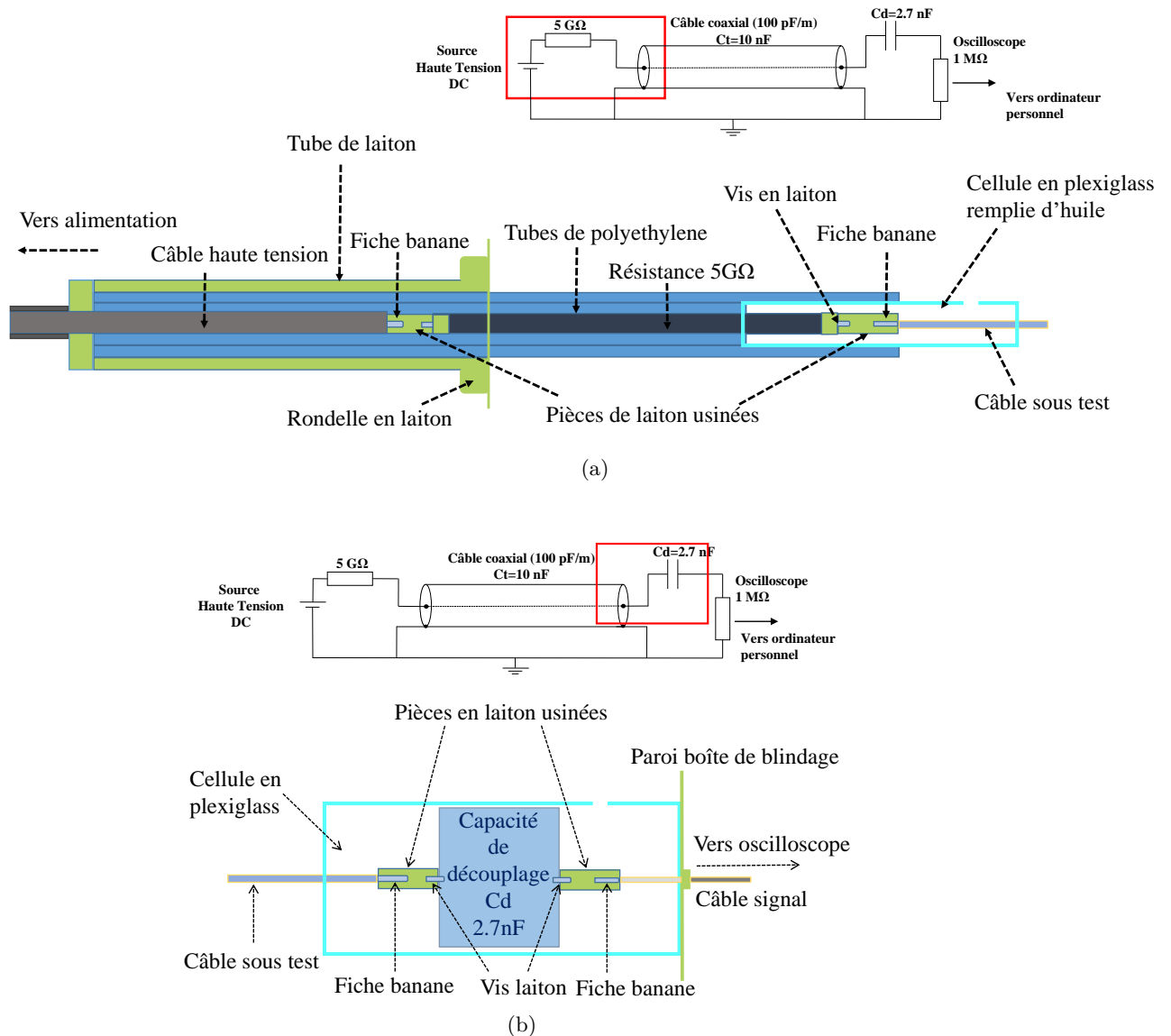


FIGURE 3.10 – Montage réalisé pour l'arrivée de la haute tension et connexions résistance haute tension et câble sous test (a), câble sous test et capacité de découplage, capacité de découplage et câble signal (b).

Les signaux circulent à travers un circuit de protection avant d'atteindre le système de détection.

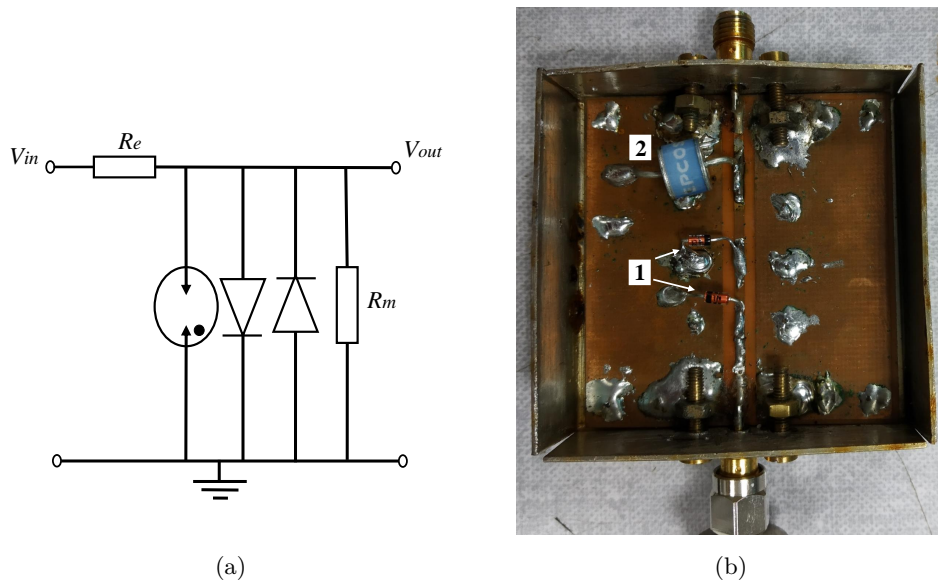


FIGURE 3.11 – Représentation schématique du circuit de protection (a), circuit de protection réalisé (b).

Le circuit de protection consiste en deux diodes zener (1, Figure 3.11, (b)) placées en parallèle avec un éclateur (2, Figure 3.11, (b)). L'éclateur est utilisé pour limiter les surtensions et effectue un court-circuit très rapide par un arc électrique provoqué par l'ionisation d'un gaz. Ce circuit a été conçu afin de protéger l'oscilloscope. Cependant, le temps de montée des surtensions peut être plus rapide que le temps d'amorçage de l'éclateur. Afin d'assurer une efficacité optimale du circuit de protection, l'éclateur est associé à des composants de protection secondaire : les deux diodes zener. Ces diodes zener possèdent une tension seuil de 1V. La fonction de transfert du filtre s'écrit :

$$H(jw) = \frac{\frac{R_m}{1+jC_e w R_m}}{R_e + \frac{R_m}{1+jC_e w R_m}} = \frac{1}{1 + R_e j C_e w}$$

avec C_e la capacité de l'éclateur, R_e la résistance caractéristique du câble signal (50Ω) et R_m la résistance de mesure de $1 \text{ M}\Omega$. Il s'agit d'un filtre passe-bas. Afin que le filtre soit transparent aux composantes fréquentielles de l'ordre du Gigahertz, on doit avoir $C_e \leq 3.18 \text{ pF}$. La capacité parasite de l'éclateur est de 1.5 pF , ce qui est suffisamment faible pour ne pas dégrader le contenu haute fréquence des signaux de DP transmis.

3.1.2.3 Pilotage automatique et acquisition des données

La mesure de DP sous tension continue nécessite des temps d'acquisition longs en raison du faible taux d'occurrence des DP sous DC [34]. De plus, une large bande passante et un taux d'échantillonnage élevé sont nécessaires afin d'enregistrer les composantes hautes fréquences des signaux de DP. Ainsi, il est essentiel de disposer d'un appareil de mesure dont la bande passante soit de plusieurs centaines de MHz afin d'enregistrer les composantes très rapides des signaux (de l'ordre de la nanoseconde) et dont la profondeur mémoire est suffisamment grande pour permettre des acquisitions longues. La plupart des études existantes utilisent des méthodes de détection standards pour la mesure de DP, recommandée par la norme IEC 60270 [23]. Ce standard décrit les caractéristiques du circuit de mesure de DP à utiliser. D'après cette norme, la largeur de bande du système de détection doit se situer entre 100 kHz et 400 kHz , ce qui ne permet pas d'enregistrer la forme réelle des signaux de DP. En effet, seulement une fraction du spectre fréquentiel total du signal de DP est détecté d'après les recommandations IEC. Le signal de sortie possède donc une forme différente du signal de DP originel. Hors, il est important de conserver la forme de l'impulsion réelle, celle-ci étant

reliée au processus de DP et donc à l'état de dégradation de l'isolation, ce qui a fait l'objet du chapitre 2 de cette thèse. Ces informations ne sont ainsi pas disponibles en utilisant les méthodes de détection conventionnelles. Par conséquent, nous avons choisi des méthodes de détection non conventionnelles, c'est à dire non recommandées par le standard IEC 60270 pour la détection de DP sur câbles sous DC [34].

La mesure de DP en continue avec une bande passante de 300 MHz, nécessite une fréquence d'échantillonnage d'au moins 1 GSa/s, soit 10^9 octets par seconde ou encore 10^{16} octets pour trois mois d'enregistrement par exemple, ce qu'aucun oscilloscope n'est capable de stocker. Il est donc nécessaire que le système de détection déclenche uniquement l'enregistrement au moment de la survenue d'un évènement. Pour cette raison, nous avons utilisé un oscilloscope numérique moderne (Tektronix DPO3034) qui possède une profondeur mémoire de 5 Mpts, une bande passante de 300 MHz et une fréquence d'échantillonnage de 2.5 Gs/s. Ce système de détection permet de déclencher l'acquisition dans le cas d'un évènement uniquement et réduit la quantité de mémoire nécessaire. De cette manière, la mesure peut être effectuée sur un temps d'acquisition long et la forme réelle des signaux de DP est conservée.

Le pilotage de cet oscilloscope par Ethernet via l'interface VISA (Virtual Instrument Software Architecture) et le protocole TCP/IP a été effectué pour l'acquisition automatique des signaux. L'interface VISA comprend à la fois des gestionnaires de connexion, des outils de communication, des bibliothèques spécifiques ainsi que des drivers permettant d'interfacer le PC et l'instrument, qui est ensuite reconnu grâce à l'application Instrument Control Toolbox du logiciel Matlab. L'application Instrument Control Toolbox permet de communiquer avec l'instrument de mesure via différents protocoles et d'automatiser l'acquisition des données par le logiciel Matlab. Des programmes Matlab ont été développés pour l'acquisition automatique et l'analyse des signaux de DP collectés.

3.1.3 Mesures expérimentales et interprétation

3.1.3.1 Propagation et localisation d'un pulse de DP au sein d'un câble coaxial

Un signal de DP qui se produit à une distance de 70 mètres par rapport à l'extrémité du câble située du côté de la haute tension (A, Figure 3.12) est représenté Figure 3.12.

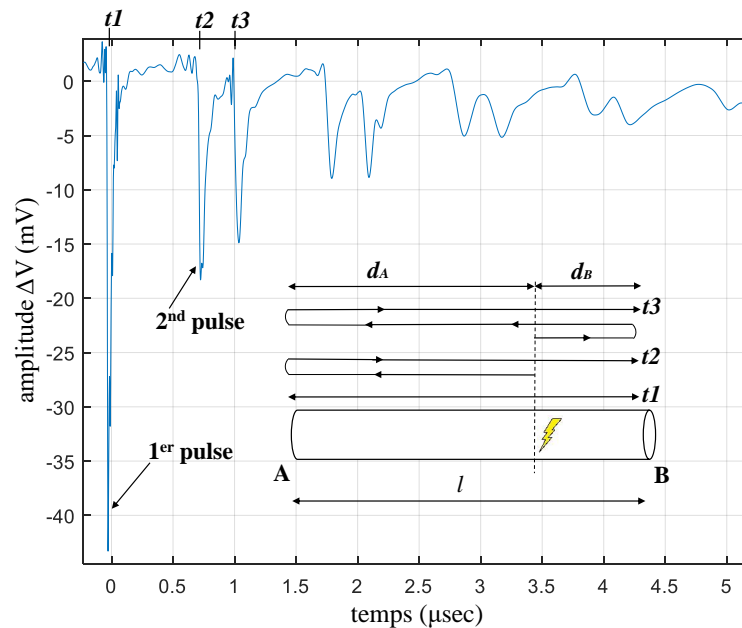


FIGURE 3.12 – Signal de DP au sein d'un câble coaxial, propagation et atténuation. DP qui se produit à une distance de 70 m par rapport à l'extrémité A du câble coaxial standard (côté haute tension).

La réflectométrie temporelle [48] est utilisée afin de localiser les DP au sein du câble. La

localisation des DP est une étape importante car elle permet d'éliminer les DP parasites se produisant aux extrémités, sièges de nombreux défauts, qui ne sont pas caractéristiques de l'état de dégradation de l'isolant du câble sous test.

Lorsqu'une décharge partielle se produit au sein d'un long câble coaxial, une impulsion électrique se propage vers les deux extrémités du câble (A et B, Figure 3.12). Si celles-ci présentent des impédances différentes de l'impédance caractéristique du câble (50Ω dans notre cas), l'impulsion de DP est réfléchiée vers l'extrémité opposée. La position du défaut (la source de l'impulsion) par rapport à l'extrémité A peut être calculée à partir de la différence temporelle entre deux impulsions successives mesurées au niveau de la branche de mesure, ainsi que de la vitesse de propagation du pulse v au sein du câble.

L'inductance linéique du câble coaxial est :

$$L = \frac{\mu_0}{2\pi} \ln\left(\frac{b}{a}\right) = 250 \text{ nH/m}$$

avec $b = \frac{3.14}{2}$ mm et $a = \frac{0.9}{2}$ mm et $C = 10^{-10}$ F/m, sa capacité linéique. La vitesse de propagation du signal au sein du câble est donc :

$$v = \frac{1}{\sqrt{LC}} = 2 \times 10^8 \text{ m/s}$$

Ainsi, le temps de propagation aller-retour sur une distance de 100 m vaut :

$$t_{prop} = \frac{2 \times 100}{2 \times 10^8} = 1 \mu\text{s}$$

Le second pulse Figure 3.12 est le pulse réfléchi sur l'extrémité A du câble après avoir parcouru deux fois la longueur entre la position de la DP et l'extrémité A. Ainsi, on peut en déduire la distance entre le défaut et l'extrémité A à partir de l'écart temporel $t_2 - t_1 = 700$ ns ainsi que la vitesse du signal v . Cette distance vaut :

$$d_A = v \frac{t_2 - t_1}{2} = 70 \text{ m}$$

L'écart temporel entre le premier et le troisième pulse correspond à la propagation du pulse selon deux fois la longueur totale du câble ($l = 100$ m) :

$$t_3 - t_1 = \frac{2l}{v} = 1 \mu\text{s}$$

De même, on peut utiliser le retard du troisième pulse par rapport au deuxième pour calculer la distance de la source de l'impulsion à l'extrémité proche du câble B (celle qui se trouve du côté de la branche de mesure) :

$$d_B = v \frac{t_3 - t_2}{2} = 30 \text{ m}$$

On retrouve ainsi $l = d_A + d_B = 100$ m.

La résolution temporelle des systèmes de mesure conventionnels (située autour de $10 \mu\text{s}$) n'est pas suffisante pour détecter les pulses de DP sans superposition. En effet, l'intervalle temporel entre ces pulses est inférieur à la résolution temporelle du système de détection. C'est pourquoi l'utilisation de méthodes de détection conventionnelles n'est pas adaptée à la localisation des DP par réflectométrie temporelle. La superposition des pulses peut fausser l'interprétation des quantités relatives aux signaux de DP comme la charge ou l'amplitude ainsi que leur position au sein du câble. Afin de détecter les DP au sein des câbles par réflectométrie temporelle, il est donc préférable d'utiliser des techniques de détection non conventionnelles.

3.1.3.2 Simulations ADS

Des simulations ont été effectuées grâce au logiciel Advanced Design System (ADS) de Keysight Technologies afin de mieux interpréter les temps d'apparition des pulses des signaux de DP observés (Figure 3.12). La première simulation consiste à modéliser la DP par une source de courant I_t Pulse en parallèle, d'après la représentation Norton, (Figure 3.13). On considère par exemple que la DP se produit à une distance de 30 m par rapport à la source haute tension. La source de courant choisie est caractérisée par des temps de montée T_r et de descente T_f rapides (5 ns et 10 ns, respectivement). L'amplitude de l'impulsion est fixée à 1 A. La capacité de découplage de 2.7 nF est modélisée par C3 et la résistance de mesure de 1 M Ω par R6. Le câble est modélisé par deux tronçons de ligne coaxiale TL8 et TL7 qui possèdent une longueur de 30 m et 70m, respectivement. La résistance haute tension 5 G Ω est modélisée par R7. Les signaux de tension mesurés sont Vin1, au niveau de la source et Vout1 au niveau de l'impédance de mesure de 1 M Ω . Ces signaux sont représentés Figure 3.14.

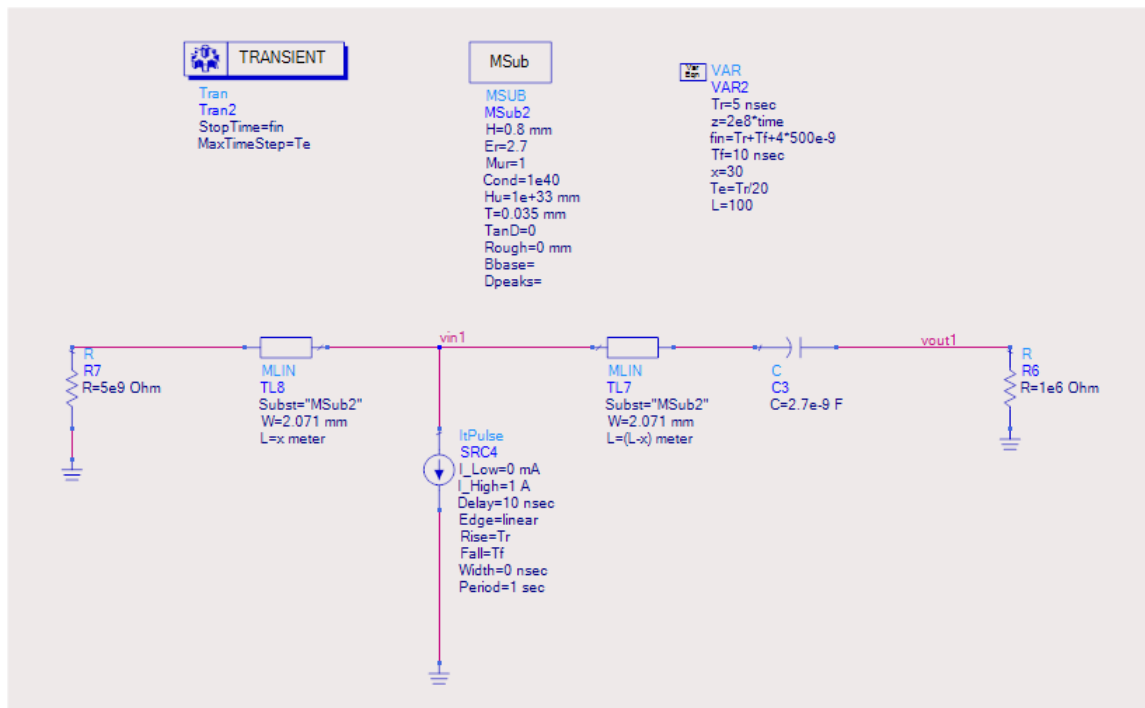


FIGURE 3.13 – Simulation ADS.

En sortie du générateur de courant, l'impulsion voit l'impédance de 50 Ω de la ligne, ce qui justifie l'amplitude de Vin1 de -25V (premier pulse rouge, Figure 3.14). L'impulsion qui se propage dans la ligne de 30 m est réfléchi sur la résistance de 5 G Ω et revient environ 300 ns plus tard, après avoir parcouru un aller-retour dans la ligne de 30 m (soit 60 m) et est mesurée au niveau de la source à nouveau (Vin1, deuxième pulse rouge, Figure 3.14). L'impulsion qui s'est propagée dans la ligne de 70 m, quant à elle, arrive avec un retard de 350 ns par rapport à Vin1 (Vout1, premier pulse bleu, Figure 3.14). L'impulsion qui s'était réfléchi sur la résistance de 5 G Ω est également détectée à nouveau au niveau de la résistance de 1 M Ω (deuxième pulse bleu, Figure 3.14), 350 ns plus tard par rapport à Vin1. Elle arrive avec un retard de 300 ns par rapport au premier pulse détecté sur la résistance de 1 M Ω car elle a parcouru 60 m supplémentaires. L'amplitude des ondes de tension Vout1 mesurées correspond à la somme de l'amplitude de l'onde incidente et de l'onde réfléchi au niveau de la résistance de 1 M Ω . La relation $V_{out}=2 \times V_{in1}$ est donc bien vérifiée.

On remarque qu'en haute fréquence, les signaux ne sont pas déformés par le circuit de mesure qui se comporte comme un filtre passe-haut et laisse passer les composantes temporelles inférieures à 2.7 ms. En effet, l'association de la capacité de découplage de 2.7 nF et de la résistance de mesure de 1 M Ω crée un filtre passe-haut dont le temps caractéristique à 63%

est de 2.7 ms. Ainsi, les temps caractéristiques des pulses sont bien conservés.

Ces simulations nous ont permis de mieux comprendre le phénomène de propagation des signaux de DP au sein d'une ligne coaxiale afin d'interpréter correctement les différents pulses observés sur les signaux obtenus lors des mesures. En effet, la technique de réflectométrie temporelle sera utilisée dans la suite de cette thèse afin de localiser les décharges dans différents types de câbles. Il s'agit d'une étape majeure pour la construction d'une base de données de qualité dans le but d'élaborer des diagnostics fiables des systèmes d'isolation électrique.

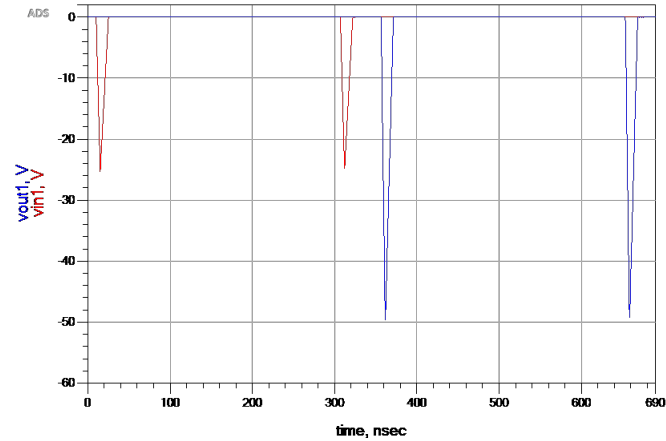


FIGURE 3.14 – Résultats de simulation ADS n°1.

3.2 Minicâble haute tension

3.2.1 Présentation des échantillons

3.2.1.1 Structure du câble

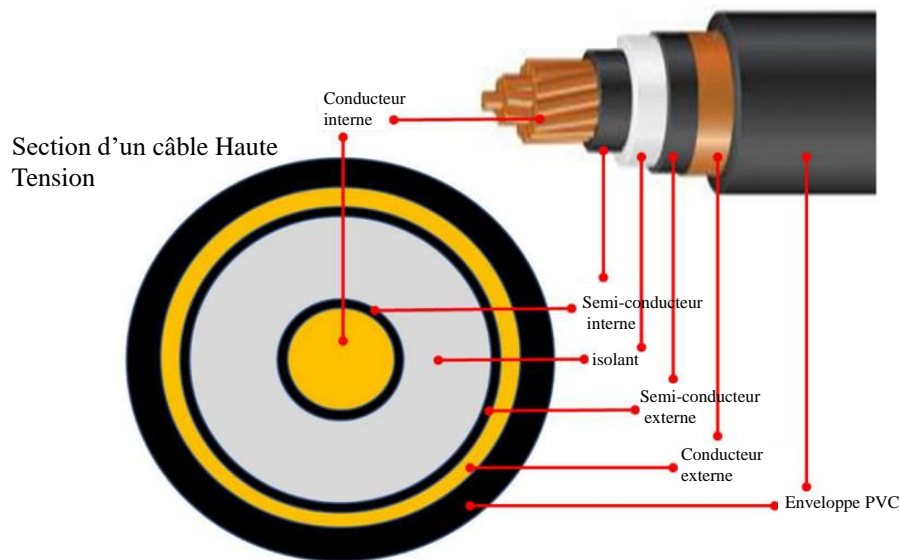


FIGURE 3.15 – Structure d'un câble haute tension.

Deux autres dispositifs de mesure ont été élaborés afin d'initier la détection de DP sur minicâbles haute tension, sous tension continue. Afin de pouvoir effectuer ces tests, des échantillons de minicâbles nous ont été fournis par la société Nexans. Ces câbles présentent une structure semblable à celle des câbles haute tension mais possédant des dimensions réduites. Ils sont donc conçus pour supporter des tensions de service plus faibles. Cette structure est représentée Figure 3.15.

Différentes séries de mesure ont été effectuées sur deux exemplaires de minicâbles haute tension. Le premier câble de test (noté N1 dans la suite de cette thèse) possède une longueur totale de 13 m. Le second (noté N2), possède une longueur totale de 30 m. L'âme conductrice centrale du câble présente un diamètre externe de 1.4 mm. L'enveloppe de semi-conducteur interne est constituée d'un mélange de polyéthylène et de noir de carbone. Cette enveloppe possède un diamètre externe de 2.8 mm et une épaisseur de 0.7 mm. L'isolant est constitué de polyéthylène extrudé (XLPE) et possède une épaisseur de 1.5 mm. Le diamètre externe de la couche isolante est de 5.8 mm. Le semi-conducteur externe possède une épaisseur de 0.15 mm. Le conducteur extérieur est un écran métallique en cuivre. L'enveloppe isolante externe est constituée de PVC. Ces câbles ont été conçus pour une tension de 30 kV. Cette tension correspond à la tension nominale d'utilisation mais ne désigne pas la valeur maximale pouvant être supportée par le minicâble.

3.2.1.2 Influence du semi-conducteur sur la vitesse de propagation des pulses

L'utilisation d'une couche de semi-conducteur dans les câbles haute tension rend le champ électrique homogène autour du conducteur, évitant ainsi tout effet de pointe pouvant conduire à des décharges partielles qui risqueraient d'endommager l'isolation. La présence de couches de semi-conducteur assure un contact étroit entre l'isolant et les parties conductrices du minicâble (âme, conducteur extérieur), et empêche la formation de cavités d'air, à l'origine de l'activité des DP et de l'apparition et/ou de l'accroissement de défauts au sein de l'isolant.

Cependant l'utilisation d'une couche de semi-conducteur modifie les caractéristiques électriques du câble en affectant à la fois la vitesse de propagation et l'atténuation des signaux, particulièrement en haute fréquence [49]. Une méthode expérimentale a été mise en oeuvre afin de déterminer l'effet des couches de semi-conducteur sur la vitesse de propagation des pulses de DP au sein des minicâbles. Cette méthode est représentée sur la Figure 3.16. Un pulse de forme connue (possédant une largeur à mi-hauteur de 20 ns, des temps de montée et de descente de 5 ns et une amplitude de 800 mV) est envoyé à travers l'extrémité A du câble N2 et l'une des voies de l'oscilloscope est connectée à l'extrémité B du câble (Figure 3.16). La valeur de la vitesse de propagation est obtenue en mesurant l'écart temporel entre l'impulsion injectée en entrée (pulse rose, Figure 3.17) et celle mesurée en sortie du câble (pulse jaune, Figure 3.17).

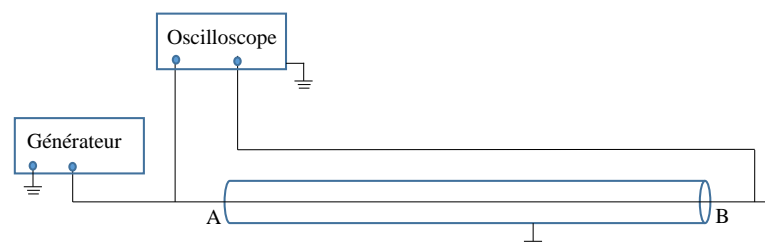


FIGURE 3.16 – Méthode expérimentale pour la détermination de la vitesse de propagation des pulses de DP dans les minicâbles.

Le pulse arrivant en B est déformé en raison de l'atténuation et de la dispersion au sein du câble. Connaissant la longueur du câble N2 (30 m) et l'écart temporel entre les deux pulses, soit 200 ns, on peut en déduire la vitesse de propagation des signaux au sein de ce câble. Ainsi,

$$v = \frac{30}{200 \times 10^{-9}} = 1.5 \times 10^8 \text{ m/s.}$$

Cette valeur équivaut à 50% de la célérité du vide c alors que l'utilisation de la permittivité relative du XLPE donne une valeur de la vitesse de propagation égale à 67% de c . La couche de semi-conducteur modifie les caractéristiques de propagation. Il est donc important de tenir compte de cette nouvelle valeur de la vitesse de propagation pour la localisation des signaux

de DP par réflectométrie temporelle. Rappelons que seuls les signaux de DP se produisant loin des extrémités doivent être sélectionnés pour la construction de la base de données.

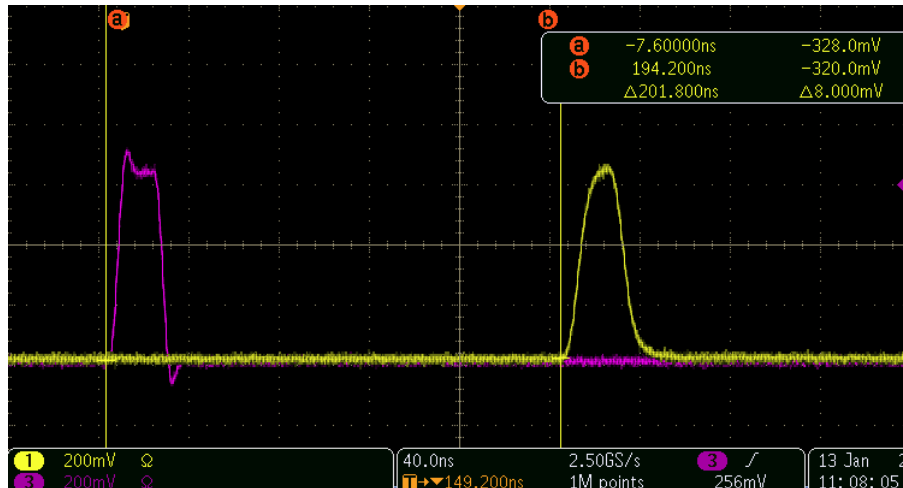


FIGURE 3.17 – Propagation d’un pulse au sein du minicâble N2.

3.2.2 Présentation des dispositifs expérimentaux réalisés

Un premier dispositif de mesure a été conçu afin d’appliquer une tension de 60 kV aux minicâbles. La répartition du champ électrique au sein de l’isolant du câble pour une tension appliquée $V_o=60$ kV en fonction du rayon r de l’isolant du câble est représentée Figure 3.18.

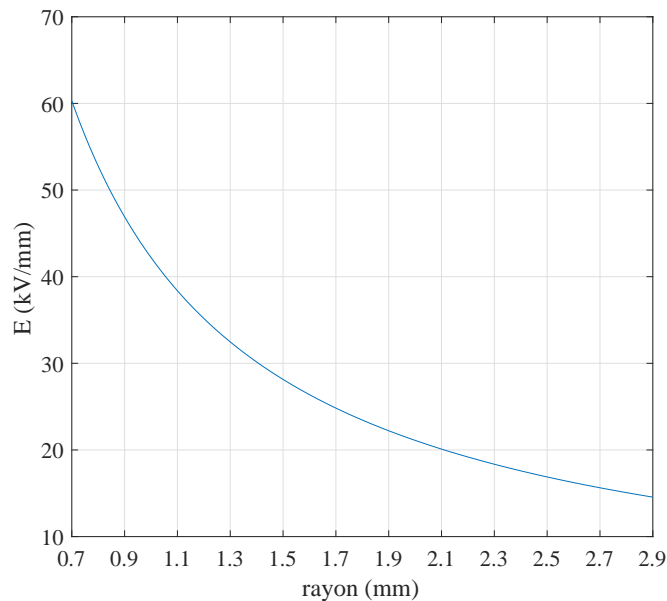


FIGURE 3.18 – Répartition du champ électrique E (kV/mm) au sein d’un minicâble dont le diamètre externe de l’isolant est de 5.8 mm, pour une tension appliquée de 60 kV.

3.2.2.1 Dispositif 60 kV

Ce premier dispositif de mesure est présenté sur la Figure 3.19. Le système d’arrivée de la haute tension est conçu de manière semblable à celui présenté pour le câble « basse tension » (Figure 3.10, (a)). Des modifications ont été effectuées au niveau de la branche de mesure. Notamment une capacité de découplage a été ajoutée afin de pouvoir supporter une tension maximale de 80 kV. La valeur de la capacité de découplage équivalente est de 1.35 nF.

En basse fréquence, le circuit équivalent au système considéré (représenté Figure 3.7) pour cette nouvelle valeur de C_d , possède une fréquence de coupure de 133 Hz. Les temps de recombinaison inférieurs à 1.2 ms passeront ainsi sans atténuation.

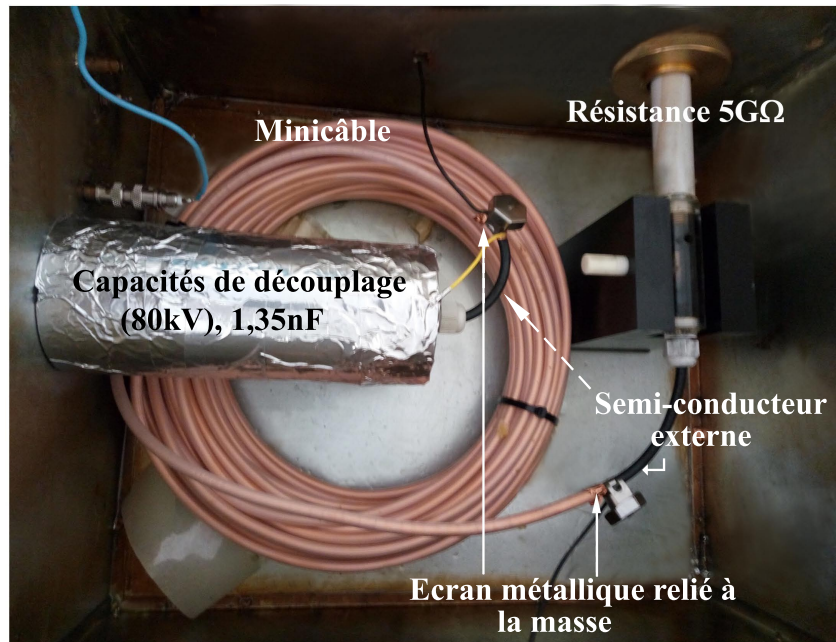


FIGURE 3.19 – Premier dispositif réalisé pour la mesure de DP sur minicâbles. Vue de l'intérieur.

Le comportement du circuit équivalent en haute fréquence est déterminé par la nouvelle valeur de la capacité de découplage C_d . Il s'agit d'un filtre passe-haut donc la fréquence de coupure est de 118 Hz, qui permet de laisser passer les temps inférieurs à 1.35 ms sans atténuation.

Aucune décharge partielle n'a été détectée au sein de l'isolation des minicâbles dans ces conditions expérimentales. Cependant des « flashovers » (ou décharges de surface), visibles à l'œil nu, se sont produits de nombreuses fois au niveau des terminaisons des minicâbles, notamment au niveau des cellules en plexiglas. Après un certain temps d'application de la tension, le semi-conducteur externe de l'extrémité qui se trouve du côté de la branche haute tension a été endommagé. De nombreuses décharges se sont certainement produites à sa surface.

Les signaux correspondant aux différentes décharges observées lorsque le câble N2 est sous test, sont visibles Figure 3.20 (a) et (b). Ces signaux présentent un intervalle de temps d'environ 400 ns entre deux impulsions successives, caractéristique de décharges se produisant au niveau des extrémités du câble. En effet, la distance parcourue par ces pulses est de :

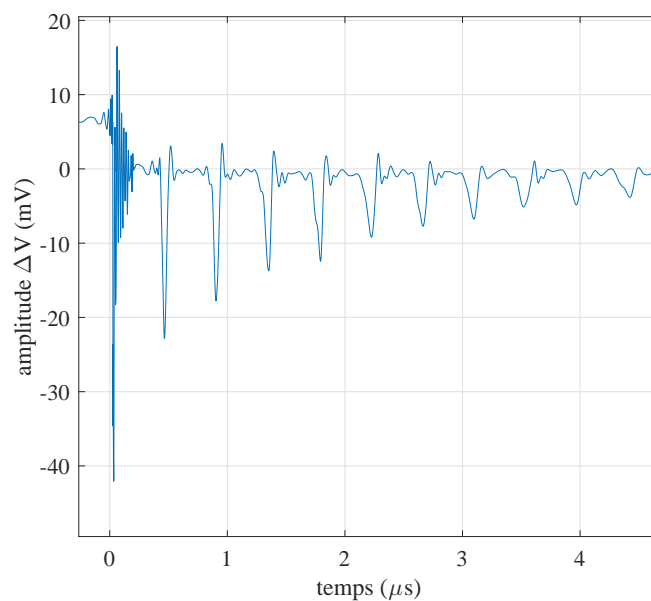
$$L = 1.5 \times 10^8 \text{ m/s} \times 400 \times 10^{-9} \text{ s} = 60 \text{ m}$$

ce qui correspond à deux fois la longueur totale du câble N2. De plus, on observe des décharges positives (b) et négatives (a). Nous pouvons supposer que la cathode qui fournit les électrons libres nécessaires à l'avalanche électronique, diffère pour ces deux types de décharges. Il existerait donc plusieurs mécanismes à l'origine des décharges observées au niveau des terminaisons du câble.

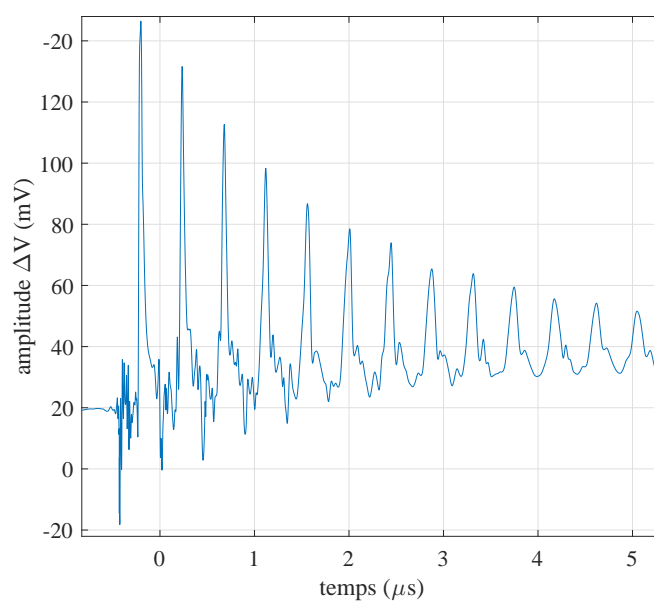
Le signal représenté sur la Figure 3.20 (b) possède des pulses intermédiaires, de signe opposé, de même périodicité (400 ns environ). Ces pulses intermédiaires pourraient correspondre à des signaux radiatifs, se propageant dans le câble de 30 m, dus à un échauffement au niveau de l'extrémité du câble qui se situe du côté de la haute tension.

La présence d'un phénomène de contournement au niveau de la surface des cellules en plexiglas, ou sur la distance d'isolation qui sépare l'extrémité du minicâble (au potentiel haute tension) et le semi-conducteur (Figure 3.21) pourrait expliquer l'origine de ces décharges aux

extrémités. En effet, si cette distance (appelée ligne de fuite) est trop faible, un phénomène de contournement de l'isolant peut se produire en raison d'un champ longitudinal trop élevé. D'après [50], le stress longitudinal moyen utilisé au niveau des terminaisons des montages HVDC se situe entre 200 et 300 kV/m. Ainsi pour une tension appliquée de 60 kV, la longueur des terminaisons doit se situer entre 20 et 30 cm. Dans un second temps, la cellule en plexiglas contenant les capacités de découplage a été recouverte d'un écran conducteur en aluminium afin d'écouler les éventuels courts-circuits se produisant au niveau de la surface de la cellule, vers la masse. Malgré la présence de cet écran, des décharges externes ont été détectés au niveau des terminaisons et seraient donc certainement dues à une ligne de fuite trop courte entre l'extrémité du minicâble (au potentiel haute tension) et le semi-conducteur (relié à la masse). Ces « flashovers » expliquent l'endommagement de la couche de semi-conducteur et masquent la détection d'éventuels signaux de DP d'intérêt. Il est donc nécessaire d'augmenter les lignes de fuite du montage afin d'éviter la présence de ces décharges parasites.



(a)



(b)

FIGURE 3.20 – Signaux de décharges détectés au niveau des extrémités du câble N2.

Ainsi, seules les décharges qui se produisent aux extrémités du minicâble ont été détectées, en utilisant le dispositif de mesure présenté sur la Figure 3.19, d'après la technique par réflectométrie temporelle. Les contraintes électriques appliquées (60 kV) ne sont peut-être pas suffisantes pour initier la formation de défauts au sein de l'isolant du câble, surtout si celui-ci ne présente pas de défauts de fabrication initialement présents.

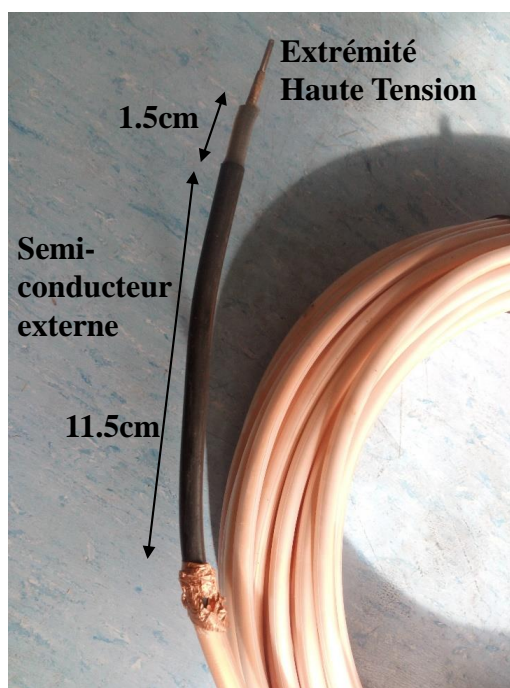


FIGURE 3.21 – Extrémité d'un minicâble haute tension.

Les DP sous DC constituent plutôt un moyen de caractériser la qualité de l'isolation et d'indiquer la présence de défauts déjà existants. Elles ne sont pas prépondérantes dans les mécanismes de création de défauts alors que les DP sous AC sont considérées comme destructives et participent au processus de dégradation de façon plus évidente [34], [51], [52]. C'est pourquoi, l'analyse des DP sous DC dans les études antérieures a principalement été effectuée au sein de défauts artificiels créés dans la couche d'isolation ou à son interface avec les couches de semi-conducteur [38], [53], [54]. Nous avons alors jugé nécessaire d'élaborer un second dispositif expérimental permettant d'appliquer une tension de 120 kV afin de mener l'échantillon à l'instant qui précède sa rupture diélectrique et de générer le maximum de DP. L'ensemble du montage sera cette fois immergé dans une grande cuve d'huile afin d'éviter la présence de « flashovers » observés précédemment. Une huile adaptée à nos conditions expérimentales sera choisie pour l'isolation des terminaisons. En effet, l'huile utilisée dans les montages précédents est une huile Shell Diala [55], qui possède une rigidité diélectrique de 70 kV/2.5mm (28 kV/mm) lorsqu'elle est pure. Cependant, cette valeur décroît en présence d'eau et d'impuretés.

3.2.2.2 Dispositif 120 kV

Un second dispositif de mesure a été conçu afin d'appliquer une tension de 120 kV aux minicâbles. Le générateur de haute tension continue utilisé consiste en une alimentation régulée, de type 14B commercialisé par SEFELEC pouvant délivrer jusqu'à +150 kV (1, Figure 3.22, (b)). La résistance haute tension, les capacités de découplage et terminaisons du minicâbles sont placées au sein d'une cuve en plastique de 84 L, remplie d'huile isolante (2, Figure 3.22, (b)). L'huile sert à isoler les terminaisons du câble et également toutes les jonctions entre les différents éléments du montage afin d'éviter la présence de décharges parasites. Celle-ci doit présenter une résistivité électrique élevée tout en étant suffisamment conductrice pour empêcher les charges de stagner au niveau des zones propices aux renforcements de champ

électrique. L'huile utilisée pour ce nouveau montage est une huile adaptée aux applications HVDC. Il s'agit de l'huile silicone RHODORSIL® HUILE 604 V 50 [56]. L'arrivée de la haute tension se fait au moyen d'un câble à large section (3, Figure 3.22, (b)), dénudé sur une longueur de 40 cm, dont 20 cm sont immergés dans l'huile (1, Figure 3.22, (a)). Une extrémité du câble est connectée à la résistance haute tension de 10 G Ω (3, Figure 3.22, (a)). Toutes les interconnexions du montage sont faites par l'intermédiaire de sphères en laiton (2, 4 Figure 3.22, (a)) qui permettent d'éviter les effets de pointe et de minimiser le risque de décharges partielles parasites. Les extrémités du minicâble sont dénudées (5, Figure 3.22, (a)) afin d'obtenir une ligne de fuite suffisante pour l'application d'une tension de 120 kV et d'éviter les phénomènes de contournement observés lors du premier montage. La seconde extrémité du minicâble est reliée à trois capacités de découplage de 2.7 nF chacune (6, Figure 3.22, (a)), pouvant supporter 120 kV.

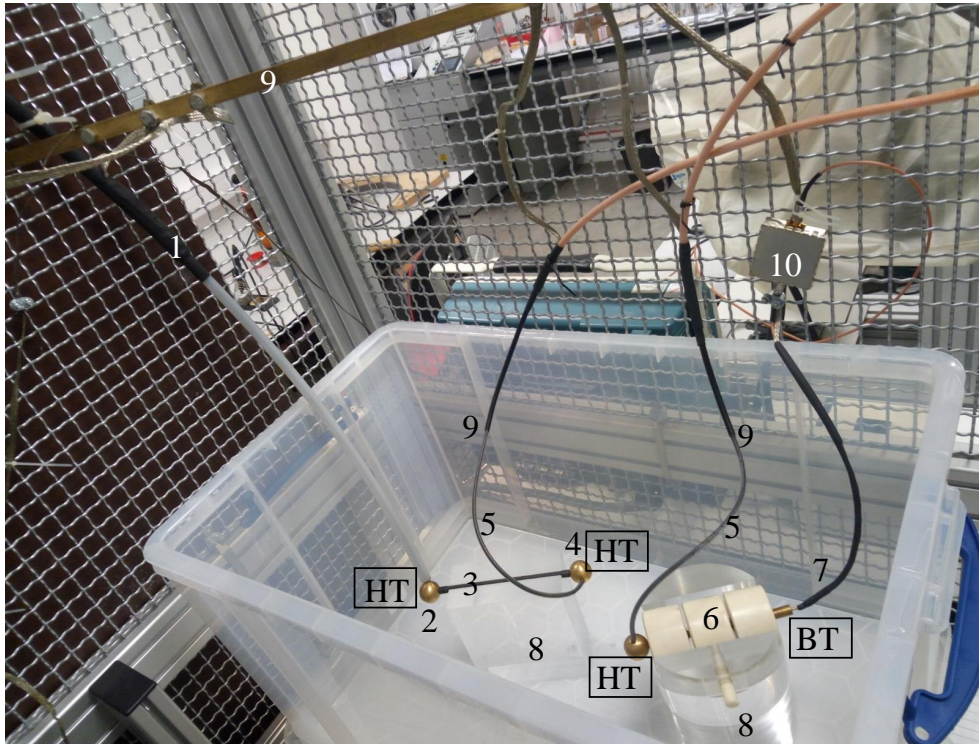
En basse fréquence, le circuit équivalent au système considéré (représenté Figure 3.7) pour cette nouvelle valeur de C_d , possède une fréquence de coupure basse de 193 Hz. Ainsi, les temps inférieurs à 826 μ s seront détectés sans atténuation. Le comportement du circuit équivalent en haute fréquence est déterminé par la nouvelle valeur de la capacité de découplage C_d . Il s'agit d'un filtre passe-haut donc la fréquence de coupure basse est de 176 Hz et la constante de temps à 63% de 900 μ s.

La mesure est effectuée en sortie des capacité de découplage (7, Figure 3.22, (a)). Les dimensions de la cuve ont été choisies de manière à assurer une distance d'isolation suffisante entre les points haute tension du montage et les zones de basse tension (HT, BT, Figure 3.22, (a)). Deux pièces en plexiglas, destinées à supporter la résistance de 10 G Ω ainsi que les trois capacités de découplage ont été usinées (8, Figure 3.22, (a)) afin de créer une distance d'isolation suffisante entre les éléments haute tension du montage et le fond de la cuve. Les points de jonction isolant/semi-conducteur, zone de renforcement de champ, sont immergés dans l'huile (9, Figure 3.22, (a)). Le minicâble est placé en dehors de la cuve (4, Figure 3.22, (b)). L'alimentation, la cuve, le minicâble et le circuit de protection (10, Figure 3.22, (a)) sont placés à l'intérieur de la cage de Faraday (5, Figure 3.22, (b)) afin de protéger l'opérateur et de limiter les perturbations électromagnétiques extérieures. Une barre en laiton, reliée à la cage de Faraday, placée au-dessus du montage (9, Figure 3.22, (a)), assure la mise à la masse des conducteurs externes du câble haute tension, du minicâble et du câble signal.

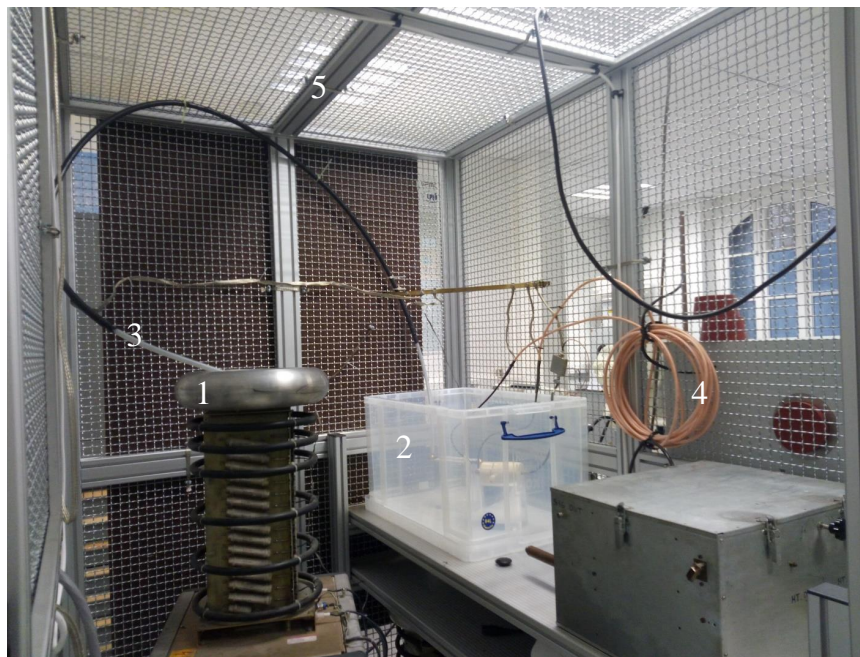
Le contrôleur de l'alimentation ainsi que le système de détection (Tektronix DPO) sont placés à l'extérieur de la cage de Faraday (6, Figure 3.22, (b)). Les signaux qui correspondent aux différentes décharges détectées, lorsque les minicâbles N1 (13m) et N2 (30m) sont testés, sont représentés Figure 3.23 (a) et (b), respectivement. Remarquons que les distances entre chaque éléments du montage, nécessaires à la réalisation de ce dispositif haute tension, engendrent une perte de qualité dans la propagation du contenu haute fréquence des signaux.

Les signaux obtenus lorsque le câble N1 est sous test sont caractérisés par un intervalle de temps d'environ 173 ns entre deux pulses successifs, ce qui correspond à un aller-retour sur une longueur de 13 m. De même, les signaux détectés lorsque le câble N2 est sous test présentent des intervalles de temps de 400 ns entre chaque pulse, indiquant que ces signaux ont parcouru deux fois la longueur totale du câble (30 m). Ainsi, les signaux détectés sont caractéristiques de décharges qui se produisent à l'extérieur des câbles.

La présence de claquages et de courants dans l'huile, au niveau des points de jonction isolant/semi-conducteur, zones de renforcement de champ (9, Figure 3.22, (a)) ont été observés à l'oeil nu. Ces courants traduisent une accumulation de charges au niveau de ces jonctions, et pourraient expliquer la présence de claquages. De plus, d'importants signaux de bruit ont été détectés malgré l'utilisation de la cage de Faraday. Ce bruit peut être acheminé vers le détecteur à travers le câble d'arrivée de la haute tension ou bien rayonné par induction électromagnétique.



(a)



(b)

FIGURE 3.22 – Dispositif 120 kV réalisé pour la mesure de DP sur minicâbles. Les Figures (a) et (b) représentent une vue intérieure de la cuve (a), et une vue d'ensemble du dispositif (b).

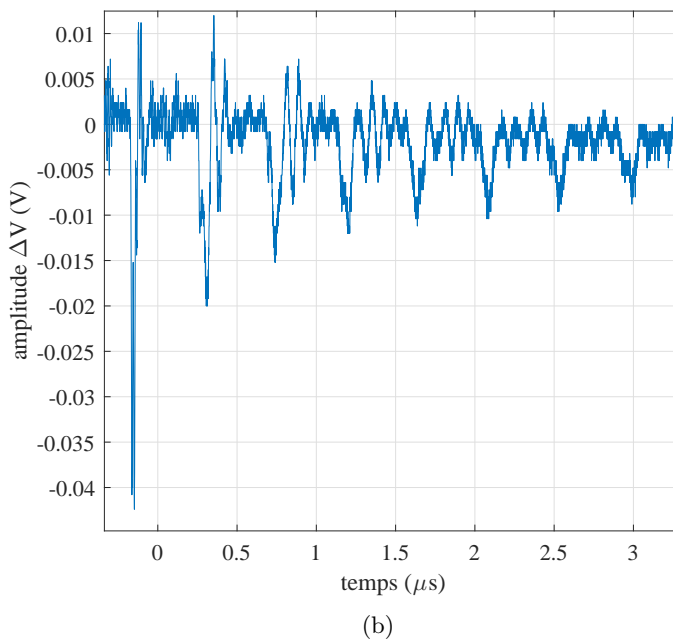
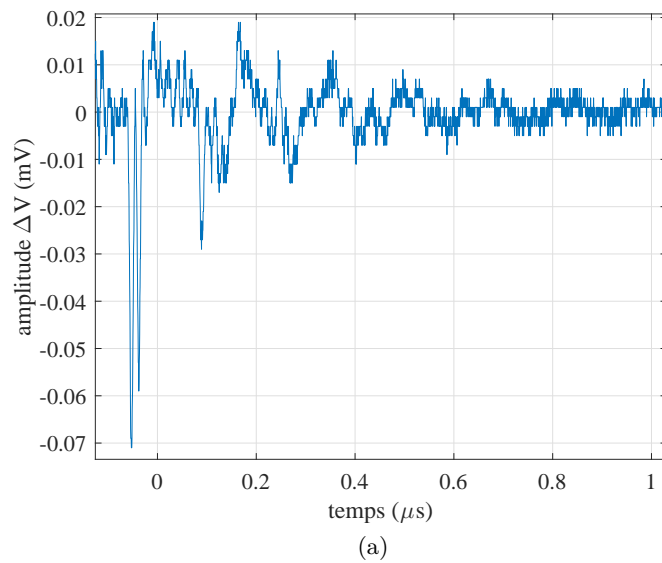


FIGURE 3.23 – Signaux de décharges détectés au niveau des terminaisons des minicâbles N1 (a) et N2 (b).

3.2.2.3 Optimisation du dispositif 120 kV pour la réduction du bruit

Les sources de bruit qui perturbent la mesure des signaux de DP d'intérêt peuvent être nombreuses : il peut s'agir de décharges parasites qui se produisent au niveau des jonctions isolant/semi-conducteur ou des parties anguleuses du montage, du bruit de l'alimentation rayonné ou acheminé par le câble haute tension. Il est donc nécessaire de détecter les différentes sources de bruit et d'optimiser le dispositif de mesure en conséquence.

Des signaux périodiques, continus dans le temps, ont été détectés, d'une amplitude de 250 mV et 130 mV respectivement. Il s'agit du bruit de l'alimentation générale (50 Hz) et de la fréquence de découpage de l'alimentation (25 kHz). Le bruit généré par le découpage de l'alimentation possède une fondamentale à 25 kHz et contient également des composantes très hautes fréquences. Ces signaux de bruit haute fréquence possèdent une période de 20 ns et une amplitude de 30 mV. La résistance de 10 G Ω devrait atténuer ce bruit en provenance

de l'alimentation. Du fait de sa technologie, la présence de capacités parasites en parallèle de la résistance de $10\text{ G}\Omega$, court-circuitent la résistance et laissent passer les composantes hautes fréquences. Ce phénomène pourrait expliquer la détection du bruit haute fréquence si ce dernier est acheminé par le câble haute tension.

Afin de déterminer l'origine de ces signaux de bruit (conduits par le câble haute tension ou rayonnés par l'alimentation et captés par le montage), le câble haute tension a d'abord été déconnecté du montage. On constate alors que le bruit de l'alimentation est toujours de même amplitude. Tous les éléments non blindés du montage sont déconnectés à leur tour (extrémités du câble sous test, capacités, résistance haute tension) et remplacés par un fil. On observe toujours le bruit de l'alimentation avec la même amplitude. Nous pouvons alors conclure qu'il s'agit de bruit rayonné. L'alimentation est en effet non linéaire. Pour élever la tension, celle-ci est découpée puis redressée par des ponts de diodes. Cette alimentation est placée à l'intérieur de la cage de Faraday qui sert de protection pour les utilisateurs. La cage de Faraday ne permet donc pas de s'affranchir des perturbations électromagnétiques liées à l'alimentation. Ainsi, une boîte blindée a été élaborée afin de renforcer le blindage de notre montage électrique. Cette boîte est constituée de plaques d'aluminium possédant une épaisseur de 3 mm (1, Figure 3.24). Les plaques sont assemblées entre elles par rivetage. Des joints de blindage haute fréquence en mousse conductrice assurent une bonne continuité électrique entre les plaques d'aluminium à assembler et compensent les défauts de planéité. L'ensemble du montage a été modifié en conséquence. Les conducteurs externes du câble haute tension, du minicâble et du câble signal sont connectées à la masse par des connecteurs métalliques munis d'un écrou assurant leur serrage contre la paroi de la boîte blindée (flèches, Figure 3.24).

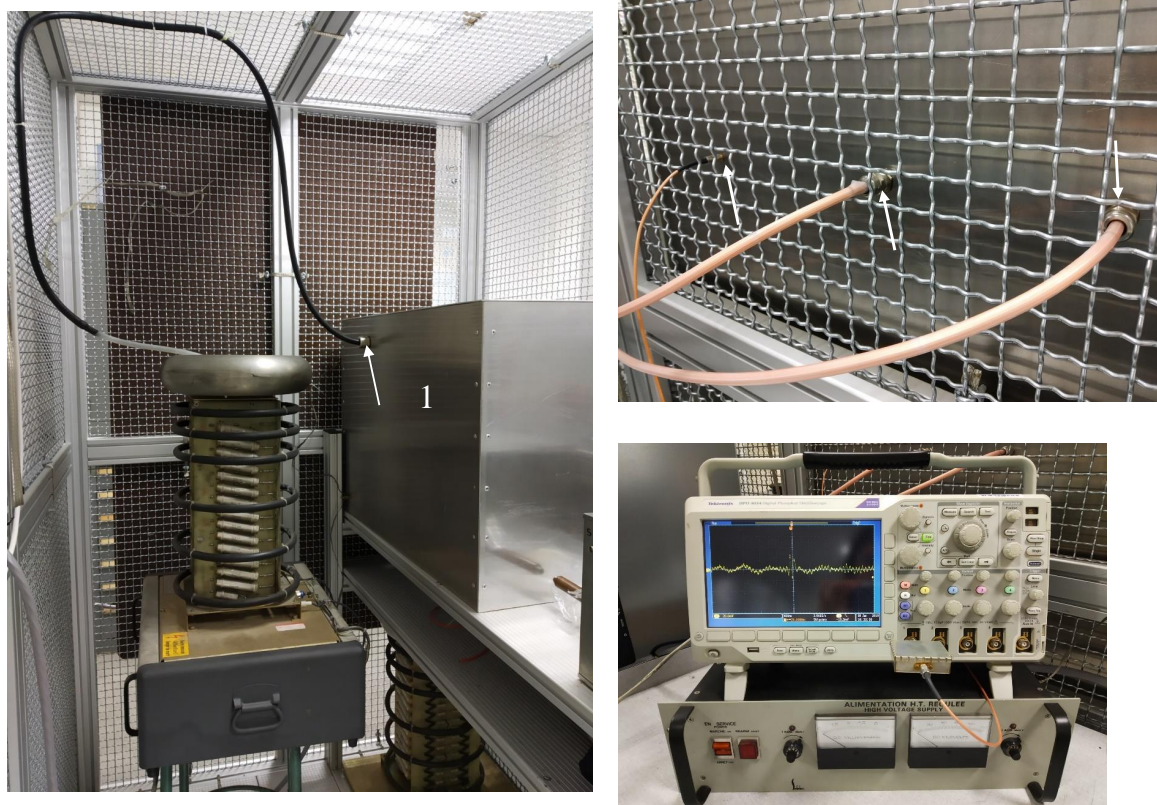


FIGURE 3.24 – Dispositif 120 kV réalisé pour la mesure de DP sur minicâbles, avec boîte blindée.

L'utilisation d'une boîte blindée a permis de réduire l'amplitude des composantes basses fréquences seulement. Celles-ci ont été réduites d'un facteur 4. Afin de réduire le bruit haute fréquence, probablement acheminé par l'arrivée haute tension, une résistance de $500\text{ M}\Omega$ est connectée en série avec la résistance de $10\text{ G}\Omega$. La résistance de $500\text{ M}\Omega$ est placée entre

l'arrivée de la haute tension et la résistance de $10\text{ G}\Omega$ (1, Figure 3.26). Le montage est illustré Figure 3.25. Cette résistance basse tension se comporte mieux en haute fréquence car elle n'est pas court-circuitée par des capacités parasites.

La résistance de $500\text{ M}\Omega$ est blindée par une pièce en laiton dont les bords sont arrondis afin d'éviter les renforcements de champs. Les champs au niveau des éventuelles pointes de ce montage sont annulés car la pièce en laiton permet d'homogénéiser le potentiel, autour de la résistance. Ce montage assure une distance d'isolation entre l'âme centrale du câble haute tension et la pièce en laiton.

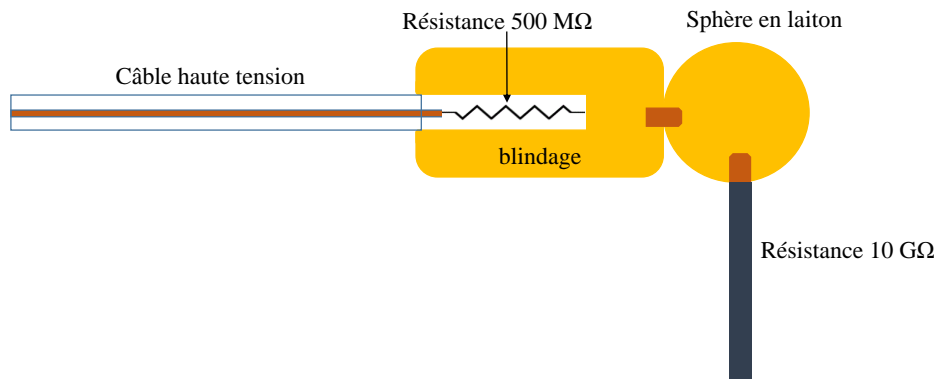


FIGURE 3.25 – Résistance basse tension ($500\text{ M}\Omega$), en série avec la résistance haute tension ($10\text{ G}\Omega$). Montage blindé.

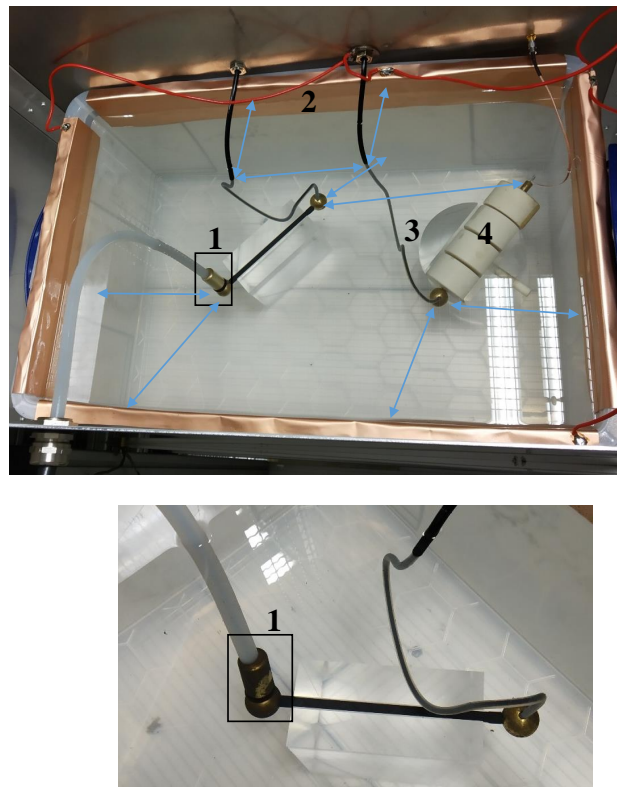


FIGURE 3.26 – Dispositif 120 kV réalisé pour la mesure de DP sur minicâbles, avec boîte blindée et résistance de $500\text{ M}\Omega$.

L'amplitude moyenne des différents bruits détectés sont résumées Tableau 3.1 pour les trois configurations testées. Après l'insertion de la résistance de $500\text{ M}\Omega$, l'amplitude du bruit de l'alimentation (A, B, Figure 3.27) et du bruit haute fréquence (C, Figure 3.27) sont réduits

d'un facteur 3 et 6, respectivement.

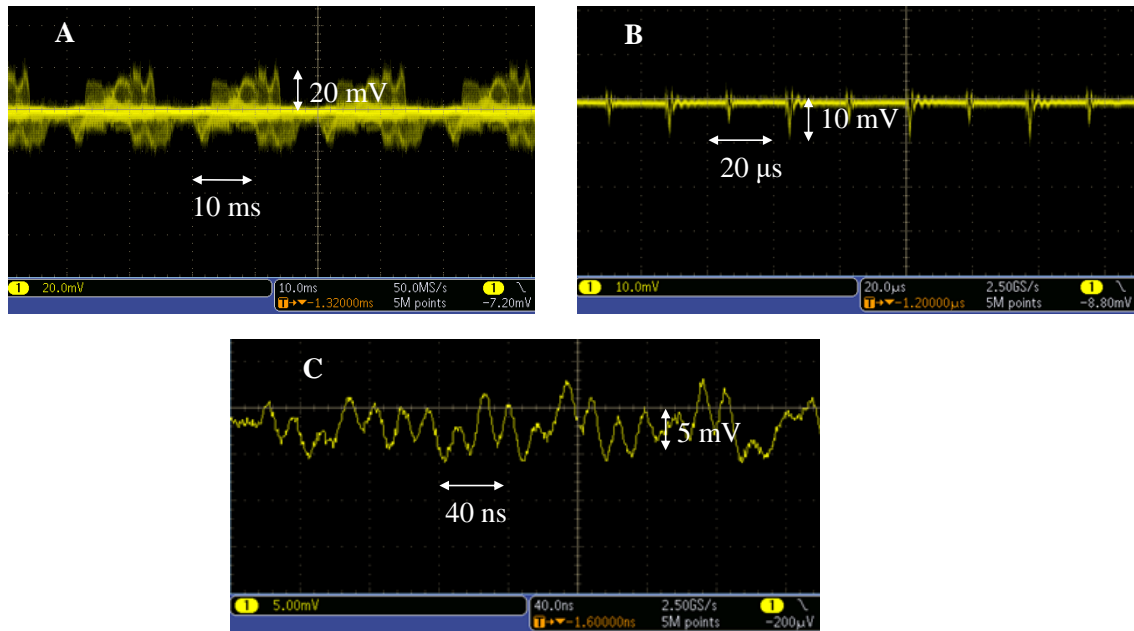


FIGURE 3.27 – Signaux de bruit détectés, après ajout de la résistance de $500\text{ M}\Omega$ blindée. Signaux de bruit 50 Hz (A), 25 kHz (B), et bruit haute fréquence (C).

Configurations	50 Hz	25 kHz	Bruit haute fréquence
Sans boîte blindée	250 mV	130 mV	30 mV
Avec boîte blindée	60 mV	30 mV	30 mV
Avec boîte blindée + résistance de $500\text{ M}\Omega$	20 mV	10 mV	5 mV

TABLE 3.1 – Valeur de l'amplitude des signaux de bruit détectés (amplitude de l'ondulation) pour différentes configurations du dispositif de mesure.

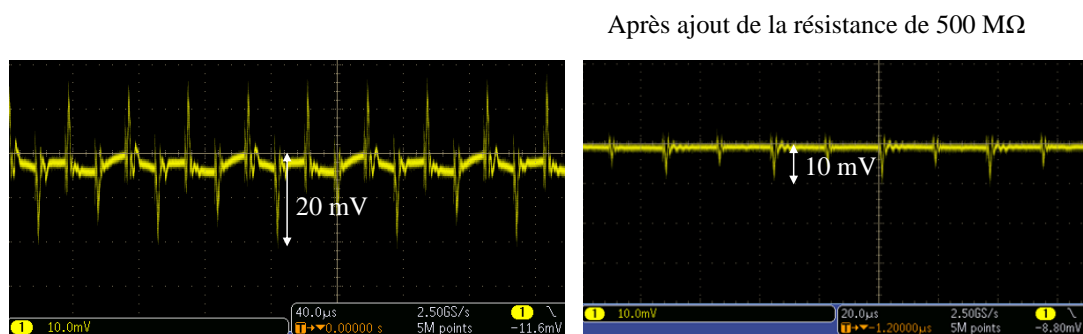


FIGURE 3.28 – Exemples de signaux de bruit 25 kHz détectés, avec boîte blindée, avant ajout de la résistance de $500\text{ M}\Omega$ et après ajout de la résistance de $500\text{ M}\Omega$.

La Figure 3.28 montre un exemple des signaux de bruit 25 kHz détectés, avant et après ajout de la résistance de $500\text{ M}\Omega$.

Les nouvelles valeurs de bruit mesurées sont acceptables et ne masqueront pas les signaux de DP, ces derniers possédant des amplitudes supérieures à 5 mV, visualisables sur des échelles temporelles de plusieurs centaines de nanosecondes.

Un autre phénomène, source de claquage et de bruit, a été observé au niveau des jonctions isolant/semi-conducteur. Ces claquages sont liés à une accumulation de charges, au niveau des bords de la cuve isolante contenant l'huile. En effet, celles-ci sont attirées par les champs qui règnent entre le montage haute tension et la boîte blindée. Ces claquages génèrent de très fortes perturbations électromagnétiques. Afin de permettre l'écoulement de ces charges vers la masse, un revêtement de cuivre, déposé sur les bords de la cuve, relié à la masse et plongeant dans l'huile, a été inséré (2, Figure 3.26). La distance entre l'extrémité haute tension des minicâbles et leur semi-conducteur, relié à la masse, a été augmentée (3, Figure 3.26), afin de diminuer les champs qui, s'ils sont trop importants, risqueraient de provoquer des DP indésirables, même dans l'huile. Les extrémités du minicâble sont alors dénudées sur une distance de 50 cm. En effet, d'après [50], pour une tension appliquée de 120 kV, les terminaisons doivent se situer autour de 50 cm. De même, une capacité de découplage supplémentaire a été insérée (4, Figure 3.26) afin de s'assurer que celles-ci puissent supporter une tension de 120 kV ou plus. En basse fréquence, le circuit équivalent au système considéré (représenté Figure 3.7) pour cette nouvelle valeur de C_d , possède une fréquence de coupure de 252 Hz, et laissera passer les temps inférieurs à 600 μs environ. Cette valeur reste largement acceptable pour la détection des signaux de DP. Le comportement du circuit équivalent en haute fréquence est déterminé par la nouvelle valeur de la capacité de découplage C_d . Il s'agit d'un filtre passe-haut donc la fréquence de coupure est de 236 Hz et la constante de temps à 63% de 675 μs .

De même, les distances d'isolation sont assurées entre les zones de haute tension du montage et de basse tension du montage (flèches, Figure 3.26).

L'optimisation de ce dispositif nous a permis de réduire le bruit ambiant ainsi que la présence de décharges parasites. Des décharges partielles qui se produisent au sein des minicâbles ont ainsi pu être détectées.

3.2.3 Exemples de DP mesurées au sein des minicâbles

La conception et l'optimisation de ce montage très haute tension ont permis la détection et la mesure de DP au sein des minicâbles.

La méthode par réflectométrie temporelle a été utilisée afin de localiser les signaux de DP mesurés et de sélectionner uniquement ceux qui se produisent loin des extrémités du minicâble. Un exemple d'un signal de DP prenant source au milieu du minicâble N2, d'une longueur totale de 30 m est présenté Figure 3.29.

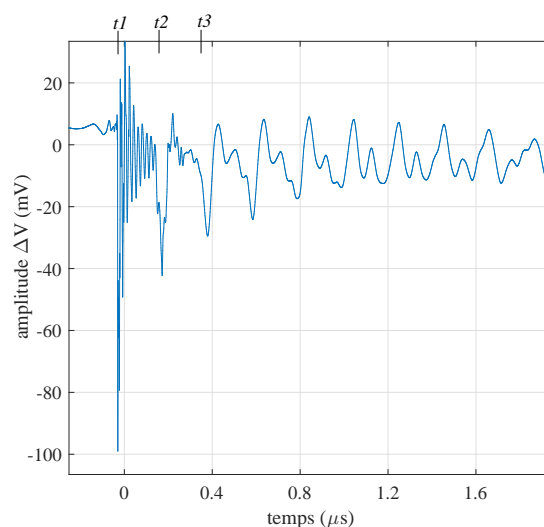


FIGURE 3.29 – Propagation, atténuation d'un signal de DP qui se produit à 16 m de l'extrémité lointaine (située du côté haute tension) du câble N2.

D'après la méthode par réflectométrie temporelle et en considérant comme vitesse de propagation celle déterminée en 3.2.1.2, la position de la DP par rapport à l'extrémité lointaine

du câble (celle qui se trouve du côté haute tension) est :

$$d_A = v \frac{t_2 - t_1}{2} = 16 \text{ m}$$

Il s'agit donc d'une DP qui se produit au sein du minicâble. Ce signal sera sélectionné afin de constituer une base de données pour la reconnaissance de l'état de dégradation du minicâble N2.

3.3 Résumé :

La mise en oeuvre de plusieurs dispositifs de mesure pour la détection de DP au sein de câbles « basse tension » et de minicâbles haute tension nous a montré les principaux enjeux liés à la détection de DP sous tension continue :

D'une part, il est difficile d'initier le phénomène de DP sous DC lorsque les câbles ne possèdent pas de défauts initialement présents au sein de leur isolation. Contrairement à la plupart des études concernant la détection de DP sous DC, aucune cavité artificielle n'a été créée afin de provoquer le phénomène de DP. Le but de cette thèse est de reproduire les conditions d'un vieillissement naturel d'un câble HVDC en service en appliquant sur une courte durée, des tensions largement supérieures à la tension de fonctionnement du câble. De même, aucune inversion de polarité n'a été appliquée afin de stimuler l'apparition des DP. De cette manière, seules les DP dues au vieillissement électrique de l'isolation ou aux défauts déjà présents dans l'isolant devraient être collectées. L'activité des DP observée au sein des minicâbles testés est très faible, ce qui indique que peu de défauts de fabrication y sont présents.

D'autre part, plusieurs événements parasites viennent perturber la mesure de DP sous DC. Ces événements sont classés en deux catégories : 1. Les décharges parasites qui sont distribuées de façon plus ou moins aléatoire dans le temps. Ces décharges se produisent au niveau des zones de renforcement de champ du montage électrique (jonctions semi-conducteur/isolant, parties anguleuses) 2. Les bruits électromagnétiques de l'alimentation, qui se manifestent sous la forme de signaux périodiques de fréquences bien définies (50 Hz et 25 kHz), contenant des composantes hautes fréquences. Les dimensions de la boîte, l'utilisation de connexions haute tension appropriées (sphères en laiton), l'élaboration d'un système de blindage supplémentaire, ont permis de diminuer ces bruits. De plus, les extrémités du câble sous test ainsi que l'ensemble des composants du circuit électrique ont été immergés dans de l'huile isolante HVDC afin d'éviter la présence de décharges parasites au niveau de ces zones, souvent sièges de défauts géométriques. Malgré l'atténuation significative des signaux de bruit, peu de signaux de DP ont été détectés au sein des différents câbles testés et certains signaux parasites sont restés présents. Ces bruits peuvent donc masquer certaines DP d'intérêt, déjà peu fréquentes sous tension continue. De même, ces signaux parasites risquent d'être considérés comme des signaux de DP et ainsi fausser les diagnostics de l'isolation des câbles.

Afin d'acquérir suffisamment de données pour le diagnostic des systèmes d'isolation sous tension continue, les temps d'acquisition doivent donc être longs. Les systèmes de détection non conventionnels possèdent l'avantage de permettre de longues acquisitions tout en conservant la forme originelle des signaux. Cependant, le risque de déclencher l'acquisition sur un signal de bruit au lieu d'un signal de DP est très important sous tension continue. Des erreurs dans l'interprétation des signaux sont susceptibles de se produire et peuvent conduire à des conclusions erronées dans les diagnostics des systèmes d'isolation électrique.

Un travail important de post-traitement des données ainsi que la mise oeuvre de techniques de classification sont donc nécessaires pour séparer les signaux parasites des signaux de DP d'intérêt dans le but d'élaborer des diagnostics fiables des systèmes d'isolation électrique. Les méthodes statistiques utilisées pour la reconnaissance des signaux et la reconnaissance de l'état de dégradation sont présentées dans le chapitre 4 de cette thèse.

4 Méthodes de classification par apprentissage artificiel

Afin que les signaux de décharges partielles collectés permettent de conclure quant au niveau de dégradation des systèmes d'isolation électrique, l'extraction de variables pertinentes doit être exécutée de manière efficace. De même, les signaux parasites qui pourraient fausser l'interprétation du diagnostic des systèmes d'isolation électrique doivent être correctement discriminés des signaux de DP d'intérêt. Ce chapitre débute par la présentation de la technique d'extraction de variables numériques, par transformée en ondelettes des signaux. Les différentes techniques d'apprentissage, qui serviront dans un premier temps à la discrimination des signaux parasites des signaux de DP et dans un second temps à la reconnaissance de l'état de dégradation des systèmes d'isolation électrique, sont décrites.

4.1 Prétraitement des données : extraction de variables numériques par transformée en ondelettes

L'extraction de variables informatives à partir de mesures constitue une étape fondamentale du processus de reconnaissance. L'utilisation de nouveaux outils mathématiques puissants dans le domaine du traitement du signal comme la transformée en ondelettes, a démontré une grande efficacité pour l'extraction de caractéristiques pertinentes des signaux de DP, d'où son application courante dans le filtrage des DP présentes dans les équipements haute tension [57], [58], [59], [60]. Cette technique a également été appliquée à l'extraction de variables représentatives de la forme des signaux de DP pour la classification des différents types de défauts au sein de l'isolation des équipements haute tension [61–65]. Le filtrage des signaux de DP et la reconnaissance des défauts ne faisant pas l'objet de ce travail, la transformée en ondelettes sera d'abord appliquée à la discrimination des signaux de bruit des signaux de DP au sein de différents systèmes d'isolation qui seront décrits dans le chapitre 5. Ensuite, la transformée en ondelettes sera utilisée pour la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolation de différents types de câbles, à partir des signaux de DP collectés grâce aux dispositifs présentés dans le chapitre 3.

4.1.1 La transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est un outil mathématique issu du traitement du signal et de l'image. Elle permet de décomposer un signal en différentes fonctions de base, appelées ondelettes. Alors que la transformée de Fourier fournit des informations sur le contenu fréquentiel du signal (ses fonctions de base étant les sinus et cosinus, fonctions de fréquence précise), les ondelettes permettent une résolution bidimensionnelle dans les domaines fréquentiel et temporel simultanément. La transformée de Fourier fait preuve d'une grande efficacité dans l'analyse de phénomènes périodiques, invariants dans le temps et stationnaires mais ne permet pas la localisation temporelle des composantes fréquentielles des signaux. Pour pallier à ce manque d'information, la transformée de Fourier à court terme utilise une « fenêtre glissante » et permet d'analyser le contenu spectral d'une fenêtre temporelle locale du signal (qui correspond à une fenêtre de temps fixée). Cette fenêtre que l'on fait glisser le long du signal est toujours la même et possède donc la même résolution en temps et en fréquence sur l'ensemble du signal. Une fenêtre étroite va générer une résolution fréquentielle faible tandis qu'une fenêtre large donnera lieu à une mauvaise résolution temporelle. On aura donc une résolution fixe sur toute la durée du signal. On parle d'analyse mono-résolution. Cependant, les signaux de DP sont non stationnaires et présentent des composantes hautes fréquences

sur de courtes durées. Il est donc important de savoir à quel instant certaines composantes fréquentielles ont lieu. La nature transitoire des signaux de DP requiert une approche plus flexible que celle proposée par la transformée de Fourier à court terme afin de faire varier la taille de la fenêtre temporelle, d'où la nécessité d'adopter une méthode d'analyse multi-résolution. Contrairement à la transformée de Fourier ou à la transformée de Fourier à court terme, la transformée en ondelettes analyse un signal à différentes fréquences avec différentes résolutions, ce qui paraît bien plus adaptée à l'analyse des signaux transitoires de DP [66]. Elle fournit une bonne résolution temporelle en hautes fréquences, ainsi qu'une bonne résolution fréquentielle aux basses fréquences. La Figure 4.1 représente la différence entre une analyse mono-résolution et une analyse multi-résolution. Le pavage de l'espace temps-fréquence pour la transformée de Fourier à court terme (STFT) montre que la fenêtre d'analyse est de taille constante alors que pour la transformée en ondelettes (WT), la taille de la fenêtre varie en fonction de la fréquence à analyser.

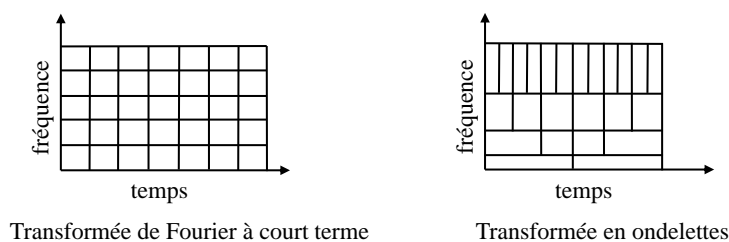


FIGURE 4.1 – Transformée de Fourier à court terme et transformée en ondelettes.

Une ondelette est une forme d'onde de valeur moyenne nulle et de durée limitée. La Figure 4.2 représente une sinusoïde (a) ainsi qu'une ondelette de Daubechies (b) [66]. La sinusoïde possède un caractère périodique alors que l'ondelette a un caractère irrégulier et asymétrique, ce qui explique pourquoi les ondelettes sont mieux adaptées à l'analyse des signaux transitoires de DP.

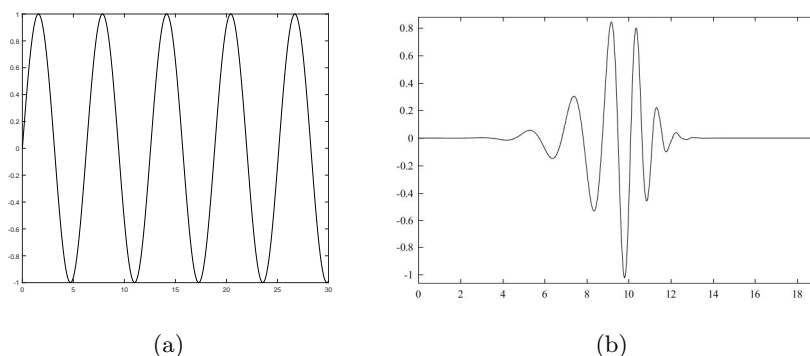


FIGURE 4.2 – Représentation d'une onde sinusoïdale (a) et d'une ondelette de Daubechies (b).

La décomposition d'une fonction en ondelettes consiste en une somme pondérée de fonctions de base obtenues à partir d'opérations effectuées sur une fonction principale appelée « ondelette mère ». Ces opérations correspondent à des translations et dilatations de la variable. Les fonctions de base sont connues sous le nom « d'ondelettes filles ».

Dans l'analyse en ondelettes, on ne parle pas de fréquence mais « d'échelle » ou « scale ». Un coefficient d'échelle élevé permet d'étirer l'ondelette mère et d'obtenir des informations sur les composantes basses fréquences du signal tandis qu'un coefficient d'échelle faible permet d'analyser les composantes hautes fréquences. Dans le premier cas (coefficient d'échelle élevé), on parle d'ondelette « dilatée » et dans le deuxième cas, d'ondelette « compressée ». Un ensemble de représentations temps-fréquence est ainsi obtenu, de résolutions différentes,

allant d'une vue d'ensemble du signal, jusqu'aux détails les plus fins. Ce changement de résolution est représenté sur la Figure 4.3.

Selon que ces opérations de dilatation et de translation sont choisies de manière continue ou discrète, on parlera d'une transformée en ondelettes continue ou discrète.

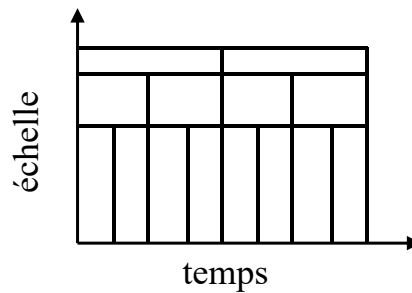


FIGURE 4.3 – Décomposition multi-résolution.

4.1.2 Définition mathématique

Une ondelette désigne une fonction oscillante, de moyenne nulle et dont l'énergie, dite finie, est concentrée sur un intervalle de temps (ce qui explique le mot « ondelette », qui veut dire petite onde). La condition nécessaire pour qu'une fonction Ψ puisse être utilisée comme une ondelette analysante est qu'elle vérifie la condition d'admissibilité [66] :

$$\int \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty$$

avec $\Psi(\omega)$ la transformée de Fourier de la fonction ondelette $\Psi(t)$.

La transformée en ondelettes est dite continue lorsque les paramètres de translation et de dilatation des fonctions utilisées prennent n'importe quelle valeur de l'ensemble des réels, les dilatations devant rester positives.

Soit Ψ l'ondelette mère, t la variable, s , le paramètre d'échelle, τ le paramètre de translation. Une familles d'ondelettes « filles » $\psi_{s,\tau}$ obtenue par translation et dilatation de l'ondelette mère Ψ peut être exprimée de la manière suivante :

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad \text{avec } s > 0 \quad \text{et } \tau \in \mathbb{R}$$

\sqrt{s} est un facteur de normalisation de l'énergie pour que l'ondelette « fille » possède une énergie équivalente à l'ondelette mère.

Si $f(t)$ est une fonction réelle d'une variable réelle, la transformée en ondelettes continue de f s'écrit alors :

$$\gamma(s, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{s,\tau}^*(t) dt$$

τ détermine la position et s donne l'échelle. $\psi_{s,\tau}^*(t)$ désigne le complexe conjugué. $\gamma(s, \tau)$ est le coefficient de la transformée en ondelettes, fonction de l'échelle et de la position. Ainsi, la transformée en ondelettes calcule la corrélation entre le signal d'intérêt et l'ondelette $\psi_{s,\tau}$.

En théorie, cette transformation est infiniment redondante puisque l'ondelette est tradlatée de manière continue. L'emploi de la transformée en ondelettes discrète permet de diminuer cette redondance. Elle sera appliquée dans le cadre de cette thèse pour l'extraction de variables numériques des signaux. La transformée en ondelettes discrète, fournit suffisamment d'information, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original, en un temps de calcul réduit. De plus, elle est plus simple à implémenter que la transformée en ondelettes continue. Les concepts de base de la transformée en ondelettes discrète sont présentés dans la suite de cette section.

4.1.3 La transformée en ondelettes discrète

Une transformée en ondelettes est dite discrète lorsque les valeurs des paramètres de translation τ et de dilatation s sont à valeurs discrètes et non continues. Les coefficients s et τ sont discrétisés de la manière suivante :

$$s = s_0^m \quad \text{et} \quad \tau = n\tau_0 s_0^m \quad \text{avec} \quad s_0 > 1 \quad \text{et} \quad \tau_0 > 0$$

Soit Ψ une ondelette mère.

Les fonctions ondelettes « filles » sont alors définies de la manière suivante :

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^m}} \Psi\left(\frac{t - n\tau_0 s_0^m}{s_0^m}\right), \quad m, n \in \mathbb{Z}$$

Afin de simplifier les calculs numériques, il est possible d'échantillonner les paramètres selon une échelle dyadique, c'est à dire $s_0 = 2$ et $\tau_0 = 1$, ce qui donne l'expression suivante :

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \Psi\left(\frac{t - n2^m}{2^m}\right), \quad m, n \in \mathbb{Z}$$

La transformée en ondelettes discrète d'un signal consiste à décomposer le signal en utilisant simultanément des filtres passe-haut H et basse-bas G. Ces filtres sont spécifiques à l'ondelette mère choisie. Les composantes basses et hautes fréquences sont alors obtenues, nommées respectivement coefficients d'approximations et coefficients de détail (Figure 4.4). Le contenu fréquentiel de ces coefficients est limité par le critère de Nyquist qui impose la fréquence maximale à $f_n = \frac{f_s}{2}$ où f_s est la fréquence d'échantillonnage du signal de base S. Le signal est donc décomposé à travers ces deux filtres simultanément et sous-échantillonné par un facteur 2. En sortie du filtre passe-haut, les coefficients hautes fréquences sont générés et représentent une version « détaillée » du signal original. En sortie du filtre passe-bas, les coefficients basses fréquences représentent une version « approximative » du signal original. Les composantes retenues par le filtre passe-bas peuvent contenir des informations de détails intéressantes. Pour les obtenir, l'application des deux filtres H et G est renouvelée pour des largeurs de bande réduites de moitié. En appliquant ces filtres aux coefficients d'approximation, un nouvel ensemble de coefficients de détail et d'approximation est obtenu au niveau de décomposition suivant. Cette itération continue jusqu'à ce que le niveau de décomposition désiré soit atteint. Le nombre de coefficients est réduit de moitié à chaque niveau. La décomposition à 3 niveaux ainsi que les bandes de fréquence correspondantes sont illustrées sur la Figure 4.5.

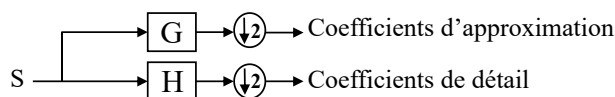
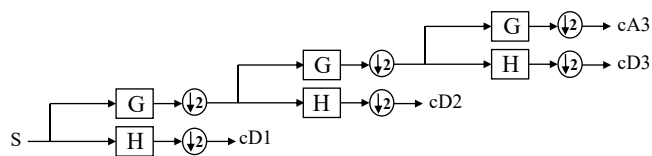
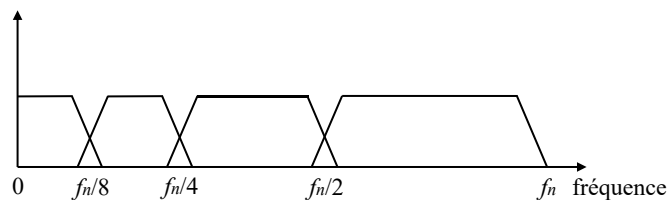


FIGURE 4.4 – Filtres passe-bas G et passe-haut H et coefficients d'approximation et de détail générés.

A chaque fois que l'indice m , exposant du paramètre d'échelle s , est incrémenté d'une unité (à chaque niveau de décomposition), l'étendue du spectre de l'ondelette correspondante est réduite de moitié. Ainsi, la résolution fréquentielle est augmentée et d'après le théorème de Nyquist, la sortie de chaque filtre passe-haut et passe-bas est divisée par 2 (Figure 4.5). Ainsi, on comprend pourquoi cette décomposition permet d'obtenir une bonne résolution temporelle à des fréquences élevées et une bonne résolution fréquentielle à des fréquences basses (Figure 4.5 (b)).

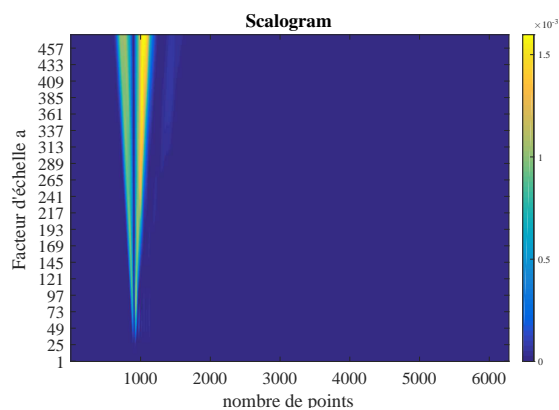
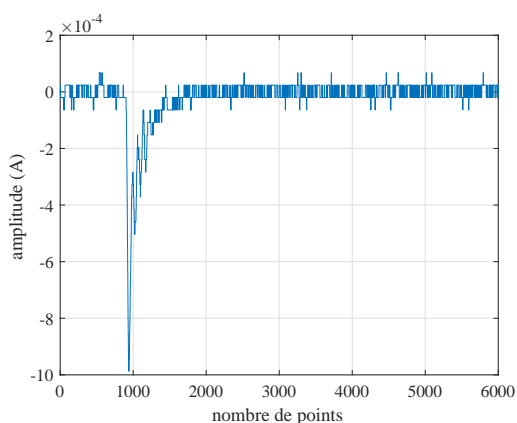


(a)

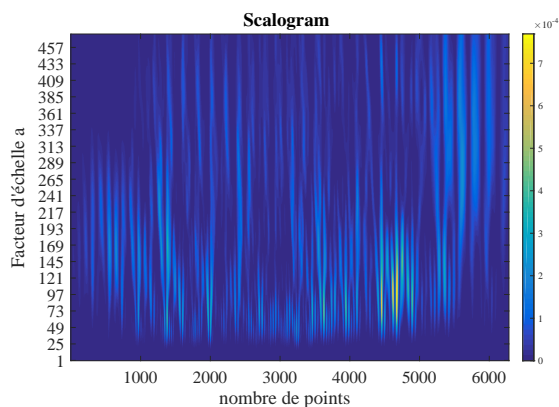
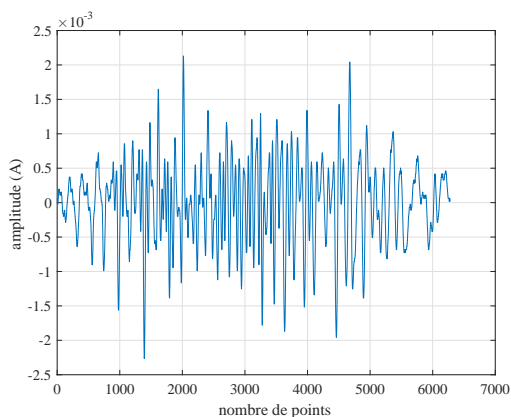


(b)

FIGURE 4.5 – Schéma de décomposition à 3 niveaux et bandes de fréquences analysées, avec $f_n = \frac{f_s}{2}$, f_s étant la fréquence d'échantillonnage du signal.



(a)



(b)

FIGURE 4.6 – Signal de DP (a), signal de bruit (b). À gauche : type de signal. À droite : transformée en ondelettes.

Alors que les impulsions de DP possèdent un caractère transitoire et se localisent en général dans une bande de fréquence de l'ordre du mégahertz, les signaux de bruit ont une nature

stochastique. Par exemple, les scalograms illustrés sur les Figures 4.6, (a) et (b), représentent les coefficients d'ondelettes obtenus par transformée en ondelettes d'un signal de DP et de bruit respectivement, à différentes échelles. Les signaux d'origine représentés sur cette même Figure ont été collectés au sein d'un dispositif qui sera présenté dans le chapitre 5. Les deux types de signaux (DP et bruit) possèdent des signatures temps-fréquence bien distinctes. Ces caractéristiques pourront être exploitées afin de discriminer les signaux d'intérêts (de DP) des signaux de bruit. On remarque que la composante haute fréquence du signal de DP, très rapide, est représentée par des coefficients d'ondelette à faible échelle, localisés sur un segment temporel très court tandis que la composante basse fréquence du signal de DP est représentée par des coefficients sur des échelles élevées qui se répartissent sur un segment de signal plus long (Figure 4.6, (a)). Les signaux de bruit présentent des composantes fréquentielles élevées, rapides, ainsi que des composantes temporelles plus lentes, réparties sur l'ensemble du signal, ce qui se traduit par des coefficients d'ondelettes répartis sur les différents niveaux de décomposition (Figure 4.6, (b)).

4.1.4 Choix de l'ondelette mère

La sélection de l'ondelette mère est la première étape du processus de décomposition par transformée en ondelettes. Plus la portion de signal analysé est similaire à l'ondelette choisie, plus la valeur des coefficients de décomposition sera élevée. Parmi les ondelettes appropriées à l'analyse des DPs, on retrouve les ondelettes de Daubechies (« db »), les symlets (« sym »), ondelettes presque symétriques, les coiflets (« coif »), du nom de Ronald Coifman et les biorthogonales (« bior ») [67], [68], [69]. Ces ondelettes portent soit le nom de leur créateur, soit celui d'une propriété. Ma et al. [67] ont révélé que les ondelettes « db2 » et « db8 » étaient respectivement les plus appropriées pour l'analyse d'impulsions de DP de types DEP (« Damped Exponential Pulse ») et DOP (« Oscillatory Pulse ») (Figure 4.7) alors que P. Ray et al. [70] ont déterminé que les ondelettes les plus représentatives des impulsions DEP et DOP étaient respectivement les « sym2 » et « db5 ». Dans ces études, les coefficients de corrélation entre le signal de DP et différents types d'ondelettes sont calculés afin de choisir l'ondelette optimale. L'ondelette qui permet d'obtenir le coefficient de corrélation le plus élevé est retenue. L'entier couplé au diminutif du nom de l'ondelette indique l'ordre de celle-ci en rapport avec le nombre de moments nuls [66]. La régularité des ondelettes augmente avec le nombre de moments nuls.

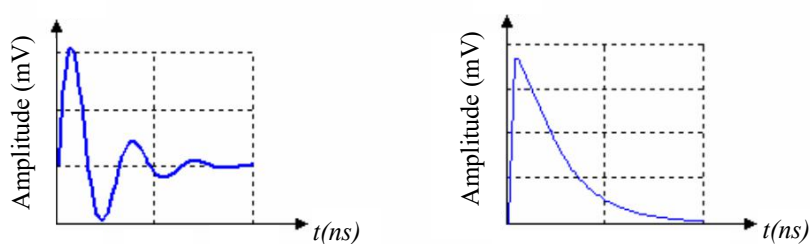


FIGURE 4.7 – Allures caractéristiques de DPs : DOP (à gauche), DEP (à droite), tirées de [71].

En réalité, la DP se manifeste sous la forme d'une impulsion de courant ou de tension dont la forme et les paramètres temporels varient en fonction de multiples facteurs tels que le système de détection utilisé, ou encore la nature et la localisation du défaut. La forme et l'amplitude des impulsions de DP dépendent de nombreux paramètres à prendre en compte dans le choix de cette ondelette mère.

Parmi les ondelettes disponibles, l'ondelette de Daubechies reste la plus utilisée dans l'étude des décharges partielles [72] car elle possède presque toutes les propriétés requises telles que la compacité, une durée limitée, l'orthogonalité et l'asymétrie des fonctions de base et est ainsi particulièrement adaptée à l'analyse des signaux transitoires, non périodiques.

4.1.5 Choix du niveau de décomposition

Concernant le choix du niveau de décomposition, plus celui-ci est élevé, meilleure est la résolution fréquentielle minimale mais plus les temps de calcul sont longs. Il faut donc trouver un compromis entre résolution fréquentielle désirée et complexité du calcul.

Notre système de détection non-conventionnel permet d'acquérir la forme réelle des signaux de DP. Ainsi, le niveau de décomposition et l'ordre de l'ondelette seront choisis en conséquence afin de représenter au mieux les caractéristiques des signaux collectés. Par exemple, dans le cadre d'une décomposition à $m = 5$ niveaux, les bandes de fréquence correspondantes sont visibles dans le Tableau 4.1. La résolution fréquentielle minimale est de 0 à $f_n/32$. Avec $f_n = \frac{f_s}{2}$, la fréquence de Nyquist.

Coefficients	Bandes de fréquence correspondantes
cA5	0 à $f_n/32$
cD5	$f_n/32$ à $f_n/16$
cD4	$f_n/16$ à $f_n/8$
cD3	$f_n/8$ à $f_n/4$
cD2	$f_n/4$ à $f_n/2$
cD1	$f_n/2$ à f_n

TABLE 4.1 – Bandes de fréquence analysées pour une décomposition à 5 niveaux.

À partir de cette décomposition, les cinq distributions des coefficients de détail cD1, cD2, cD3, cD4 et cD5 seront utilisées afin de calculer les variables correspondantes pour la reconnaissance.

Afin de réduire la dimensionnalité de l'ensemble des variables, les quatre moments statistiques de la distribution des coefficients de détail à chaque niveau de décomposition seront calculés :

$$x_{cD(i,j)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N cD_{i,j}(n)$$

$$\sigma_{cD(i,j)} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [cD_{i,j}(n) - x_{cD(i,j)}]^2}$$

$$s_{cD(i,j)} = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{n=1}^N [cD_{i,j}(n) - x_{cD(i,j)}]^3$$

$$k_{cD(i,j)} = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{n=1}^N [cD_{i,j}(n) - x_{cD(i,j)}]^4$$

$x_{cD(i,j)}$ est la moyenne, $\sigma_{cD(i,j)}$ l'écart type, $s_{cD(i,j)}$ le coefficient d'asymétrie (« skewness ») et $k_{cD(i,j)}$ le coefficient d'acuité (« kurtosis ») de la distribution des coefficients de détail où $cD_{i,j}(n)$ est le n -ième coefficient de détail du niveau de décomposition j du i -ème signal collecté.

Les notions d'asymétrie d'une distribution (« skewness ») et d'acuité (« kurtosis ») sont représentées sur les Figures 4.8, (a) et (b), respectivement, en comparaison à une distribution normale. Le coefficient d'asymétrie évalue dans quelle mesure les données ne sont pas symétriques par rapport à une distribution normale, symétrique. Ce coefficient est positif si la queue de la distribution s'étend à droite et négatif si elle s'étend à gauche. Le kurtosis est une mesure directe de l'acuité d'une distribution par rapport à une loi normale. Ce coefficient est positif lorsque la distribution est plus « pointue » qu'une loi normale et négatif si la distribution est plus aplatie qu'une loi normale.

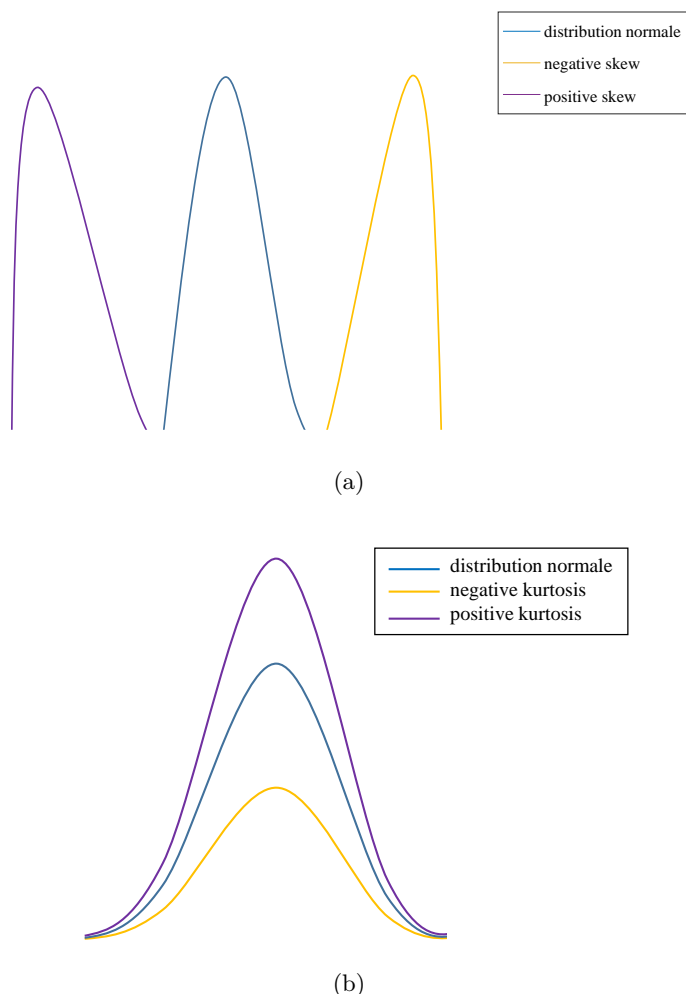


FIGURE 4.8 – Représentation de l’asymétrie (a) et de l’acuité (b) d’une distribution par rapport à une distribution normale.

Rappelons que [34], [39], utilisent ces moments statistiques, calculés à partir des distributions de l’amplitude maximale, du nombre de DP et de l’amplitude moyenne en fonction de l’intervalle de temps entre chaque DP, $H_{qmax}(\Delta t)$, $H_n(\Delta t)$ et $H_{qn}(\Delta t)$, pour la reconnaissance des différents types de défauts d’isolation.

Les vecteurs composés de ces quatre moments statistiques seront calculés pour chaque signal collecté et utilisés comme variable d’entrée de classifieurs pour la discrimination des signaux de DP des signaux de bruit ainsi que la reconnaissance de l’état de dégradation des systèmes d’isolation électrique. Ces méthodes de classification sont présentées dans la suite de ce chapitre.

4.2 Reconnaissance par apprentissage artificiel

En l’absence de modèles de connaissance satisfaisants sur les mécanismes physiques qui régissent les systèmes étudiés, la modélisation à partir de données peut s’avérer une alternative avantageuse [73]. L’apprentissage artificiel peut être défini comme un ensemble de méthodes permettant de concevoir des modèles de prédiction et des classifieurs à partir de données [74]. L’évolution de la théorie de l’apprentissage au cours des dernières années s’explique notamment par le développement de moyens de stockage de l’information et l’essor du Big Data. Les données peuvent provenir de réseaux sociaux, moteurs de recherche ou encore de mesures effectuées sur des systèmes physiques, biologiques ou chimiques.

Les bases de données traitées dans le cadre de cette thèse sont constituées de signaux mesurés au sein de différents systèmes d'isolation électrique grâce à l'utilisation de dispositifs expérimentaux divers, dont certains ont été décrits dans le chapitre 3. Ces bases de données peuvent contenir des signaux de bruit dont l'allure est parfois très semblable aux signaux de DP. Pour reconnaître un signal de DP d'un signal de bruit, des méthodes de classification issues de l'apprentissage artificiel ont été mises en œuvre. Une fois les bases de données exempts de signaux parasites, ces méthodes peuvent être appliquées à la reconnaissance de l'état de dégradation du système d'isolation électrique à partir des signaux de DP uniquement.

Un objet k de la base de données est défini par un vecteur de variables \mathbf{x}_k et une sortie y_k . La sortie y_k est une valeur discrète qui correspond à ± 1 selon qu'il s'agisse d'un état « vierge » ou « âgé » de l'isolation ou encore d'un signal de DP ou d'un signal de bruit. Cette séparation des objets en deux catégories, ou « classes », correspond à un problème de classification binaire. L'apprentissage consiste alors à déterminer une fonction f telle que $f(\mathbf{x}_k) = y_k$. La qualité du classifieur s'évalue par sa capacité de généralisation, c'est à dire sa capacité à classifier correctement de nouveaux exemples, n'ayant pas servi à l'apprentissage. Cependant, les données sont souvent entachées de bruit de mesure. Si ce bruit est trop important, alors le nombre de données doit être grand par rapport au nombre de paramètres à estimer pour éviter le phénomène de surapprentissage [73]. Ce phénomène décrit un ajustement du modèle au bruit, au détriment de ses performances générales réelles [74].

Les méthodes utilisées pour la classification sont nombreuses. Parmi elles, les réseaux de neurones ont démontré une grande performance dans de nombreuses applications incluant la reconnaissance de formes, le traitement d'image et le diagnostic médical. Les machines à vecteurs supports ou Supports Vector Machine (SVM), développées et popularisées dans les années 1990 [75], constituent une alternative aux réseaux de neurones formels et sont très utilisées dans le domaine de la classification automatique, notamment dans la reconnaissance de caractères, la reconnaissance de paroles [76] et de visages [77].

La suite de ce chapitre est une présentation détaillée des méthodes d'apprentissage artificiel utilisées dans le cadre de cette thèse, pour la discrimination des signaux de bruit des signaux de DP ainsi que la reconnaissance de l'état de dégradation des systèmes d'isolation électrique. En fonction de la disponibilité de données étiquetées, les méthodes d'apprentissage supervisé, semi-supervisé ou non supervisé seront mises en œuvre.

4.2.1 Apprentissage supervisé

Les classifieurs sont des fonctions mathématiques qui assignent une classe prédéfinie à un objet, grâce à l'utilisation de variables dites « pertinentes » pour le problème de classification donné. Lorsque le classifieur est construit à partir d'un ensemble de mesures contenant plusieurs objets dont la classe est connue par avance, (dans notre cas, « vierge »/« âgé » ou bien « DP »/« bruit »), on parle d'apprentissage supervisé. En apprentissage supervisé, tous les objets de la base de données sont étiquetés. La conception d'un classifieur consiste en la détermination d'une fonction mathématique $f(\mathbf{x}_k, \theta)$ avec θ le vecteur des paramètres qui permettent d'aboutir à la meilleure séparation entre les deux classes 1 et 2. La règle de séparation est définie comme telle :

un objet \mathbf{x}_k appartient à la classe 1 si :

$$f(\mathbf{x}_k, \theta) > 0$$

et appartient à la classe 2 si :

$$f(\mathbf{x}_k, \theta) < 0$$

Le classifieur optimal est celui qui permet d'obtenir le minimum d'erreurs de classification selon cette règle. Le classifieur est ajusté lors de la phase dite « d'apprentissage » grâce aux exemples qui constituent l'ensemble d'apprentissage ainsi qu'à un algorithme d'apprentissage. Ensuite, la performance du classifieur est évaluée grâce aux exemples qui forment l'ensemble dit de « validation ». Le score de validation est défini par le pourcentage d'exemples correctement classifiés utilisés lors de la phase de validation. Ce score fournit une estimation de la

performance du classifieur sur des exemples qui n'ont pas été utilisés pendant la phase d'apprentissage. Ce processus est répété plusieurs fois pour différentes valeurs des paramètres θ . Finalement, le meilleur classifieur est celui dont le vecteur de paramètres θ permet d'obtenir le meilleur score de validation.

Nous utiliserons la procédure de validation croisée afin de définir les paramètres du classifieur optimal.

4.2.1.1 Validation croisée

La méthode de la validation croisée [78] est utilisée dans cette thèse afin que tous les exemples de la base de données soient utilisés à la fois pour l'apprentissage et la validation. La base de données est divisée en L sous-ensembles, appelés « plis ». Un seul pli est utilisé pour la validation et le classifieur est ajusté sur les $L - 1$ plis restants. Les phases d'apprentissage et de validation sont répétées autant de fois qu'il y a de plis (L fois). De cette manière, tous les exemples de la base de données sont à la fois utilisés pour l'apprentissage et la validation. Le pli de validation change à chaque apprentissage et le score de validation moyen sur les L répartitions d'exemples dans les plis est calculé. Ce processus est répété plusieurs fois pour différentes valeurs des paramètres θ . Finalement, le classifieur sélectionné est celui qui permet d'obtenir le meilleur score de validation sur l'ensemble des plis. La procédure de la validation croisée pour $L = 5$ plis est représentée sur la Figure 4.9.

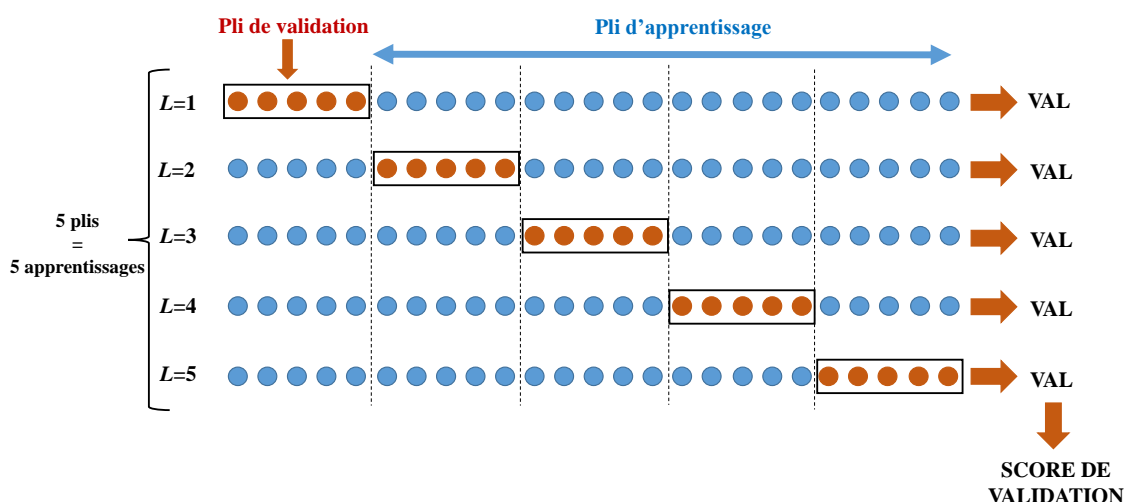


FIGURE 4.9 – Schéma du principe de la validation croisée pour $L = 5$ plis.

Si le classifieur sélectionné est trop complexe, alors il existe un risque que ce classifieur ne puisse pas prédire correctement les classes de nouveaux exemples, qui n'ont pas participé à sa conception. Lorsque le classifieur est « surajusté » à l'ensemble d'apprentissage, on parle de surapprentissage. Afin d'éviter le phénomène de surajustement tout en gardant une bonne performance, l'élaboration d'un classifieur efficace nécessite la sélection de variables pertinentes. On rappelle qu'un objet \mathbf{x}_k de la base de données est défini par n variables, tel que $\mathbf{x}_k = [x_k^1, x_k^2, \dots, x_k^{n-1}, x_k^n]$ avec x_k^i la valeur de la i -ième variable de l'objet \mathbf{x}_k .

Parmi ces n variables extraites des signaux collectés, toutes n'ont pas le même niveau de pertinence pour la reconnaissance des différents types de signaux (« DP »/« bruit ») ou encore de l'état de dégradation de l'isolant (« vierge »/« âgé »). Il est alors nécessaire de déterminer quelles sont les variables les plus pertinentes et quelles sont celles qui peuvent être éliminées. Il existe différentes techniques de classement et de sélection de variables qui permettent de déterminer les variables les plus informatives pour la construction du meilleur classifieur c'est à dire celles qui maximisent la performance du classifieur.

4.2.1.2 Classement des variables par Gram-schmidt

La procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt a été mise en oeuvre afin de classer les variables selon leur niveau de pertinence. Cette méthode sélectionne les variables qui sont les plus corrélées au vecteur de sortie (le vecteur des étiquettes). La variable la plus pertinente est celle qui maximise la quantité [79] :

$$\cos^2(\mathbf{x}^i, \mathbf{y}) = \frac{(\mathbf{x}^i \mathbf{y})^2}{(\mathbf{x}^i \mathbf{x}^i)(\mathbf{y} \mathbf{y})} \quad (4.1)$$

avec \mathbf{x}^i le vecteur contenant les N mesures de la variable $n^{\circ}i$. On a :

$$\mathbf{x}^i = \begin{bmatrix} x_1^i \\ x_2^i \\ \dots \\ x_N^i \end{bmatrix}$$

avec x_k^i la valeur de la i -ième variable du k -ième exemple d'apprentissage et \mathbf{y} le vecteur des étiquettes :

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_N \end{bmatrix}$$

Le vecteur de sortie et toutes les autres variables sont projetés sur le sous-espace orthogonal à la variable sélectionnée, c'est à dire celle qui maximise la quantité (4.1). La même procédure est répétée à partir de ce sous-espace afin de déterminer, parmi l'ensemble des variables projetées, quelle est la variable la plus corrélée avec la projection du vecteur de sortie. Ce processus est illustré sur la Figure 4.10. x^1p correspond à la projection de la variable \mathbf{x}^1 sur le sous-espace orthogonal à \mathbf{x}^2 , variable la plus corrélée au vecteur de sortie \mathbf{y} . De même, yp correspond à la projection de \mathbf{y} sur ce sous-espace orthogonal.

Cette méthode de classement possède l'avantage d'éliminer les variables redondantes.

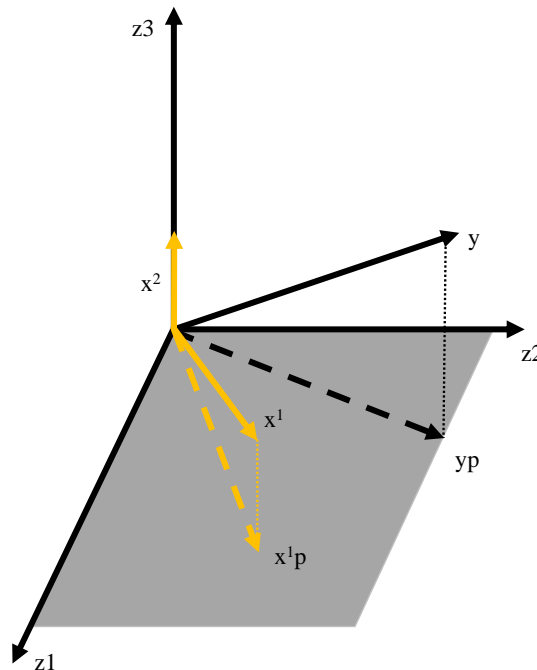


FIGURE 4.10 – Processus d'orthogonalisation de Gram-Schmidt.

Une fois que toutes les variables sont classées selon leur niveau de pertinence, des méthodes de séparation sont implémentées en utilisant un nombre croissant de variables d'entrée. La

variable la plus pertinente est d'abord utilisée pour le premier apprentissage et cette opération est réitérée en ajoutant la deuxième variable la plus pertinente et ainsi de suite, jusqu'à ce que toutes les variables soient prises en compte. Il y a autant de sous-ensembles de variables à considérer que de variables. Le meilleur ensemble de variables est celui permettant d'obtenir le meilleur score de reconnaissance par validation croisée. Cette méthode de sélection de variables est une approche « enveloppe », ou « wrapper » [80].

4.2.1.3 Machines à Vecteurs Supports (SVM)

Les machines à vecteurs supports aussi appelées Séparateurs à Vaste Marge (SVM) sont une technique de l'apprentissage artificiel utilisées pour la classification automatique.

Un des principaux avantages de l'algorithme d'apprentissage des SVM est qu'il intègre un mécanisme de régularisation qui permet d'éviter le phénomène de surapprentissage et de maximiser les capacités de généralisation du classifieur. De même, l'introduction de noyaux, spécifiquement adaptés à une problématique donnée, lui confère une grande flexibilité pour s'adapter à des situations très diverses (reconnaissance de formes, de séquences génomiques, de caractères, détection de spams, diagnostics). Par ailleurs, d'un point de vue numérique, ces algorithmes sont plus pénalisés par le nombre d'observations, que par le nombre de variables.

Dans le cas d'un problème de classification binaire (ou à deux classes), l'algorithme des SVM est utilisé afin de définir une séparation optimale entre les deux classes, appelé hyperplan séparateur maximal. Cet hyperplan doit être situé le plus loin possible des limites entre les deux classes tout en séparant correctement ces deux classes [81]. Les exemples qui sont suffisants pour déterminer l'hyperplan séparateur optimal sont les vecteurs supports.

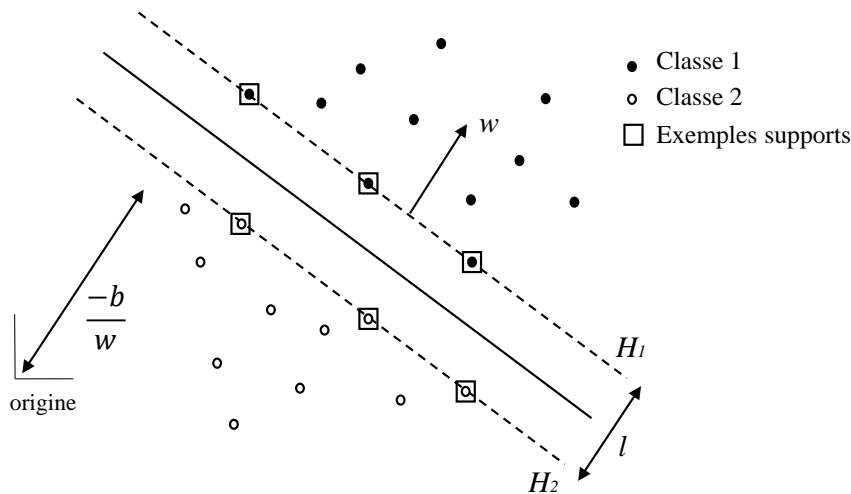


FIGURE 4.11 – Séparation linéaire entre les classes 1 et 2.

SVM linéaires Si les données sont linéairement séparables, l'hyperplan séparateur est défini par :

$$y = g(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{w}, \mathbf{x} \rangle + b$$

où le vecteur \mathbf{w} et le scalaire b sont les paramètres du modèle à estimer. Si $g(\mathbf{x}) \geq 0$ alors \mathbf{x} se trouve d'un côté de l'hyperplan affine et appartient à la classe 1. Sinon, \mathbf{x} appartient à la seconde classe.

On peut donc définir la classe d'un objet \mathbf{x}_k par :

$$y(\mathbf{x}_k) = \text{sgn}(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b)$$

avec

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} -1, & \text{si } x < 0 \\ 1, & \text{si } x > 0 \end{cases}$$

Ainsi, on définit le classifieur optimal comme la droite affine qui maximise la distance l entre les deux classes, appelée la marge (Figure 4.11). Cette droite (l'hyperplan séparateur) est située le plus loin possible des limites de chaque classe. La distance d'un exemple d'apprentissage \mathbf{x}_k à l'hyperplan séparateur est définie par :

$$r = \frac{|\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b|}{\|\mathbf{w}\|}$$

L'algorithme des SVM consiste en un problème d'optimisation sous contrainte selon lequel il s'agit de maximiser la marge entre les deux classes, tout en satisfaisant la condition de séparabilité des exemples d'apprentissage. Les exemples situés sur la droite H_1 (Figure 4.11), notés \mathbf{x}_k^+ et ceux situés sur la droite H_2 , notés \mathbf{x}_k^- , appelés exemples supports, satisfont respectivement :

$$\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k^+ \rangle + b = 1$$

et

$$\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k^- \rangle + b = -1$$

La marge l vaut donc :

$$2r = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$$

Ainsi la quantité $l = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$ doit être maximisée, pour tout (\mathbf{x}_k, y_k) sous les contraintes :

$$\begin{cases} \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b \geq 1, & \text{si } y_k = 1 \\ \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b \leq -1, & \text{si } y_k = -1 \end{cases}$$

Maximiser la quantité $l = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$ revient à minimiser :

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$$

sous la contrainte :

$$y_k(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b) \geq 1, \forall \mathbf{x}_k \in [1, N]$$

avec N le nombre d'exemples de l'ensemble d'apprentissage.

Ceci peut se résoudre par la méthode des multiplicateurs de Lagrange, où le Lagrangien primal est donné par :

$$L_p(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b) + \sum_{k=1}^N \alpha_k \quad (4.2)$$

Les multiplicateurs de Lagrange sont les α_k avec $\alpha_k \geq 0$, pour $k = 1, \dots, N$. Le Lagrangien doit être minimisé par rapport à \mathbf{w} et b , et maximisé par rapport à α . Ainsi, on doit avoir :

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = - \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \Rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \quad (4.3)$$

et

$$\frac{\partial L_p}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{w} - \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \mathbf{x}_k = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \mathbf{x}_k \quad (4.4)$$

On obtient donc la formulation duale du Lagrangien, en injectant les valeurs (4.3) et (4.4) dans l'équation (4.2) du Lagrangien :

$$L_d(\alpha) = \sum_{k=1}^N \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N \alpha_k \alpha_l y_k y_l \langle \mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l \rangle$$

Dans le cas d'un problème convexe, le minimum du Lagrangien primal est obtenu par maximisation du Lagrangien dual.

Il s'agit donc de déterminer les α_k qui maximise $L_d(\alpha)$. Les multiplicateurs de Lagrange dits « optimaux » sont déterminés en utilisant les conditions de Kuhn-Tucker [82] :

$$\begin{cases} \alpha_k \geq 0 \\ \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \\ y_k (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b) - 1 \geq 0 \\ \alpha_k (y_k (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b) - 1) = 0 \\ \mathbf{w} = \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \mathbf{x}_k \end{cases}$$

D'après les conditions de Kuhn-Tucker, les seuls α_k non nuls sont obtenus pour :

$$y_k (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b) = 1$$

Les exemples d'apprentissage vérifiant cette condition sont ceux situés sur les frontières H_1 et H_2 . Ces exemples sont appelés vecteurs supports et sont utilisés pour déterminer le classifieur.

Dans le cas où les données ne sont pas séparables, on introduit une variable supplémentaire ξ_k pour $k = 1, \dots, N$ dans les contraintes [83]. Cette variable est appelée variable de relâchement et permet de relâcher les contraintes sur les exemples d'apprentissage (Figure 4.12). Elle permet de quantifier l'erreur commise sur les exemples mal classés.

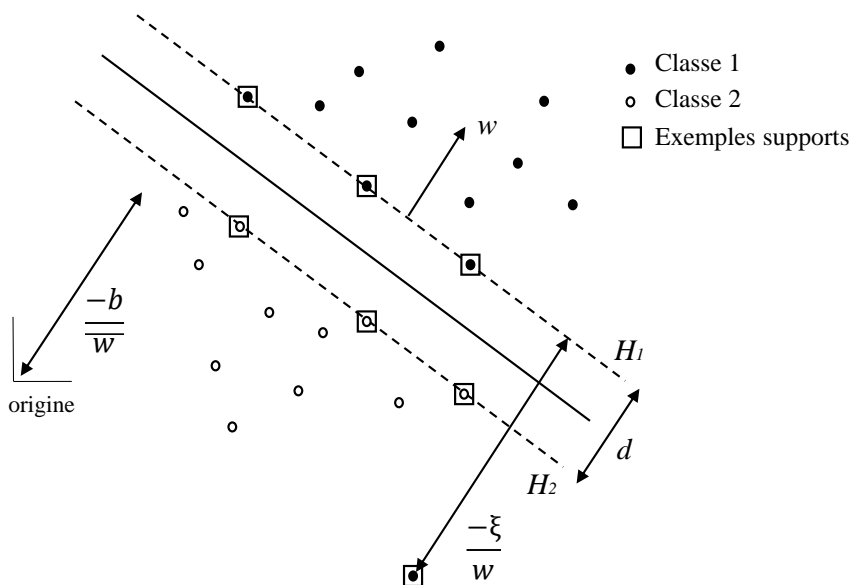


FIGURE 4.12 – Données non séparables.

Les contraintes deviennent :

$$\begin{cases} \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b \geq 1 - \xi_k, \text{ si } y_k = 1 \\ \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b \leq -1 + \xi_k, \text{ si } y_k = -1 \end{cases}$$

avec $\xi_k \geq 0, \forall k \in [1, N]$

Ainsi, lorsqu'un exemple \mathbf{x}_k de la classe 1 ($y_k = +1$) est classé comme appartenant à la classe 2, on a :

$$\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b \leq -1$$

On peut ainsi généraliser et quantifier les erreurs lorsqu'il y a erreur de classification sur l'exemple k lorsque $\xi_k > 1$.

Le Lagrangien primal s'écrit alors :

$$L_p(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{k=1}^N \xi_k - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{y_k(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_k \rangle + b) - 1 + \xi_k\} - \sum_{k=1}^N \mu_k \xi_k$$

Les multiplicateurs de Lagrange sont $\alpha_k \geq 0$ et $\mu_k \geq 0$. C est un paramètre de régularisation appelé hyperparamètre. Sa valeur est déterminée avant l'apprentissage. C permet d'obtenir le meilleur compromis entre les erreurs de classification commises sur les exemples d'apprentissage et la maximisation de la marge, donc la régularisation [74], [84]. Plus C est grand, plus les erreurs de classification sont pénalisées au dépend d'une meilleure capacité de généralisation du classifieur. Il existe donc un risque de surajustement des données. A l'inverse, plus C est petit, plus les erreurs de classification sont tolérées au profit d'une bonne capacité de généralisation du classifieur.

De la même manière que dans le cas séparable, il s'agit de minimiser le Lagrangien primal, ce qui conduit à déterminer les multiplicateurs optimaux α_k qui maximisent le Lagrangien dual $L_d(\alpha)$:

$$L_d(\alpha) = \sum_{k=1}^N \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N \alpha_k \alpha_l y_k y_l \langle \mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l \rangle$$

sous les contraintes :

$$\begin{cases} 0 \leq \alpha_k \leq C \\ \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \end{cases}$$

SVM non linéaires La procédure de recherche de l'hyperplan séparateur décrite précédemment permet de résoudre des problèmes de classification linéairement séparables. Si les données ne sont pas linéairement séparables, les vecteurs d'entrée sont projetés dans un espace image de grande dimension, appelé espace des variables ou espace des caractéristiques, où une séparation linéaire est cette fois possible. Le principe de cette transformation est illustrée Figure 4.13.

On applique aux vecteurs d'entrée une transformation non linéaire ϕ telle que [81] :

$$\phi : R^n \rightarrow \mathcal{H}$$

L'espace d'arrivée \mathcal{H} est de dimension supérieure à n . Cet espace est appelé espace de redescription. Dans cet espace, on cherche l'hyperplan :

$$y = \langle \mathbf{w}, \phi(\mathbf{x}) \rangle + b$$

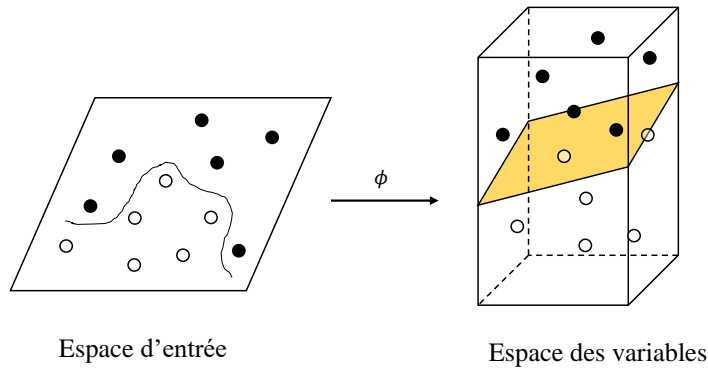


FIGURE 4.13 – Transformation non linéaire ϕ de l'espace des entrées vers l'espace des variables ou des caractéristiques.

La fonction à minimiser s'exprime :

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{k=1}^N \xi_k$$

L'hyperplan vérifie toujours les conditions :

$$y_k(\langle \mathbf{w}, \phi(\mathbf{x}_k) \rangle + b) \geq 1 - \xi_k \forall k \in [1, N] \quad \text{avec} \quad \xi_k \geq 0, \forall k \in [1, N]$$

Le Lagrangien dual dans le cas non linéaire s'exprime par :

$$L_d(\alpha) = \sum_{k=1}^N \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N \alpha_k \alpha_l y_k y_l \langle \phi(\mathbf{x}_k), \phi(\mathbf{x}_l) \rangle$$

sous les contraintes :

$$\begin{cases} 0 \leq \alpha_k \leq C \\ \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \end{cases}$$

Cette nouvelle formulation implique un produit scalaire entre vecteurs dans l'espace de redescription, de dimension élevée, compliqué à déterminer. Pour résoudre ce problème, on utilise une fonction noyau K qui possède une expression simple et vérifie :

$$K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l) = \langle \phi(\mathbf{x}_k), \phi(\mathbf{x}_l) \rangle$$

L'hyperplan séparateur s'écrit donc :

$$y = \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}) + b \tag{4.5}$$

Cette astuce est plus connue sous le nom de « Kernel trick ». D'après le théorème de Mercer [82], K doit être continue, symétrique, et semi-définie positive pour être une fonction noyau. Ainsi, $K(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ est une fonction noyau si pour toute fonction $g(x)$ telle que $\int g(x)dx$ est bornée, on a :

$$\int \int K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) g(\mathbf{x}) g(\mathbf{y}) d\mathbf{x} d\mathbf{y} \geq 0$$

et

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = K(\mathbf{y}, \mathbf{x})$$

Une des fonctions noyaux les plus couramment utilisées est le noyau gaussien :

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

L'utilisation de la fonction noyau introduit un hyperparamètre additionnel à estimer : l'écart type de la fonction gaussienne σ .

Afin de déterminer le couple d'hyperparamètre (C, σ) , la procédure de validation croisée est implémentée. On fixe tout d'abord une valeur pour le couple (C, σ) . On réalise ensuite x fois la procédure de validation croisée à L plis avec ces valeurs afin d'obtenir une statistique sur le score de validation. De cette manière, la répartition des données dans les L plis est modifiée à chaque itération. Le score de validation sur les L plis est calculé x fois et la valeur moyenne sur les x itérations est enregistrée. On réalise cette procédure avec différentes valeurs du couple (C, σ) . On sélectionne ainsi le couple (C, σ) qui permet d'obtenir la meilleure moyenne du score de validation sur les x tirages de plis.

Ainsi, l'apprentissage par SVM conduit à un problème d'optimisation à deux niveaux, où les hyperparamètres sont les variables « premier niveau » à ajuster et les coefficients α_k et b les variables « second niveau » [85].

4.2.1.4 Méthode des k plus proches voisins

La méthode des k plus proches voisins est une méthode d'apprentissage supervisée dont l'objectif est de classer les nouveaux exemples non étiquetés sur la base de leur similarité avec les exemples de l'ensemble d'apprentissage [86].

Pour tout nouvel exemple A , défini par un vecteur x_A , l'algorithme recherche dans l'ensemble d'apprentissage les k points les plus proches de A au sens de la distance euclidienne d :

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_A(i) - x_B(i))^2}$$

avec $x_A(i)$ et $x_B(i)$ les i -ièmes coordonnées des vecteurs x_A et x_B décrivant les point A et B .

L'algorithme attribue au point A la classe qui est la plus fréquente parmi les k exemples de l'ensemble d'apprentissage les plus proches de A . Un exemple de classification pour $k = 3$ est illustré sur la Figure 4.14.

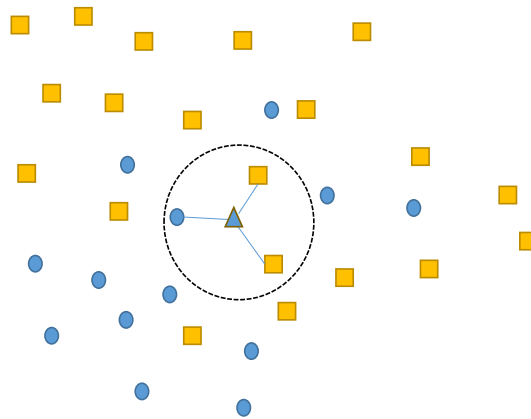


FIGURE 4.14 – Principe de la méthode des k plus proches voisins pour $k = 3$.

Le point à classer est le triangle (Figure 4.14). Parmi ses trois plus proches voisins, la majorité sont de la classe jaune. Ainsi, la classe jaune sera attribuée au point à classer.

La méthode des k plus proches voisins est une méthode simple, qui ne nécessite pas le calcul d'un classifieur, ni d'hypothèse quelconque sur la linéarité ou non linéarité de la surface de séparation. Son implémentation permet ainsi la comparaison de la performance des SVM avec une méthode plus simple à mettre en oeuvre. Cependant, cette méthode nécessite la disponibilité de tous les exemples de la base de données pour classer un objet et les temps de calcul peuvent être longs.

4.2.2 Apprentissage semi-supervisé

Dans la littérature, les outils de l'apprentissage supervisé ont démontré de grandes performances dans la discrimination des signaux de DP et des signaux de bruit [87]. Cependant, l'étiquetage (ou labélisation) des données est une tâche fastidieuse et coûteuse en temps. De plus, cette procédure de labélisation manuelle requiert l'intervention d'un expert et peut conduire à l'apparition d'erreurs humaines et fausser les résultats de la classification, surtout lorsque le type de signal est difficilement identifiable. De nombreuses méthodes de classification non supervisées, ou méthodes de clustering, ont été développées pour la discrimination des DP des signaux de bruit afin de s'affranchir du problème de labélisation. La transformée en ondelettes pour l'extraction de variables, associées à différents algorithmes de clustering non supervisés ont montré de bons résultats dans de nombreux dispositifs expérimentaux [88], [89], [90]. Les résultats de clustering obtenus étaient vérifiés par comparaison avec les diagrammes résolus en phase (sous AC) ou en temps (sous DC) de signaux connus, présents au sein d'une base de données déjà existantes. Ces diagrammes étaient ainsi utilisés comme référence pour la validation manuelle des résultats de clustering. Cependant, cette technique de validation manuelle est difficilement implémentable lorsque l'ensemble de données est de taille importante.

L'apprentissage semi-supervisé constitue une alternative intéressante car il requiert seulement un petit sous-ensemble de données étiquetées afin d'aider l'algorithme à reconnaître les différentes classes. De cette manière, l'utilisateur intervient seulement occasionnellement sur l'étiquetage des données. Un des avantages de cette technique est qu'une partie des données étiquetées disponibles peut être utilisée pour former un ensemble de test sur lequel les performances du classifieur sont évaluées automatiquement.

4.2.2.1 SVM Transductifs

L'apprentissage semi-supervisé est souvent associé au concept d'apprentissage transductif [91]. Dans cette étude, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme des SVM transductif, plus connu sous le nom de T-SVM. Cette technique a été employée avec succès dans de nombreuses applications, notamment pour la reconnaissance de caractères [92] et l'analyse d'images [93].

De la même manière que dans le cas des SVM standards, l'algorithme des T-SVM cherche l'hyperplan qui maximise la marge entre les exemples d'apprentissage des deux classes les plus proches. Cependant, il le fera cette fois à l'aide d'exemples labélisés et non labélisés, ce qui constitue la différence fondamentale avec les SVM standards également appelés « SVM inductifs ». Dans le cas des T-SVM, les exemples non labélisés vont aider le classifieur à déterminer l'hyperplan optimal [94]. L'algorithme d'apprentissage des T-SVM est divisé en deux étapes principales :

Dans un premier temps, l'ensemble des données labélisées, que l'on notera DL, est utilisé afin d'ajuster un classifieur SVM standard. La fonction de l'équation (4.5) est utilisée pour étiqueter les données non étiquetées au sein de l'ensemble d'apprentissage [95]. On notera l'ensemble des exemples initialement non labélisés $DU = \{x_{N+1}, \dots, x_U\}$.

La seconde étape consiste en un problème d'optimisation sous contraintes selon lequel la marge est maximisée en éloignant les exemples initialement non labélisés de la frontière de séparation entre les deux classes tout en satisfaisant la condition de séparabilité (c'est à dire en minimisant les erreurs de classification). Il s'agit de trouver l'hyperplan qui sépare les exemples de l'ensemble DL tout en maximisant la marge entre les exemples de l'ensemble DU. Ce principe est illustré Figure 4.15.

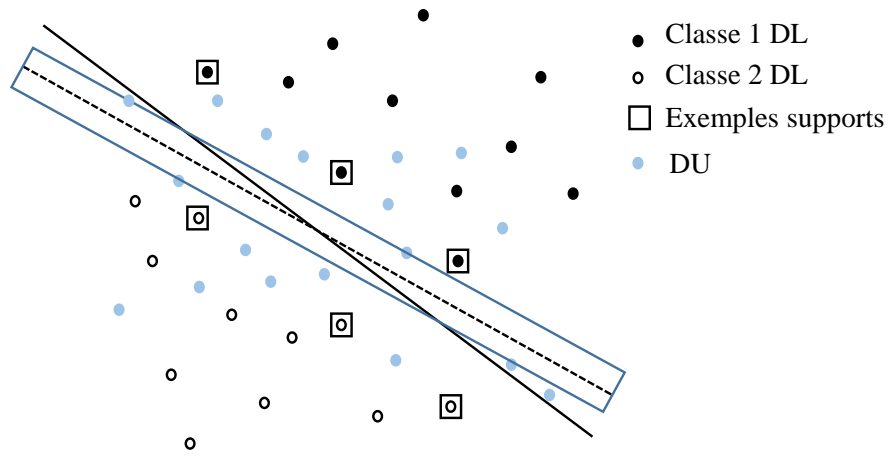


FIGURE 4.15 – Principe de détermination de l'hyperplan séparateur optimal pour la méthode des SVM Transductives.

La fonction de coût à minimiser s'exprime alors :

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{k=1}^N \xi_k + C^* \sum_{j=N+1}^U \xi_j^*$$

sous les contraintes :

$$\begin{cases} y_k(\langle \mathbf{w}, \phi(\mathbf{x}_k) \rangle + b) \geq 1 - \xi_k \quad \forall k \in [1, N] & \text{avec } \xi_k \geq 0, \quad \forall k \in [1, N] \\ y_j^*(\langle \mathbf{w}, \phi(\mathbf{x}_j) \rangle + b) \geq 1 - \xi_j^* \quad \forall j \in [N+1, U] & \text{avec } \xi_j^* \geq 0, \quad \forall j \in [N+1, U] \end{cases}$$

Dans ce cas, la fonction de coût à minimiser comprend deux paramètres de pénalisation, un pour les exemples labélisés (DL) et l'autre pour les exemples de l'ensemble DU. L'optimisation est faite par permutations successives des étiquettes des exemples de l'ensemble DU. Seules les permutations qui conduisent à une réduction de la fonction de coût sont retenues. Si un couple d'étiquettes a été permuté, un nouveau SVM est ajusté et la procédure est répétée [91]. Le processus d'apprentissage se termine lorsqu'aucun couple supplémentaire conduisant à minimiser la fonction de coût n'a été trouvé [95].

Dans notre étude, une fonction noyau linéaire sera utilisée. La valeur du terme de régularisation est estimée lors de la procédure de validation, comme dans le cas des SVM inductifs [81]. Les T-SVM ont été implémentées grâce à la toolbox SVM^{light} [96].

4.2.3 Apprentissage non supervisé

4.2.3.1 Algorithme des K -moyennes

L'algorithme des k -moyennes est l'un des algorithmes de clustering le plus répandu dans la littérature [97], couramment utilisé pour la classification des signaux de DP [98]. Cet algorithme possède deux paramètres d'entrée qui sont le nombre de clusters à former ainsi que la matrice des données. Etant donné l'application de notre étude, $k = 2$ centroïdes (centres des clusters) sont initialement sélectionnés de manière aléatoire et correspondent au nombre de clusters désirés (1, Figure 4.16). Chaque point de l'ensemble de données est ensuite affecté au groupe dont il est le plus proche de son centre selon la distance euclidienne entre chaque point de l'ensemble de données et ces deux centroïdes (2, Figure 4.16). Ainsi, deux clusters sont initialement formés. Le centre de chaque cluster est recalculé en conséquence et les centroïdes initialement choisis sont remplacés par ces deux centres (3, Figure 4.16). La procédure est réitérée (4, 5, Figure 4.16) jusqu'à ce que la somme du carré de l'erreur soit minimale (définie en [99]), c'est à dire lorsque les centroïdes se stabilisent lors des itérations.

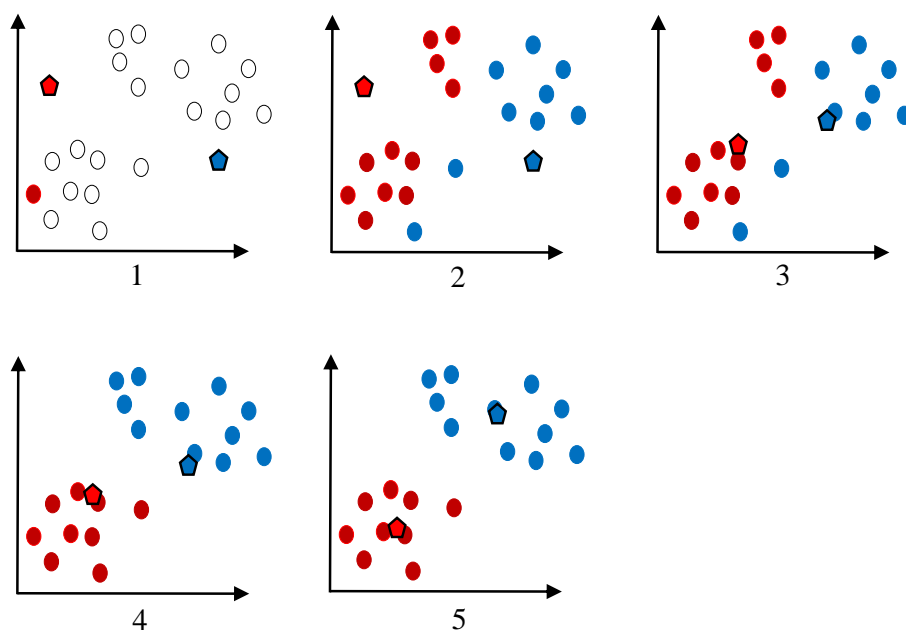


FIGURE 4.16 – Procédure itérative de formation de $k = 2$ clusters. 1 : initiation de deux centroïdes pour les classes rouge et bleu. 2 : affectation des exemples à la classe dont le centroïde est le plus proche. 3 : calcul des nouveaux centroïdes des groupes résultants de 2. 4 : deuxième affectation. 5 : calcul des nouveaux centroïdes des groupes résultants de 4.

Pour plus de détails sur cet algorithme, le lecteur pourra se référer à [97].

4.2.3.2 Méthodes d'évaluation de la qualité du clustering

Sélection de variables en non supervisé avec l'indice de Dunn La sélection de variables en apprentissage supervisé est un problème largement étudié. Cependant, ce domaine est moins compris dans le cas de l'apprentissage non supervisé où les étiquettes ne sont pas disponibles pour vérifier la pertinence des variables extraites. En effet, parmi les variables extraites, certaines peuvent être redondantes et parfois fausser les résultats de classification [100]. Dans cette section, une approche est proposée pour la sélection de variables en non supervisé. Cette approche est résumée sur la Figure 4.17. L'algorithme utilisé est l'algorithme des k -moyennes, avec $k = 2$ clusters.



FIGURE 4.17 – Méthodologie implémentée pour la sélection de variables en apprentissage non supervisé.

Afin de sélectionner les sous-ensembles de variables qui permettent de former le meilleur partitionnement des données au sein des deux clusters, une mesure de la qualité du clustering est utilisée. La mesure de Dunn [101] évalue à la fois la variance intra et inter clusters, c'est à dire la distance entre les centroïdes des deux clusters mais également la dispersion au sein de chaque cluster. Cette valeur est une mesure de la séparabilité et de la compacité des clusters.

L'indice de Dunn est défini comme suit :

$$D = \min_{1 \leq i \leq n} \left\{ \min_{1 \leq j \leq n, i \neq j} \left\{ \frac{\delta(C_i, C_j)}{\max_{1 \leq k \leq n} \Delta C_k} \right\} \right\}$$

Ici, n est le nombre de clusters, $\delta(C_i, C_j)$ est la distance inter-cluster entre les deux clusters C_i et C_j . ΔC_k est une mesure de la dispersion au sein des clusters. Des clusters compacts et bien séparés possèdent une valeur de Dunn élevée.

Dans un premier temps, toutes les variables prises séparément sont utilisées en entrée de l'algorithme des k -moyennes. La variable qui permet d'obtenir la valeur du score de Dunn maximale est sélectionnée. Le même processus est répété en testant toutes les combinaisons de 2 variables, de trois variables et de quatre variables respectivement. Cette méthode combinatoire sélectionne la combinaison de variables qui permet d'obtenir le meilleur score de Dunn.

Choix du nombre optimal de cluster en non supervisé avec le coefficient de Silhouette

Concrètement, nous ne connaissons pas le nombre de clusters « naturels » au sein d'un ensemble de données et il se peut que la séparation des données en deux groupes ne soit pas la solution la plus optimale. Le coefficient de silhouette [102] évalue la qualité d'une partition d'un ensemble de données en mesurant la distance de séparation entre les clusters obtenus en sortie de l'algorithme des k -moyennes pour différentes valeurs de k . Le coefficient de silhouette possède une valeur comprise dans l'intervalle $[-1, 1]$. Une valeur élevée indique que l'objet est correctement assigné à son propre cluster et mal apparié aux autres clusters. Le coefficient de silhouette pour chaque point de l'ensemble de données est calculé et la valeur moyenne sur l'ensemble des points est évaluée pour chaque k testé. La valeur de k qui permet d'obtenir la valeur maximale du coefficient de silhouette global indique que la partition des données selon ces k clusters est la plus appropriée. Le coefficient de silhouette est défini comme suit :

$$s(i) = \begin{cases} 1 - \frac{a(i)}{b(i)} & \text{pour } a(i) < b(i) \\ 0 & \text{pour } a(i) = b(i) \\ \frac{a(i)}{b(i)} - 1 & \text{pour } a(i) > b(i) \end{cases}$$

où $a(i)$ correspond à la distance moyenne entre l'objet i et tous les autres points au sein du même cluster.

$$a(i) = \frac{1}{|C_i - 1|} \sum_{j \in C_i, i \neq j} d(i, j)$$

$d(i, j)$ est la distance entre les points i et j au sein du cluster C_i . Plus $a(i)$ est faible, plus l'objet i est correctement assigné à son cluster.

$b(i)$ est la plus petite distance moyenne de i à tous les points appartenant à l'autre cluster (celui auquel i n'appartient pas). Une valeur élevée de $b(i)$ signifie que i est mal assigné à ses clusters voisins.

$$b(i) = \min_{i \neq j} \frac{1}{|C_j|} \sum_{j \in C_j} d(i, j)$$

Ainsi, plus la quantité $\frac{a(i)}{b(i)}$ est faible, plus l'objet i est correctement assigné à son cluster et distant des autres clusters. Afin de déterminer le nombre de clusters k optimal en entrée de l'algorithme des k -moyennes, le coefficient de silhouette sera calculé pour différentes valeurs de k . La méthodologie proposée pour la sélection de variables en apprentissage non supervisé et le choix du nombre optimal de clusters est représentée sur la Figure 4.18.

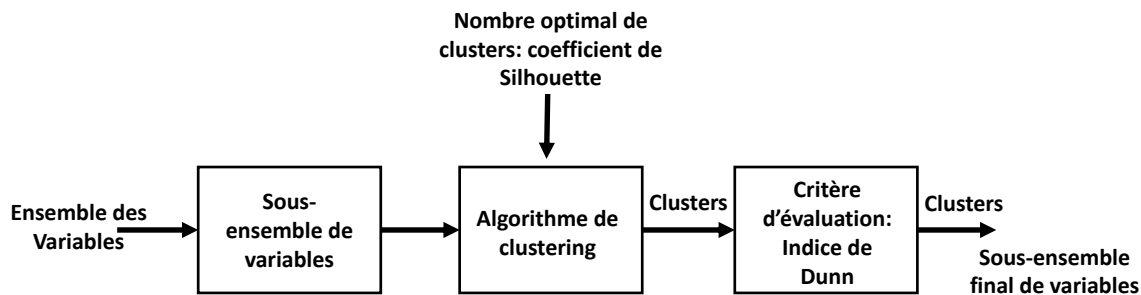


FIGURE 4.18 – Méthodologie implémentée pour la sélection de variables en apprentissage non supervisé et choix du nombre optimal de clusters.

4.3 Résumé

Alors que la plupart des travaux qui concernent l'analyse des DP sous tension continue utilisent les grandeurs caractéristiques de l'amplitude et du temps entre chaque DP, nous proposons d'utiliser la transformée en ondelettes discrète (DWT) pour l'extraction de variables des signaux collectés. En effet, les caractéristiques transitoires rapides et non périodiques des signaux de DP ne peuvent pas être révélées explicitement par une transformation classique. Pour ces raisons, l'analyse en ondelettes constitue une méthode avantageuse permettant de révéler des informations pertinentes contenues dans les signaux de DP, utiles pour la reconnaissance.

Dans le cas où la classe des objets est connue par avance, la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt permettra de classer les variables extraites selon leur niveau de pertinence, sélectionnée par une méthode « wrapper ». Dans le cas contraire, la méthodologie pour la sélection de variables en apprentissage non supervisée sera mise en oeuvre.

En fonction de la disponibilité de données étiquetées, les méthodes de classification implémentées pour la discrimination des signaux de bruit des signaux de DP et la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolation des câbles sont les k plus proches voisins, les machines à vecteurs supports inductives, transductives ou encore l'algorithme des k -moyennes.

5 Discrimination des signaux parasites des signaux de décharges partielles

5.1 Introduction

Une mesure précise de l'activité des décharges partielles est cruciale afin d'assurer un diagnostic fiable des systèmes d'isolation électrique. Nous avons mis en évidence au cours des chapitres précédents, le caractère peu fréquent du phénomène de DP sous tension continue et la nécessité d'effectuer des acquisitions longues afin de collecter suffisamment de données pour le diagnostic des systèmes d'isolation. Ainsi, le risque de déclencher l'acquisition sur un signal de bruit à la place d'un signal de DP est plus élevé sous tension continue. La probabilité d'effectuer des erreurs d'interprétation dans les mesures de DP sous DC est importante et peut conduire à des conclusions erronées dans les diagnostics des systèmes d'isolation électrique (par exemple, des déconnexions inutiles des équipements haute tension ou encore l'apparition de défaillances non anticipées).

Par conséquent, le post-traitement des données nécessite des techniques de classification. Les outils de classification supervisés ont démontré de très bons résultats dans la discrimination des signaux de bruit des signaux de DP [87]. Cependant, ces techniques exigent un étiquetage préalable des données par l'utilisateur. Dans de nombreux problèmes de classification associés à de grands ensembles de données, l'étiquetage manuel des données est une tâche fastidieuse, en particulier lorsque les signaux des différentes classes ne sont pas facilement discernables.

Le travail de discrimination des signaux parasites des signaux de DP présenté dans cette thèse a été effectué en collaboration avec le laboratoire Haute Tension de l'Université de Delft, qui nous a fourni une partie des bases de données utilisées pour la conception des classifieurs. Ces bases de données seront notées D1, D2 et D3 dans la suite de ce chapitre. Les bases de données acquises au sein des minicâbles fournis par la société Nexans, en utilisant les dispositifs conçus au cours de cette thèse, seront notées N1 et N2.

Les cinq bases de données étudiées comprennent des signaux collectés au sein de systèmes isolés au gaz, de minicâbles haute tension ou encore de joints de câbles haute tension dont le dispositif de mesure utilisé et les conditions expérimentales diffèrent.

Ce chapitre commence par un inventaire des différents environnements étudiés. Un environnement est défini par le système d'isolation sous test (câbles, joints), un dispositif de mesure de DP et des conditions expérimentales particuliers.

Les techniques de sélection de variables propres à chaque environnement ainsi que les différentes méthodes de classification supervisées, semi-supervisées ou non supervisées, présentées dans le chapitre 4, sont mises en oeuvre pour la discrimination des signaux de DP des signaux de bruit au sein des différents environnements. La diversité des paramètres environnementaux (niveau de tension appliqué, circuit de mesure utilisé, nature du dispositif sous test) engendre des formes de signaux très variées d'une base de données à l'autre. Ainsi, un classifieur conçu à partir des exemples d'apprentissage d'une base de données acquise dans un des environnements ne sera certainement pas capable de discriminer correctement les signaux provenant d'un autre environnement (au sein d'un système d'isolation électrique différent, selon d'autres conditions de mesures). Afin d'élaborer une méthode de reconnaissance valable pour chaque type d'environnement, le classifieur doit présenter de bonnes performances lors d'un changement d'environnement : on parle de capacité de généralisation. La possibilité de transférer un modèle d'un environnement à un autre présente un intérêt majeur pour des raisons à la fois économiques et techniques. Lorsque les données d'apprentissage et celles du test proviennent de deux distributions (ou « domaines ») différentes, l'adaptation de do-

maine peut être utilisée [103], [104]. La technique d'adaptation de domaine implémentée dans le cadre de cette étude consiste à faire correspondre les centroïdes des distributions des bases de données des différents environnements dans l'espace de variables commun sélectionné. Les performances d'un classifieur construit dans un environnement donné pour la discrimination des signaux de DP des signaux de bruit seront évaluées sur différents environnements, après application de cette transformation.

5.2 Présentation des environnements

5.2.1 Environnement D1

5.2.1.1 Conditions de mesure et méthode d'acquisition des signaux

La première base de données étudiée a été collectée en utilisant un système de mesure non conventionnel combiné à un dispositif expérimental destiné à produire des décharges de surface. Ce dispositif est illustré par la Figure 5.1. Une tension continue de 40 kV est appliquée à la cellule sous test, remplie de SF_6 à une pression de 3 bar. Lorsqu'une décharge partielle se produit, un pulse de courant circule dans la branche de basse impédance en haute fréquence, créée par la capacité de découplage de 500 pF. Un capteur HFCT (High Frequency Current Transformer), placé dans cette boucle de courant mesure le courant de DP. La bande passante du capteur HFCT est de 62 kHz – 136 MHz et son gain est de 9.1 V/A.

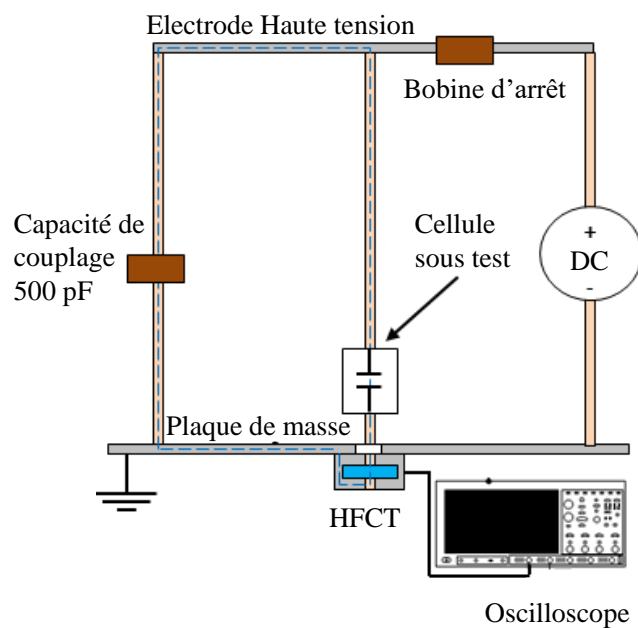


FIGURE 5.1 – Dispositif utilisé pour la mesure de décharges de surface au sein d'une cellule d'essai remplie de SF_6 , sous tension continue. Environnement D1.

La sortie du capteur HFCT est directement reliée à l'une des voies de l'oscilloscope MSO série 5 de Tektronix. Ainsi, 4993 signaux, chacun formé de 6314 échantillons ont été collectés et transférés sous forme de matrice de [4993 x 6314]. La fréquence d'échantillonnage de chaque signal est de 6.25 GSa/s. Le dispositif de mesure n'est pas blindé, ce qui a engendré l'acquisition de nombreux signaux de bruit, en plus des signaux de DP.

5.2.1.2 Nature des signaux disponibles

Sur un total de 4993 signaux, 200 d'entre-eux ont été étiquetés à la main et comprennent 100 signaux de DP et 100 signaux de bruit. Les signaux de DP sont caractérisés par un signal unipolaire, dont le pic principal présente quelques variations de forme (Figure 5.2, (a), (b)).

Ces signaux sont caractérisés par un rapport signal sur bruit élevé. A l'inverse, les signaux de bruit se distinguent par la présence de fortes oscillations (Figure 5.2, (c)).

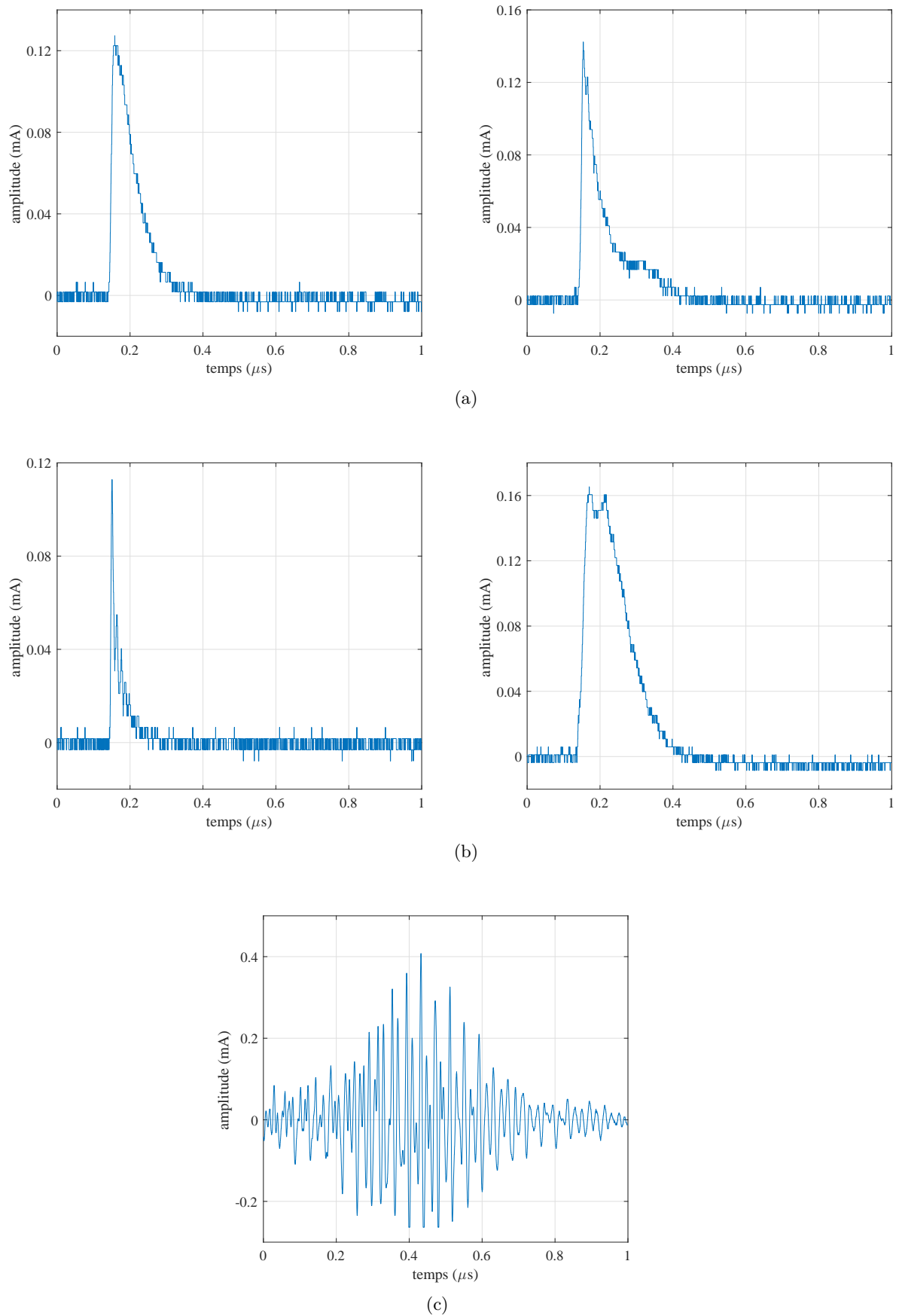


FIGURE 5.2 – Exemples de signaux de DP caractérisés par un fort rapport signal sur bruit (a, b) et signal de bruit (c), collectés dans l'environnement D1.

La valeur du courant de DP a été estimée en divisant la tension de sortie du capteur HFCT par son gain. Les signaux de DP caractérisés par la présence d'interférences électromagnétiques et un faible rapport signal sur bruit sont représentés Figure 5.3, (a) et Figure 5.3, (b), respectivement. Ces signaux peuvent contenir des informations importantes pour le diagnostic des systèmes d'isolation et doivent être reconnus comme des signaux de DP par le classifieur.

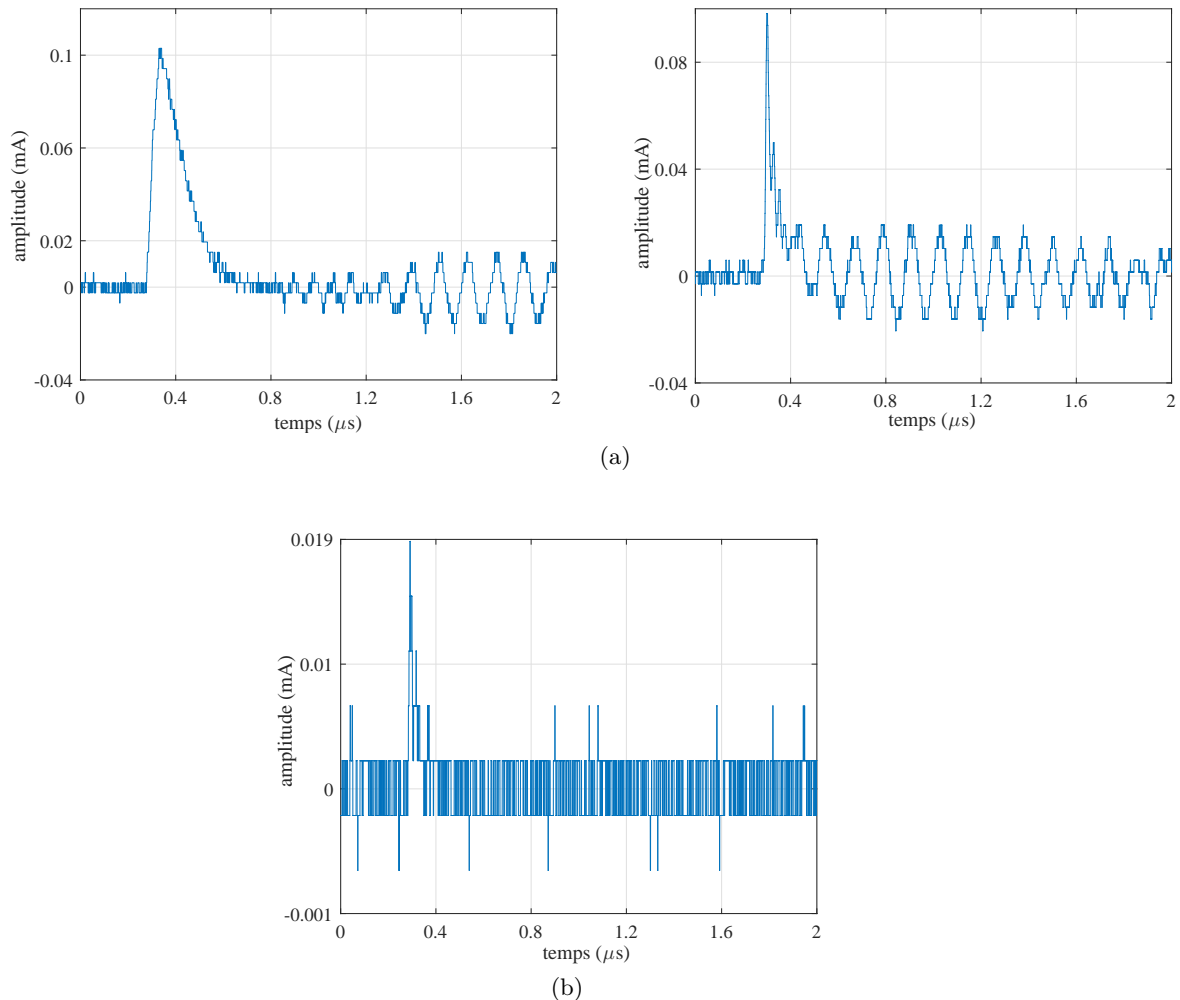


FIGURE 5.3 – Exemples de signaux de DP caractérisés par la présence d'interférences électromagnétiques (a) et un faible rapport signal sur bruit (b), collectés dans l'environnement D1.

5.2.2 Environnement D2

5.2.2.1 Conditions de mesure et méthode d'acquisition des signaux

Le second ensemble de données est constitué de signaux collectés au sein de joints de câbles haute tension, sous tension d'impulsion. Le schéma du principe de détection est représenté sur la Figure 5.4. Les deux capteurs sont des capteurs HFCT dont la bande passante est de 100 kHz-40 MHz.

Deux types d'impulsions ont été utilisées afin de générer les DP. Ces impulsions sont représentées sur les Figures 5.5 (a) et (b), respectivement. La première impulsion possède un temps de montée de 3 μs et un temps de descente de 84 μs. Le second type d'impulsion utilisée possède un temps de montée de 3 μs et un temps caractéristique de descente « lent » de 2007 μs. Ces deux types d'impulsion ont une amplitude de 274 kV environ.

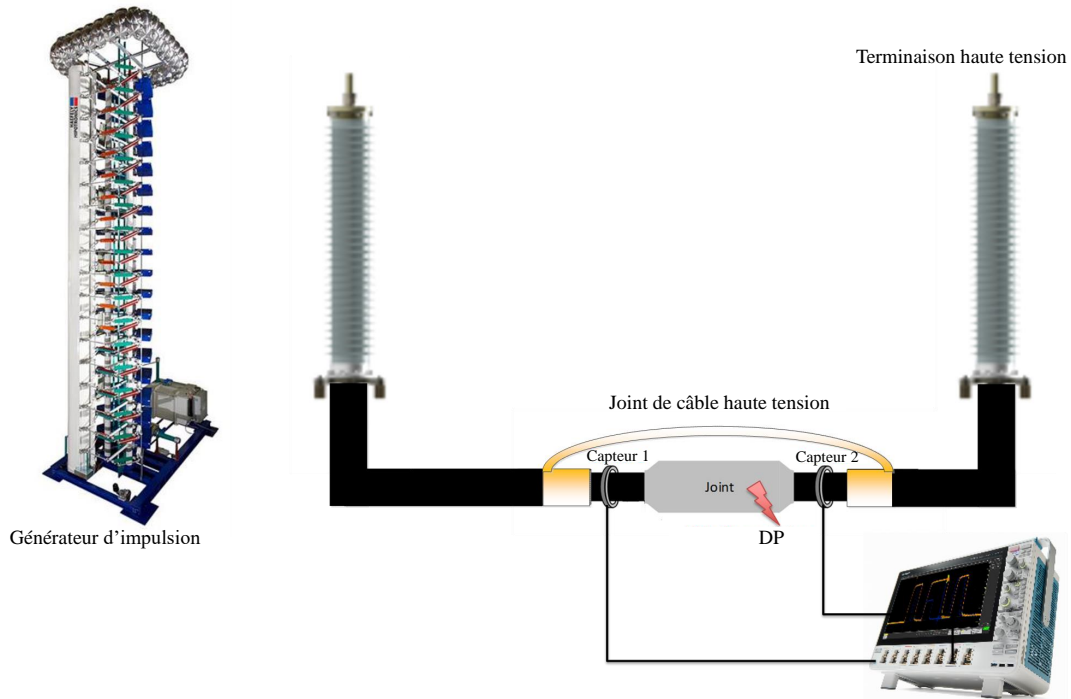


FIGURE 5.4 – Schéma du principe de détection pour la mesure de DP sur joints de câble haute tension, sous tension d'impulsion dans l'environnement D2.

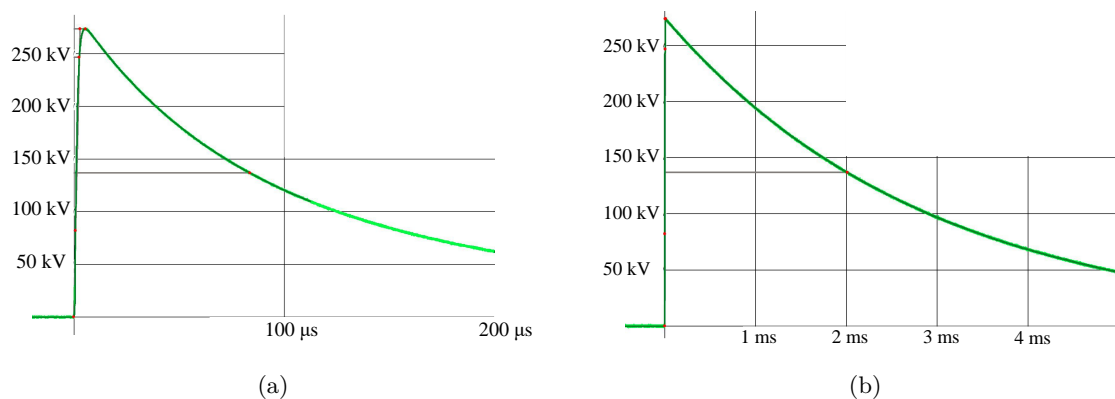


FIGURE 5.5 – Impulsions 1 (a) et 2 (b) utilisées pour la détection de DP sur joints de câble haute tension dans l'environnement D2.

Le courant de DP est mesuré par deux capteurs disposés de part et d'autre du joint de câble haute tension, dont les sorties sont reliées aux deux voies de l'oscilloscope.

Ainsi, 11118 signaux de 2564 échantillons chacun ont été collectés et transférés sous forme de matrice de [11118 x 2564]. La fréquence d'échantillonnage de chaque signal est de 1.25 GS/s.

5.2.2.2 Nature des signaux disponibles

Les signaux collectés dans l'environnement D2 sont étiquetés et comprennent au total (pour les deux types d'impulsion considérées), 218 signaux de DP et 10900 signaux de bruit. Ainsi, la classe « bruit » est largement sur-représentée par rapport à la classe « DP ». On parle de base de données déséquilibrée. En fonction du type d'impulsion générée, la forme des signaux collectés varie. Les différents signaux de bruit et de DP collectés lorsque le premier type d'impulsion est utilisé sont représentés sur les Figures 5.6 et 5.7, respectivement.

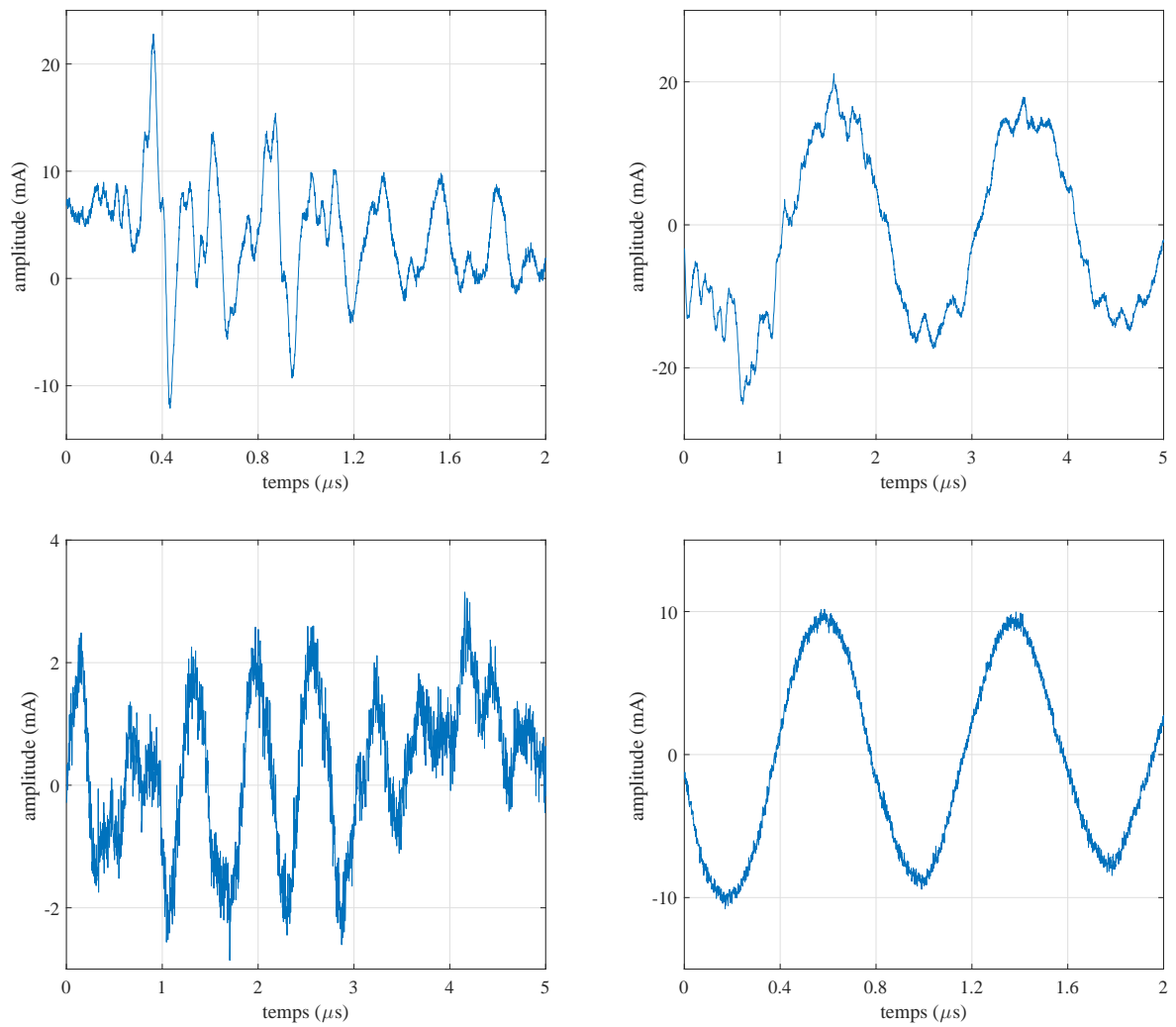


FIGURE 5.6 – Signaux de bruit collectés au sein de l’environnement D2 lorsque l’impulsion 1 est appliquée.

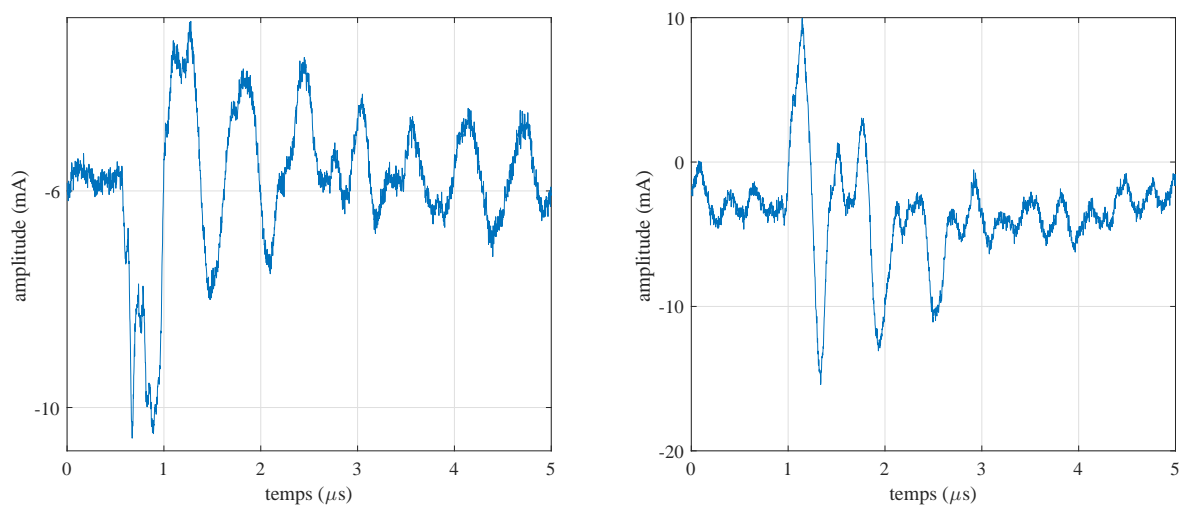


FIGURE 5.7 – Signaux de DP collectés au sein de l’environnement D2 lorsque l’impulsion 1 est appliquée.

Les différents signaux de DP et de bruit collectés lorsque le deuxième type d’impulsion est utilisé sont représentés sur les Figures 5.8 et 5.9, respectivement.

Contrairement aux signaux collectés au sein de l'environnement D1, les signaux de bruit et les signaux de DP présentent dans certains cas des caractéristiques oscillatoires similaires et sont difficilement distinguables à l'oeil nu. Au sein de la classe « bruit », on observe des motifs de signaux très variés, en particulier lorsque le premier type d'impulsion est utilisé (Figure 5.6).

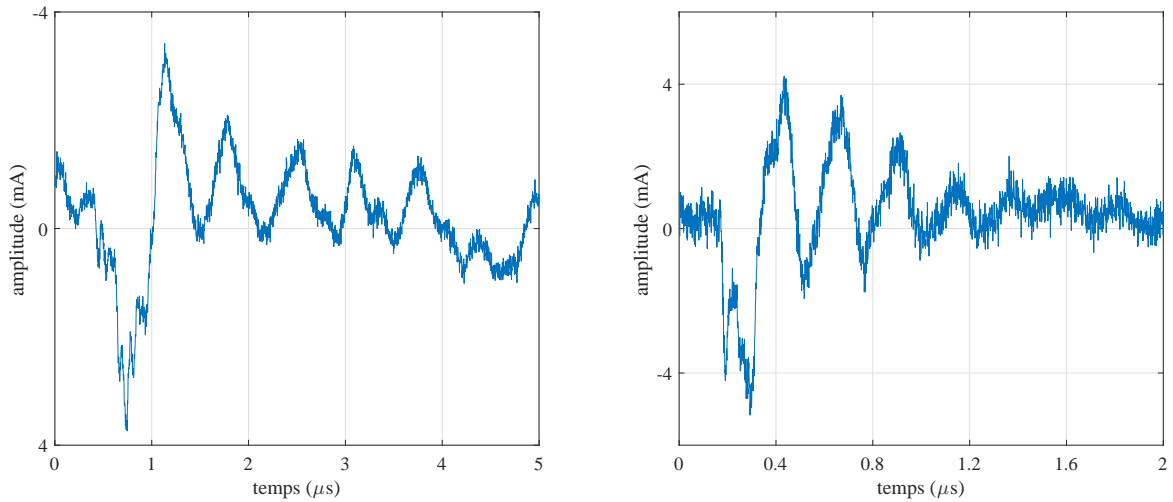


FIGURE 5.8 – Signaux de DP collectés au sein de l'environnement D2 lorsque l'impulsion 2 est appliquée.

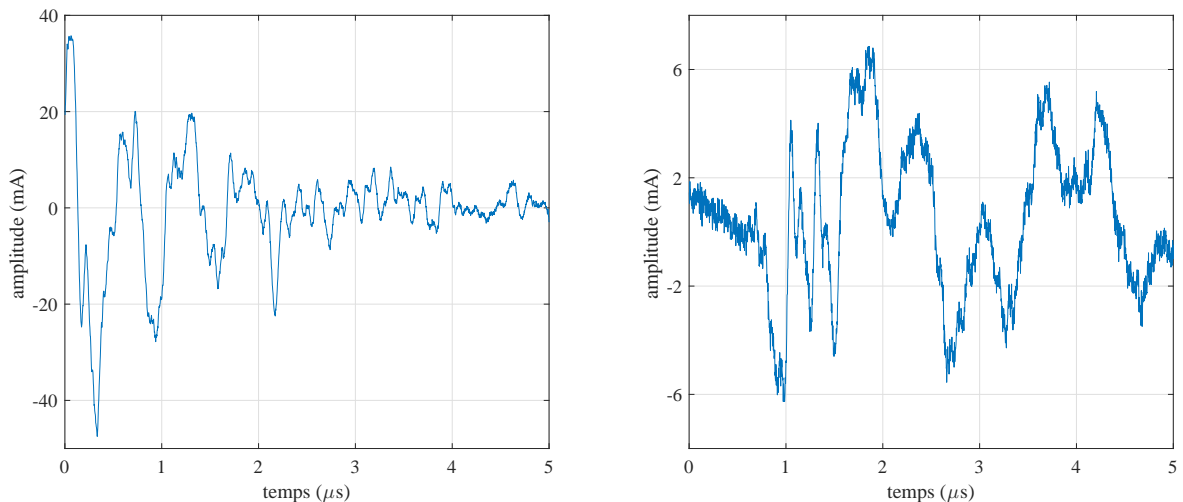


FIGURE 5.9 – Signaux de bruit collectés au sein de l'environnement D2 lorsque l'impulsion 2 est appliquée

5.2.3 Environnement D3

5.2.3.1 Conditions de mesure et méthode d'acquisition des signaux

Le système utilisé pour la construction de la troisième base de données est représenté sur la Figure 5.10. La cellule d'essai utilisée dans l'environnement D1 (Figure 5.1) est installée à une extrémité d'un GIS 380 kV (système isolé au gaz) de taille réelle, isolé au SF_6 . Un espaceur se trouve entre deux compartiments du GIS dont la connexion électrique est effectuée par l'intermédiaire de boulons mécaniques. En installant un capteur HFCT au niveau d'un des boulons de l'espaceur, on peut mesurer les courants de DP qui circulent dans les compartiments. L'ensemble des données de l'environnement D3 est collecté à partir du même capteur HFCT que celui utilisé dans l'environnement D1. Le boîtier du capteur a été modifié

afin d'y insérer l'un des boulons de l'espaceur situé à 2.25 m de la cellule d'essai. La tension appliquée est cette fois de 22 kV.

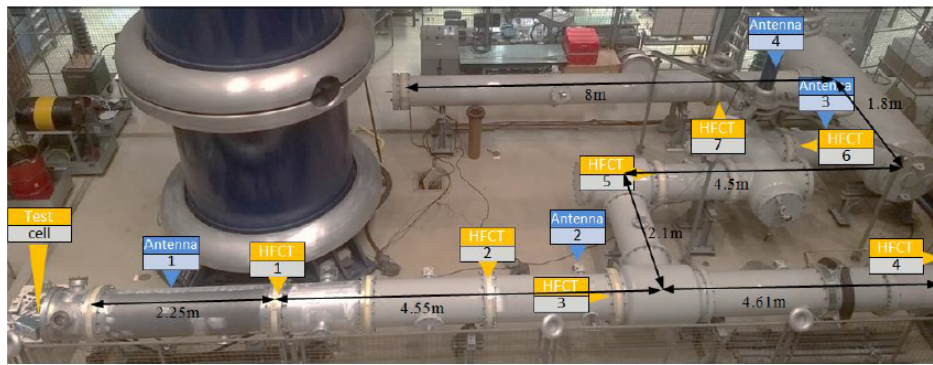


FIGURE 5.10 – Dispositif conçu pour la mesure de décharges partielles au sein d'un GIS de taille réelle, isolé au SF_6 , sous tension continue au sein de l'environnement D3.

La base de données D3 est constituée de 299 signaux de 2564 échantillons chacun. La fréquence d'échantillonnage de chaque signal est de 1.25 GS/s.

5.2.3.2 Nature des signaux disponibles

Les signaux de DP collectés au sein de la cellule d'essai sont présentés sur la Figure 5.11. Les signaux de DP possèdent des formes variées. Certains se manifestent sous la forme d'un pulse de courant unipolaire et possèdent une grande largeur de pulse (Figure 5.11, (a)) alors que d'autres sont caractérisés par une largeur de pulse beaucoup plus faible et de nombreuses réflexions (Figure 5.11, (b)). De même, les signaux de bruit enregistrés possèdent des largeurs de pulses très variées et de nombreuses oscillations (Figure 5.12). La base de données D3 comprend 50 signaux de DP et 249 signaux de bruit.

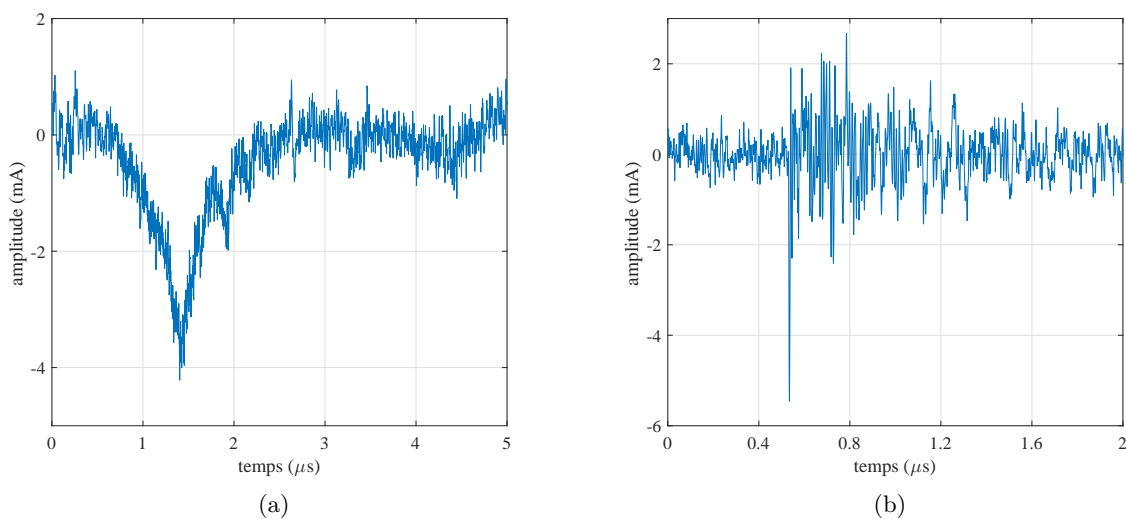


FIGURE 5.11 – Signaux de DP collectés au sein de l'environnement D3.

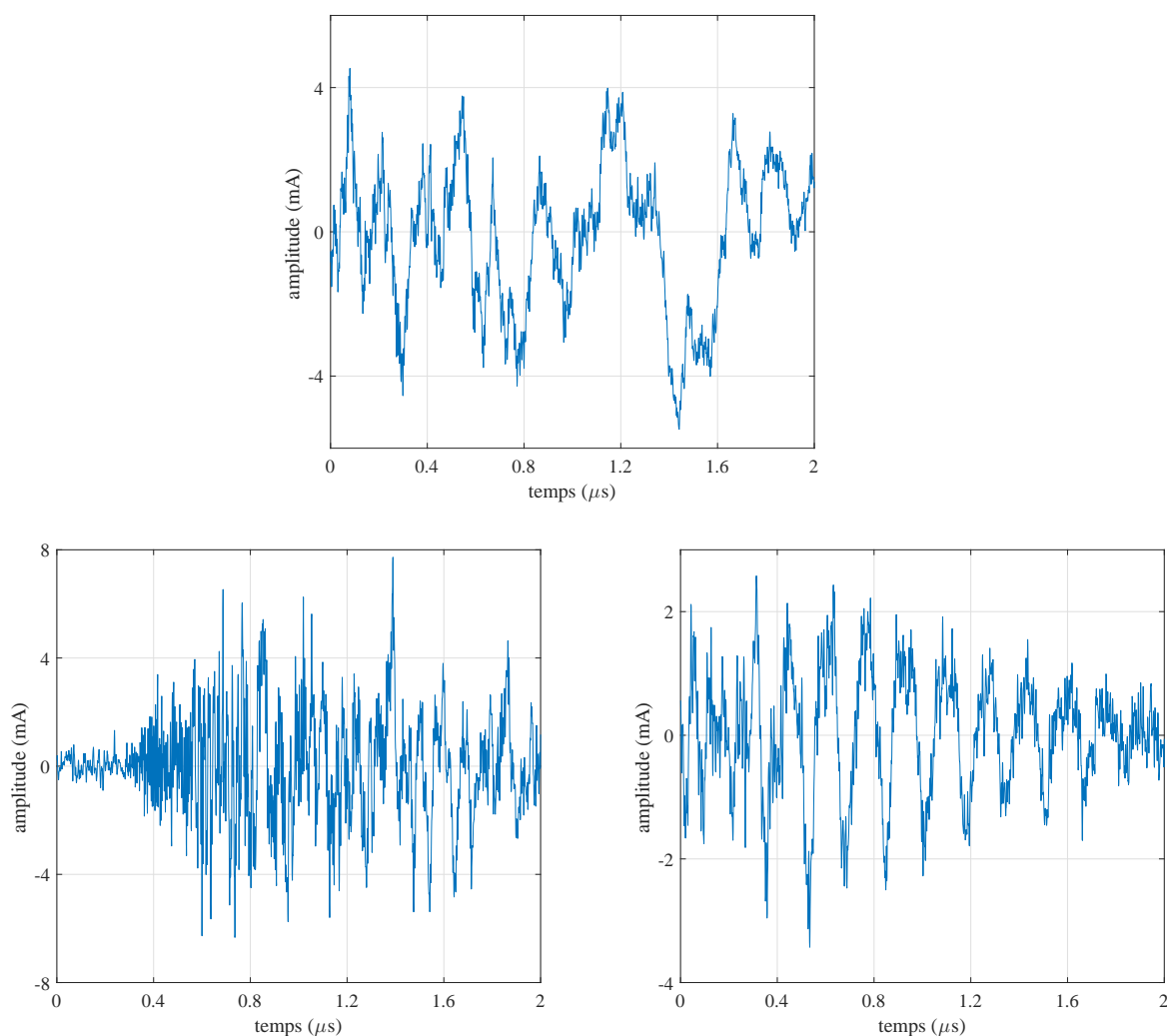


FIGURE 5.12 – Signaux de bruit collectés au sein de l'environnement D3.

5.2.4 Environnements N1 et N2

5.2.4.1 Conditions de mesure et méthode d'acquisition des signaux

Les environnements N1 et N2 sont constitués de signaux collectés au sein de minicâbles haute tension, dont la structure est présentée en 3.2.1. Le dispositif expérimental utilisé pour la mesure de DP a été élaboré dans le cadre de cette thèse et est décrit en 3.2.2.3. Le principe de ce dispositif de mesure est illustré sur la Figure 5.13.

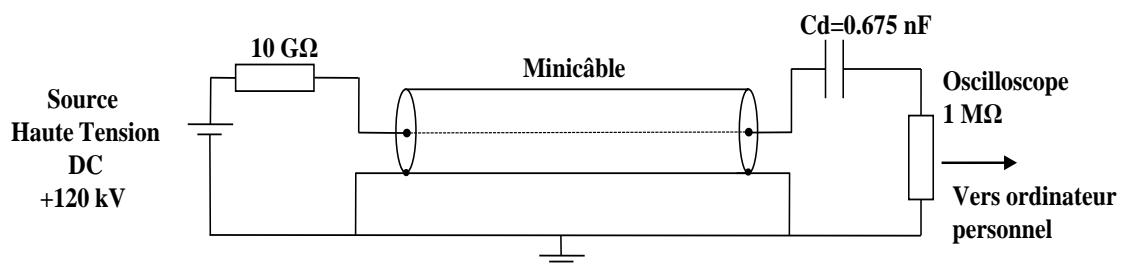


FIGURE 5.13 – Dispositif expérimental utilisé pour l'acquisition des bases de données N1 et N2.

On désignera par N1, l'environnement constitué du minicâble de longueur $L=13\text{m}$ ainsi que du dispositif de mesure illustré Figure 5.13 et par N2, l'environnement constitué du minicâble de longueur $L=30\text{m}$ et de ce même dispositif. Les conditions de mesure sont identiques pour les deux environnements. Nous rappelons que la tension appliquée est de 120 kV. Seule la longueur du câble diffère d'un environnement à l'autre.

La base de données N1 est constituée de 1943 signaux de 5001 échantillons chacun. La base de données N2 est constituée de 1860 signaux de 5001 échantillons chacun. La fréquence d'échantillonnage de chaque signal est de 2.5 GS/s.

5.2.4.2 Nature des signaux disponibles

La méthode par réflectométrie temporelle a permis de sélectionner les signaux de DP d'intérêt, c'est à dire ceux qui se produisent au sein des minicâbles et non aux extrémités.

La base de données N1 comprend 43 signaux de DP et 1900 signaux de bruit. Le jeu de données est fortement déséquilibré. De même pour la base de données N2 qui possède 29 signaux de DP et 1831 signaux de bruit.

Les signaux de DP et de bruit collectés au sein des environnements N1 et N2 sont visibles sur les Figures 5.14 et 5.15, respectivement.

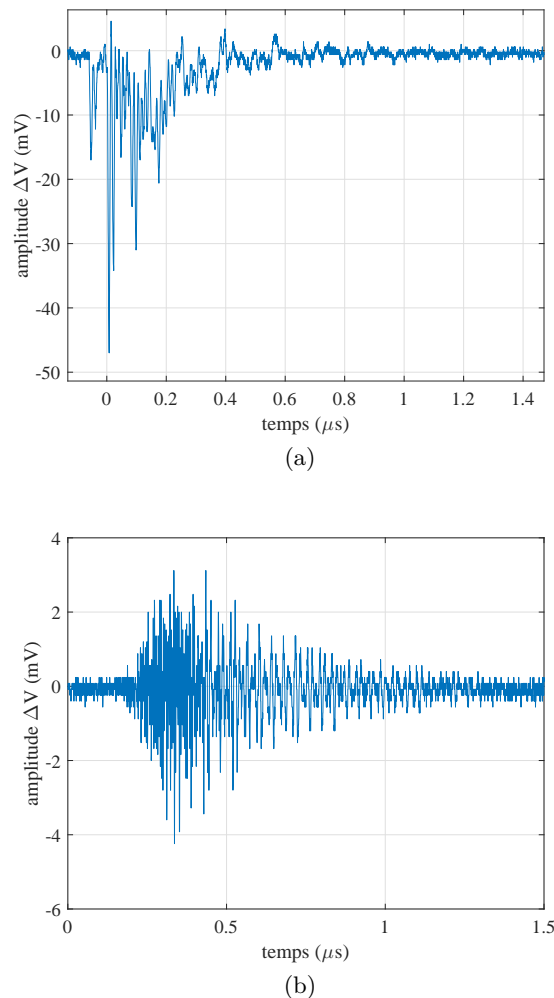


FIGURE 5.14 – Exemples de signaux de DP (a) et de bruit (b) collectés dans l'environnement N1.

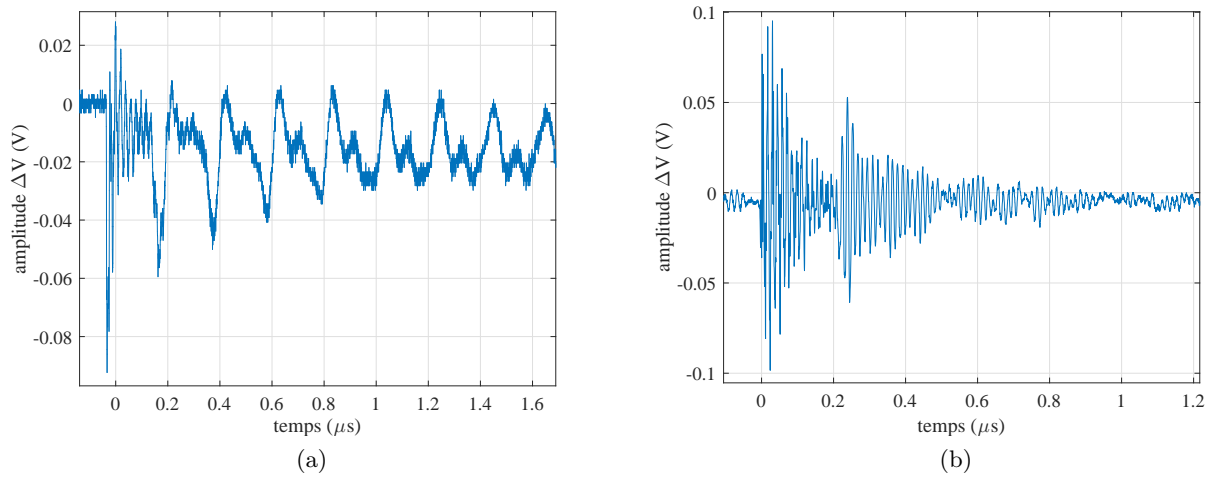


FIGURE 5.15 – Exemples de signaux de DP (a) et de bruit (b) collectés dans l'environnement N2.

5.2.5 Résumé

La composition des différentes bases de données pour chaque environnement est résumée dans le Tableau. 5.1. Les bases de données D2, D3, N1 et N2 sont caractérisées par un nombre de signaux de bruit très important par rapport au nombre de signaux de DP. La classe de chacun des signaux des bases de données D2, D3, N1 et N2 est connue alors que seulement 4% de l'ensemble des signaux de la base de données D1 sont étiquetés.

	Description	Signaux de DP étiquetés	Signaux de bruit étiquetés	Total	Caractéristiques
D1	Cellule test SF_6 40 kVdc	100	100	4993	200 signaux étiquetés et 4793 non étiquetés
D2	Joints de câble HT	218	10900	11118	base de données déséquilibrée
D3	Cellule test SF_6 22 kVdc	50	249	299	base de données déséquilibrée
N1	Minicâble haute tension 120 kVdc	43	1900	1943	base de données déséquilibrée
N2	Minicâble haute tension 120 kVdc	29	1831	1860	base de données déséquilibrée

TABLE 5.1 – Composition des différentes bases de données pour chaque environnement et caractéristiques.

5.3 Reconnaissance des signaux dans chaque environnement

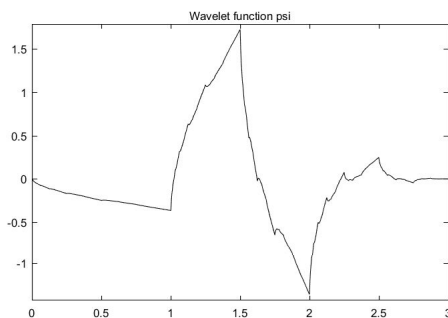
5.3.1 Extraction de variables numériques

L'extraction des variables primaires est effectuée de manière heuristique. En effet, afin d'éviter d'extraire des variables peu informatives, il est important de considérer au départ

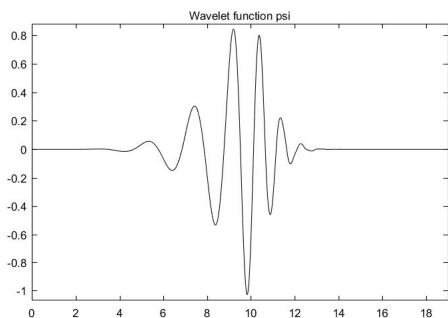
un large éventail de variables primaires, sans a priori sur le niveau de pertinence de celles-ci. Par la suite, des techniques de classement et de sélection de variables peuvent être mises en oeuvre pour ne garder que les variables les plus pertinentes.

Pour chaque environnement, les signaux sont donc décomposés par transformée en ondelettes discrète à cinq niveaux, en utilisant la version « db10 » de l'ondelette mère Daubechies.

En effet, étant donné l'allure des signaux de DP et de bruit collectés dans les différents environnements, il semble plus intuitif de considérer une ondelette de Daubechies caractérisée par un ordre élevé pour notre application. Les Figures 5.16 (a) et (b) illustrent l'allure des ondelettes « db2 » (ordre 2) et « db10 » (ordre 10), respectivement.



(a)



(b)

FIGURE 5.16 – Représentation des ondelettes de Daubechies « db2 » (a) et « db10 » (b).

Afin de réduire la dimensionalité de l'ensemble des données, les quatre moments statistiques : moyenne, écart type, coefficient d'asymétrie (skewness) et d'acuité (kurtosis) sont calculés pour chacune des distributions des coefficients de détail à cinq niveaux de décomposition CD1, CD2, CD3, CD4 et CD5. Cette méthodologie est présentée en 4.1.

On rappelle l'expression des quatres moments statistiques :

$$x_{cD(i,j)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N cD_{i,j}(n)$$

$$\sigma_{cD(i,j)} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [cD_{i,j}(n) - x_{cD(i,j)}]^2}$$

$$s_{cD(i,j)} = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{n=1}^N [cD_{i,j}(n) - x_{cD(i,j)}]^3$$

$$k_{cD(i,j)} = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{n=1}^N [cD_{i,j}(n) - x_{cD(i,j)}]^4$$

$x_{cD(i,j)}$ est la moyenne, $\sigma_{cD(i,j)}$ l'écart type, $s_{cD(i,j)}$ le coefficient d'assymétrie (« skewness ») et $k_{cD(i,j)}$ le coefficient d'acuité (« kurtosis ») de la distribution des coefficients de

décomposition où $cD_{i,j}(n)$ est le n -ième coefficient de détail du niveau de décomposition j du i -ème signal collecté.

Le calcul des moments statistiques permet de réduire la taille de l'ensemble des variables pour chaque signal, initialement de $5 \times n_{cd}$, avec n_{cd} le nombre de coefficients de détail, à 5×4 variables. Dans cette étude, chaque signal est donc décrit par 20 variables, pour tout environnement. Ces variables sont résumées dans le Tableau 5.2.

Variable	n°
mean(cD1)	1
std(cD1)	2
skew(cD1)	3
kurt(cD1)	4
mean(cD2)	5
std(cD2)	6
skew(cD2)	7
kurt(cD2)	8
mean(cD3)	9
std(cD3)	10
skew(cD3)	11
kurt(cD3)	12
mean(cD4)	13
std(cD4)	14
skew(cD4)	15
kurt(cD4)	16
mean(cD5)	17
std(cD5)	18
skew(cD5)	19
kurt(cD5)	20

TABLE 5.2 – Nomenclature des 20 variables numériques extraites dans chaque environnement.

5.3.2 Discrimination des signaux de bruit des signaux de DP par classification non supervisée

5.3.2.1 Application à l'environnement D1

Afin de s'affranchir complètement de l'étiquetage des données, une méthodologie de reconnaissance non supervisée a d'abord été mise en oeuvre au sein de l'environnement D1.

Parmi les 20 variables extraites des 4993 signaux collectés, certaines ne sont probablement pas pertinentes. Par ailleurs, elles peuvent être redondantes ou encore conduire à une mauvaise séparation des données au sein des deux classes ou « clusters ». L'approche présentée en 4.2.3.2 pour la sélection de variables en non supervisé est utilisée afin de déterminer le plus petit sous-ensemble de variables qui permet d'obtenir la meilleure séparation des données, selon le critère de Dunn. Tout d'abord, toutes les variables sont présentées séparément en entrée de l'algorithme de clustering choisi. Il s'agit de l'algorithme des k -moyennes, décrit en 4.2.3.1. La variable qui permet de maximiser l'indice de Dunn est sélectionnée. Le même processus est répété pour tous les couples, triplés et quadruplets possibles parmi les 20 variables. Cette méthode d'évaluation combinatoire sélectionne la combinaison de variables qui permet d'obtenir la plus grande valeur de l'indice de Dunn.

L'algorithme des k -moyennes requiert la spécification du nombre k de clusters à générer.

Le coefficient de Silhouette décrit en 4.2.3.2 est calculé afin de vérifier cette hypothèse. Ce coefficient mesure la distance de séparation entre chaque cluster généré, pour différentes valeurs de k . Une grande valeur du coefficient de silhouette (proche de 1), indique que l'objet de la base de données est fortement associé à son cluster et mal associé au(x) cluster(s)

voisin(s).

Le coefficient de Silhouette moyen de l'ensemble des points de la base de données D1, en fonction du nombre de clusters $k=2$ à $k=6$ est représenté sur la Figure 5.17.

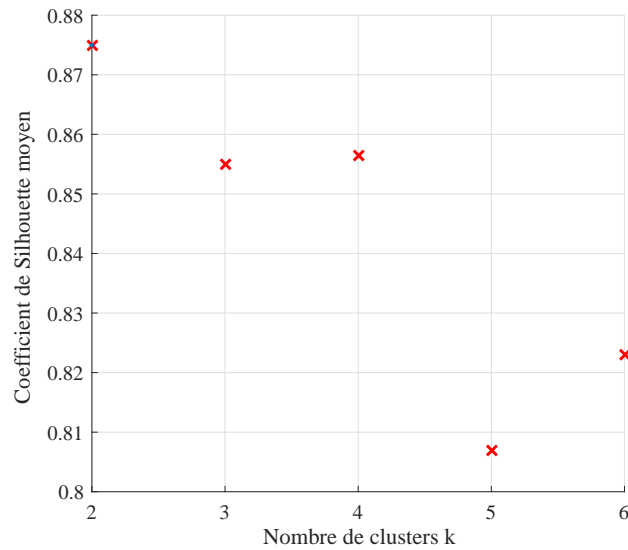


FIGURE 5.17 – Coefficient de Silhouette moyen pour différentes valeurs de k .

Le coefficient de Silhouette moyen est maximisé pour $k=2$. Ainsi, le partitionnement en $k=2$ clusters semble correspondre à celui qui minimise le risque de chevauchement des clusters et les erreurs de classification. Cette valeur de k concorde avec l'objectif de cette étude, qui est de séparer les signaux de bruit des signaux de DP, sans tenir compte des éventuelles sous-catégories présentes au sein des groupes « DP » et « bruit ».

5.3.2.2 Résultats

Les sous-ensembles de variables qui permettent d'obtenir la meilleure qualité de clustering selon le critère de Dunn sont présentés dans le Tableau. 5.3.

Sous-ensemble de variables	Sous-ensembles de variables et indices de Dunn correspondants
Chaque variable (séparément)	Variable n°4 D=0.1147
Tous les couples	Variables (n°4,n°7) D=0.1170
Tous les triplets	Variables (n°4,n°8,n°19) D=0.1287
Tous les quadruplets	Variables (n°4,n°8,n°15,n°19) D=0.1361

TABLE 5.3 – Sous-ensembles de variables qui permettent d'obtention la meilleure qualité de clustering et les indices de Dunn correspondants.

La recherche du meilleur sous-ensemble de variables en apprentissage non supervisé pose un nouveau problème : le nombre de clusters k dépend du sous-ensemble de variables sélectionné. Afin de s'assurer que le choix $k=2$ reste le meilleur pour tous les sous-ensembles de variables sélectionnés, les valeurs moyennes des coefficients de Silhouette de l'ensemble des points de données sont à nouveau calculées pour chaque sous-ensemble de variables, en fonction de

différentes valeurs de k . Le meilleur choix pour la valeur de k est 2, quel que soit le sous-ensemble de variables sélectionné (Figure 5.18).

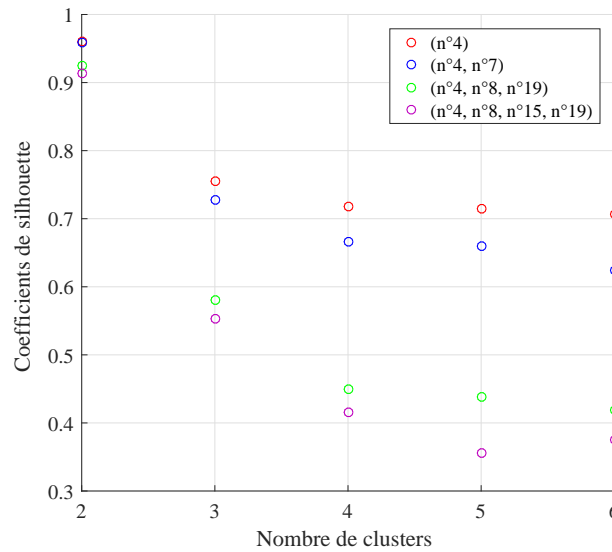


FIGURE 5.18 – Valeurs moyennes des coefficients de Silhouette pour tous les points de l'ensemble de données D1 en fonction du nombre de clusters k , pour chaque sous-ensemble de variables sélectionné.

D'après le Tableau. 5.3, la variable n°4 maximise la valeur de l'indice de Dunn lorsque toutes les variables sont utilisées séparément en entrée de l'algorithme des k -moyennes. De plus, la variable n°4 apparaît dans tous les sous-ensembles sélectionnés. Cette variable permet d'améliorer la qualité de la classification lorsqu'elle est combinée à d'autres variables (la valeur de l'indice de Dunn augmente légèrement).

Les clusters générés en utilisant les combinaisons de variables (n°4,n°7) et (n°4,n°8,n°19) en entrée de l'algorithme des k -moyennes sont illustrés sur les Figures 5.19 et 5.20, respectivement.

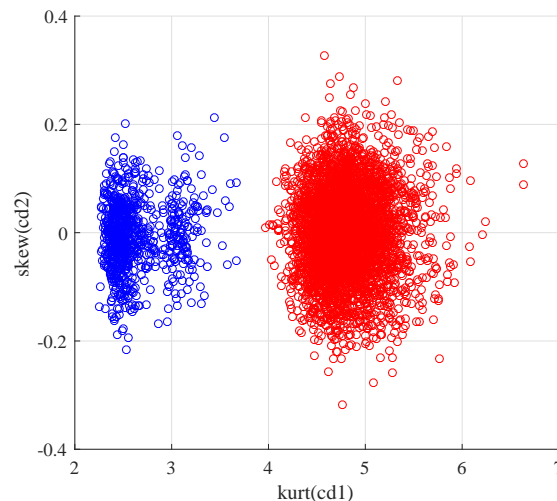


FIGURE 5.19 – Clusters obtenus en utilisant les variables (n°4,n°7) en entrée de l'algorithme des k -moyennes.

L'utilisation de deux variables permet de mieux visualiser le regroupement des données au sein des deux clusters. Les clusters générés sont compacts et bien séparés les uns des autres lorsque le couple de variables (n°4,n°7) est utilisé en entrée de l'algorithme des k -moyennes.

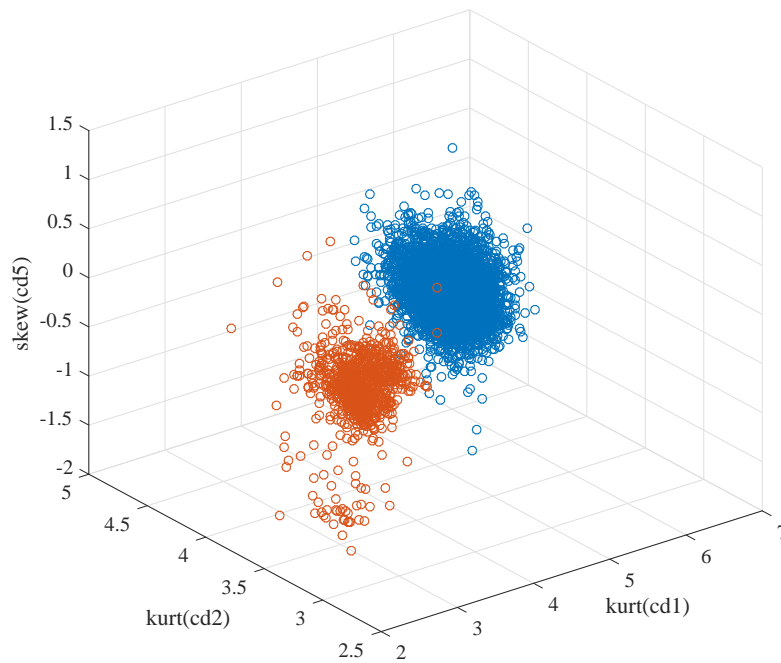


FIGURE 5.20 – Clusters obtenus en utilisant la combinaison de variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}8, n^{\circ}19$) en entrée de l'algorithme des k -moyennes.

Cependant, la valeur de l'indice de Dunn diminue lorsque la variable $n^{\circ}4$ est combinée à la variable $n^{\circ}12$, $n^{\circ}16$ ou $n^{\circ}20$ (Tableau. 5.4).

Sous-ensembles de variables et indices de Dunn correspondants
Variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}12$) D=0.00048
Variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}16$) D=0.0036
Variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}20$) D=0.0033

TABLE 5.4 – Variables qui diminuent la valeur de l'indice de Dunn lorsqu'elles sont combinées à la variable $n^{\circ}4$.

Par exemple, la valeur de Dunn est de 0,0033 lorsque le couple de variables ($n^{\circ}4, n^{\circ}20$) est utilisé en entrée de l'algorithme des k -moyennes. Les clusters qui en résultent sont illustrés sur la Figure 5.21. Ces clusters sont mal séparés l'un de l'autre. Afin de mieux visualiser la configuration des données au sein des deux clusters à l'aide des différents sous-ensembles de variables, les coefficients de Silhouette pour chaque point de l'ensemble de données pour les couples ($n^{\circ}4, n^{\circ}7$) et ($n^{\circ}4, n^{\circ}20$) sont représentés Figure 5.22 et Figure 5.23, respectivement. L'épaisseur du tracé de la Silhouette correspond à la taille des clusters obtenus. Dans le premier cas (Figure 5.22), les coefficients de silhouette des points de données sont proches de +1. Les exemples sont correctement appariés à leur propre cluster et distants du cluster voisin. Au contraire, l'allure du graphique de Silhouette obtenu lorsque la variable $n^{\circ}20$ est couplée à la variable $n^{\circ}4$ montre que certains exemples possèdent une valeur de coefficient de Silhouette négative (Figure 5.23). Ces exemples sont donc en moyenne plus proches du cluster voisin que de leur propre cluster ce qui induit une perte de la qualité du partitionnement.

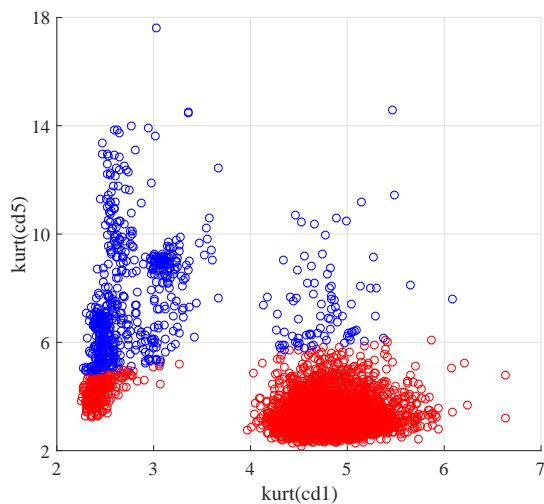


FIGURE 5.21 – Clusters obtenus en utilisant le couple de variables (n°4,n°20) en entrée de l’algorithme des k -moyennes.

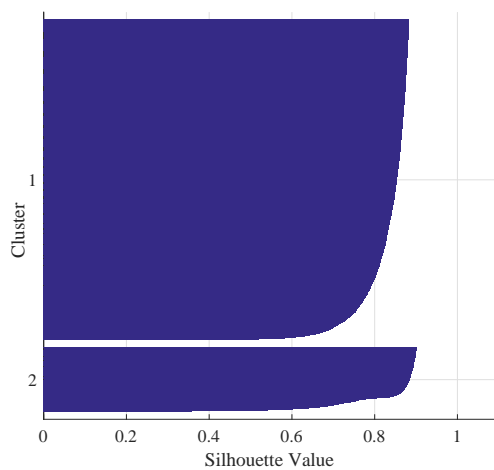


FIGURE 5.22 – Allure du graphique de Silhouette pour le couple de variables (n°4,n°7) en entrée de l’algorithme des k -moyennes.

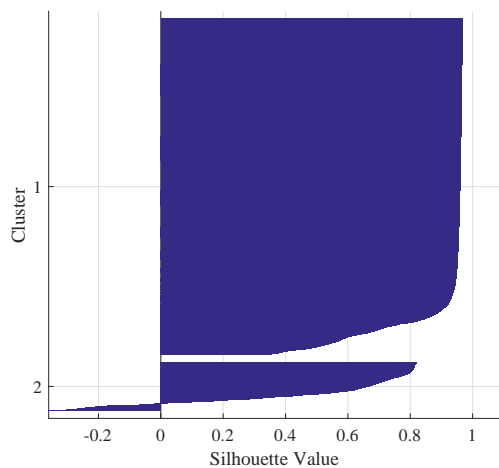


FIGURE 5.23 – Allure du graphique de Silhouette pour le couple de variables (n°4,n°20) en entrée de l’algorithme des k -moyennes.

5.3.2.3 Discussion

En adoptant différentes métriques d'évaluation au sein de notre approche, nous avons traité deux problématiques majeures dans l'analyse de données en non supervisée : l'estimation du nombre de clusters à l'aide du coefficient de Silhouette ainsi que la sélection de variables (par calcul de l'indice de Dunn). Nous avons pu estimer le nombre optimal de clusters et sélectionner le sous-ensemble de variables qui permet d'obtenir la meilleure séparation des signaux au sein des deux clusters. Cependant, la méthodologie proposée, qui se base sur une technique d'apprentissage non supervisée, ne permet pas de valider les résultats de classification. En effet, en théorie, il est impossible de savoir à quelle catégorie (« DP » ou « bruit ») correspondent les clusters rouge et bleu, représentés sur la Figure 5.19, lorsqu'aucun signal connu de DP ou de bruit n'est disponible pour vérification. Cette méthodologie permet simplement de séparer les données en deux groupes distincts.

Un scénario plus fiable pour la validation des résultats de classification serait celui dans lequel un ensemble séparé de données étiquetées permettrait de tester automatiquement les performances de classification de l'algorithme implémenté. Dans la section suivante, une approche semi-supervisée est proposée. Elle permet de tirer profit d'un petit ensemble de données étiquetées disponible au sein de l'environnement D1.

5.3.3 Discrimination des signaux de bruit des signaux de DP par classification semi-supervisée

L'apprentissage semi-supervisé est intéressant car seul un petit ensemble de données étiquetées est nécessaire afin de déterminer le classifieur approprié. De plus, une partie des données étiquetées peut être utilisée pour former un ensemble de test sur lequel les performances du classifieur sont évaluées automatiquement. Cette phase de test permet d'évaluer la capacité du classifieur à reconnaître correctement de nouveaux exemples, n'ayant pas servi à l'apprentissage.

La technique de classification semi-supervisée basée sur les machines à vecteurs supports transductifs (TSVM) décrite en 4.2.2, est implémentée dans cette section. Cette procédure exploite à la fois les données étiquetées et non étiquetées pour créer le meilleur classifieur permettant de discriminer les signaux de bruit des signaux de DP de l'environnement D1.

5.3.3.1 Partitionnement des données de l'environnement D1 pour la méthode semi-supervisée

Afin d'évaluer les performances du classifieur en phase d'utilisation, un ensemble de test est défini au hasard à partir de l'ensemble des données étiquetées initialement disponibles. Les données étiquetées restantes sont alors divisées en deux sous-ensembles, un premier pour la validation et le second pour l'apprentissage. Ce dernier est composé de l'ensemble des données non étiquetées et d'un sous-ensemble de données étiquetées. Le principe du partitionnement des données est illustré sur la Figure 5.24. 50 exemples étiquetés sont affectés à l'ensemble de validation, 100 exemples étiquetés à l'ensemble de test et 4843 exemples à l'ensemble d'apprentissage, dont 4793 sont non étiquetés et 50 sont étiquetés. Ainsi, seulement 4% de l'ensemble des données disponibles est étiqueté. Tous les sous-ensembles de données étiquetées contiennent 50% de signaux de DP et 50% de signaux de bruit. L'ensemble de données de DP étiqueté comprend à la fois des signaux de DP caractérisés par un fort rapport signal sur bruit, un faible rapport signal sur bruit ainsi que des interférences électromagnétiques. Ces signaux sont illustrés dans la section 5.2.1.2.

Les paramètres du classifieur à estimer sont le nombre de variables d'entrée pertinentes et l'hyperparamètre C , qui permet de contrôler la complexité de la machine à vecteurs supports. La valeur de l'hyperparamètre C est déterminée par validation simple où on estime la capacité de généralisation du classifieur sur un ensemble de validation unique formé d'exemples n'ayant pas participé à l'apprentissage. Il s'agit d'une méthode simple qui présente un temps de calcul réduit par rapport à la méthode de validation croisée présentée en 4.2.1.1.

Le partitionnement des données au sein des ensembles de validation et d'apprentissage est réalisé aléatoirement 10 fois, pour chaque valeur de l'hyperparamètre à estimer, afin d'obtenir une statistique sur le score de validation. L'hyperparamètre qui donne la meilleure moyenne du score de validation sur l'ensemble des tirages est sélectionné. Rappelons que le score de validation correspond au pourcentage d'exemples correctement classifiés sur l'ensemble de validation. Pour déterminer le plus petit nombre de variables pertinentes qui aboutit au meilleur résultat, on applique la méthode de sélection du paramètre C avec différentes combinaisons de variables d'entrée à chaque fois. D'abord, chaque variable est testée séparément en entrée de l'algorithme d'apprentissage. Pour chaque variable d'entrée, on obtient à l'issue de la procédure, le paramètre C sélectionné, ainsi que la moyenne et l'écart type du score de validation sur les 10 tirages. On sélectionne finalement la variable d'entrée et le paramètre C correspondant, qui donnent la meilleure moyenne du score de validation. Cette procédure est résumée dans l'annexe A, partie 1. La même procédure est réalisée avec toutes les combinaisons de deux variables parmi les 20 disponibles.

Les classifieurs sélectionnés sont ensuite soumis à un ensemble de test afin d'évaluer leurs performances en phase d'utilisation.

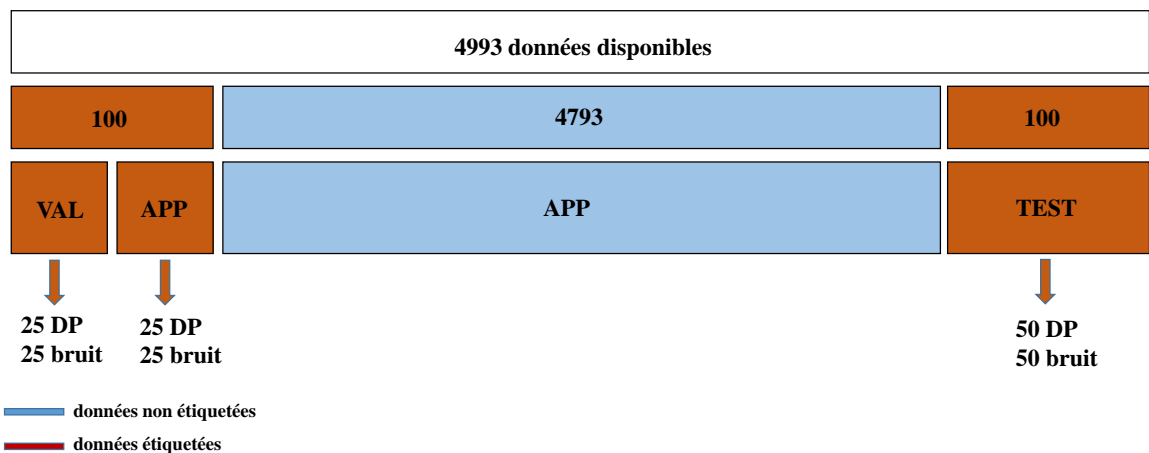


FIGURE 5.24 – Partitionnement des données pour la méthode semi-supervisée dans l'environnement D1. APP= ensemble d'apprentissage. VAL=ensemble de validation.

5.3.3.2 Résultats de classification

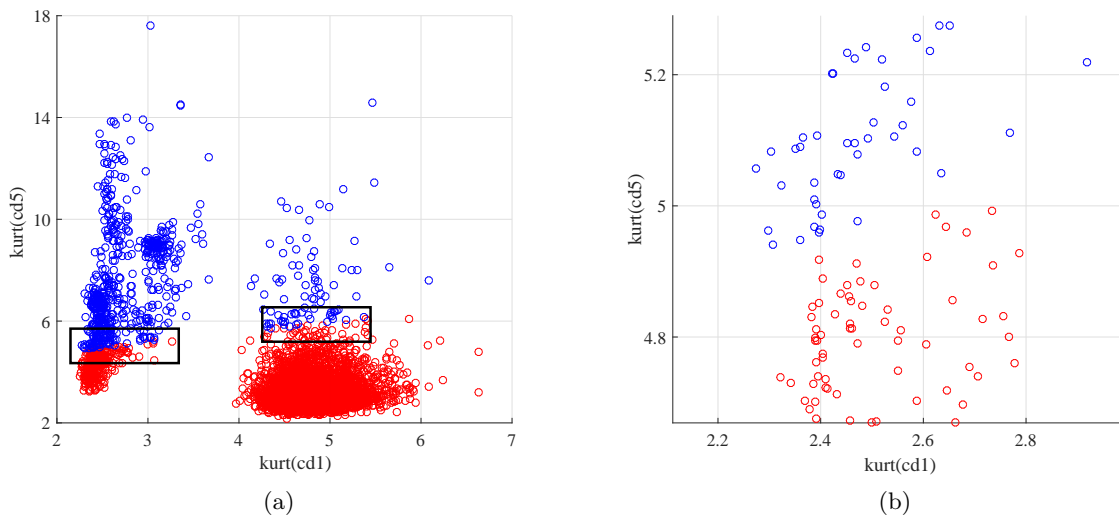
L'algorithme des TSVM a été mis en œuvre à l'aide du partitionnement des données illustré sur la Figure 5.24. Le Tableau. 5.5 présente les caractéristiques des classifieurs sélectionnés ainsi que le pourcentage d'exemples correctement classifiés au sein des ensembles de validation (score de validation) et de test (score de test). Ce score est obtenu en comparant le vecteur des étiquettes des données «réelles» avec le vecteur des étiquettes «prédites» par le classifieur pour les ensembles de validation et de test.

Comme pour la méthode non supervisée, chacune des 20 variables ainsi que toutes les combinaisons possibles de deux variables parmi les 20 disponibles ont été utilisées en entrée de l'algorithme des TSVM. Le score de validation atteint 100% lorsque la variable n^o4 et le couple (n^o4, n^o7) sont utilisés en entrée. Ce résultat est en cohérence avec la procédure de sélection de variables en non supervisé présentée dans la section 5.3.2.2 (Tableau. 5.3), selon laquelle le couple (n^o4, n^o7) est celui qui permet d'aboutir à la meilleure qualité de séparation des données au sein des deux clusters.

Classifieur	Sous-ensemble de variables sélectionné	Pourcentage d'exemples correctement classifiés au sein de l'ensemble de validation	Pourcentage d'exemples correctement classifiés au sein de l'ensemble de test
TSVM linéaire C=10	variable n°4	100%	100%
TSVM linéaire C=10	variables (n°4,n°7)	100%	100%
TSVM linéaire C=10	variables (n°4,n°20)	100%	100%

TABLE 5.5 – Scores de validation et de test pour la méthode des TSVM linéaires.

Cependant, le score de validation reste très élevé lorsque le couple (n°4, n°20) est utilisé en entrée, malgré les résultats de séparation présentés dans le cadre de la méthode non supervisée (Tableau. 5.4). Les clusters obtenus par l'utilisation des variables (n°4,n°20) en entrée sont en effet très dispersés et rapprochés. La distance minimale entre les deux clusters est très faible, alors que la distance maximale entre deux points du même cluster est très grande (Figure 5.25, (a)). Il est toutefois possible d'imaginer une droite de séparation entre les points rouges et bleus, sur la Figure 5.25, (b). Les données restent donc séparables dans l'espace de ces deux variables.

FIGURE 5.25 – Clusters obtenus en utilisant le couple de variables (n°4,n°20) en entrée de l'algorithme des k -moyennes (a). Zoom sur la zone encadrée de gauche (b).

La variable n°4 semble contenir des informations suffisamment pertinentes pour la séparation des signaux de bruit des signaux de DP, même lorsqu'elle est couplée à la variable n°20. Cependant, lorsqu'aucune donnée étiquetée n'est disponible pour effectuer la sélection de variables, il est toutefois préférable de sélectionner un couple de variables permettant d'obtenir le meilleur niveau de confiance sur la qualité de séparabilité des données, par la mesure de l'indice de Dunn.

La pertinence de la variable n°4 peut s'expliquer par la comparaison de la forme des distributions des coefficients de détail au premier niveau de décomposition (CD1), pour un signal de DP (Figure 5.26, a) et pour un signal de bruit (Figure 5.26, b). Il est évident que

la distribution CD1 est plus « aplatie » dans le cas d'un signal de bruit et possède un pic plus net lorsqu'il s'agit d'un signal de DP. Par conséquent, la valeur du coefficient d'acuité (« kurtosis ») est beaucoup plus élevée dans le cas d'un signal de DP. La Figure 5.27, illustre les coefficients de décomposition à cinq niveaux d'un signal de DP (a) et d'un signal de bruit (b). On constate que les valeurs des coefficients de décomposition au premier niveau d1 sont plus uniformément réparties dans le cas d'un signal de bruit (b) en comparaison avec les valeurs des coefficients d1 d'un signal de DP (a), ce qui pourrait expliquer les formes des distributions observées sur la Figure 5.26.

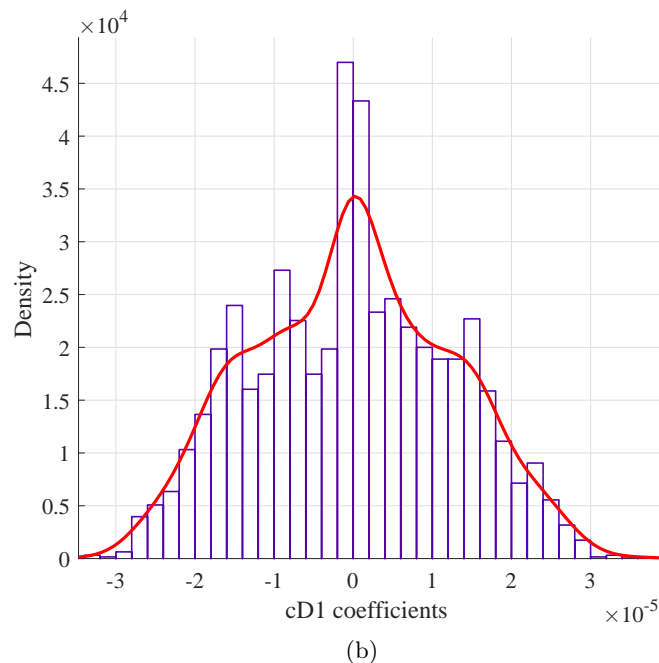
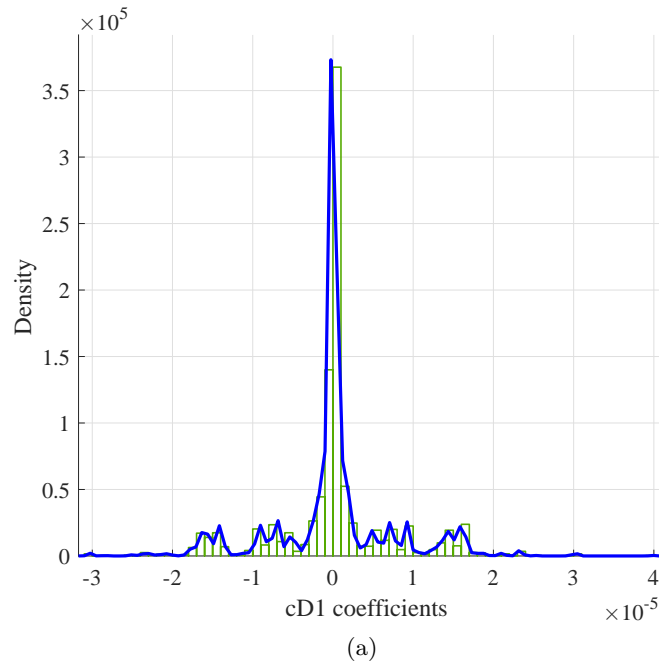


FIGURE 5.26 – Comparaison de la forme des distributions des coefficients cD1 pour un signal de DP (a) et pour un signal de bruit (b).

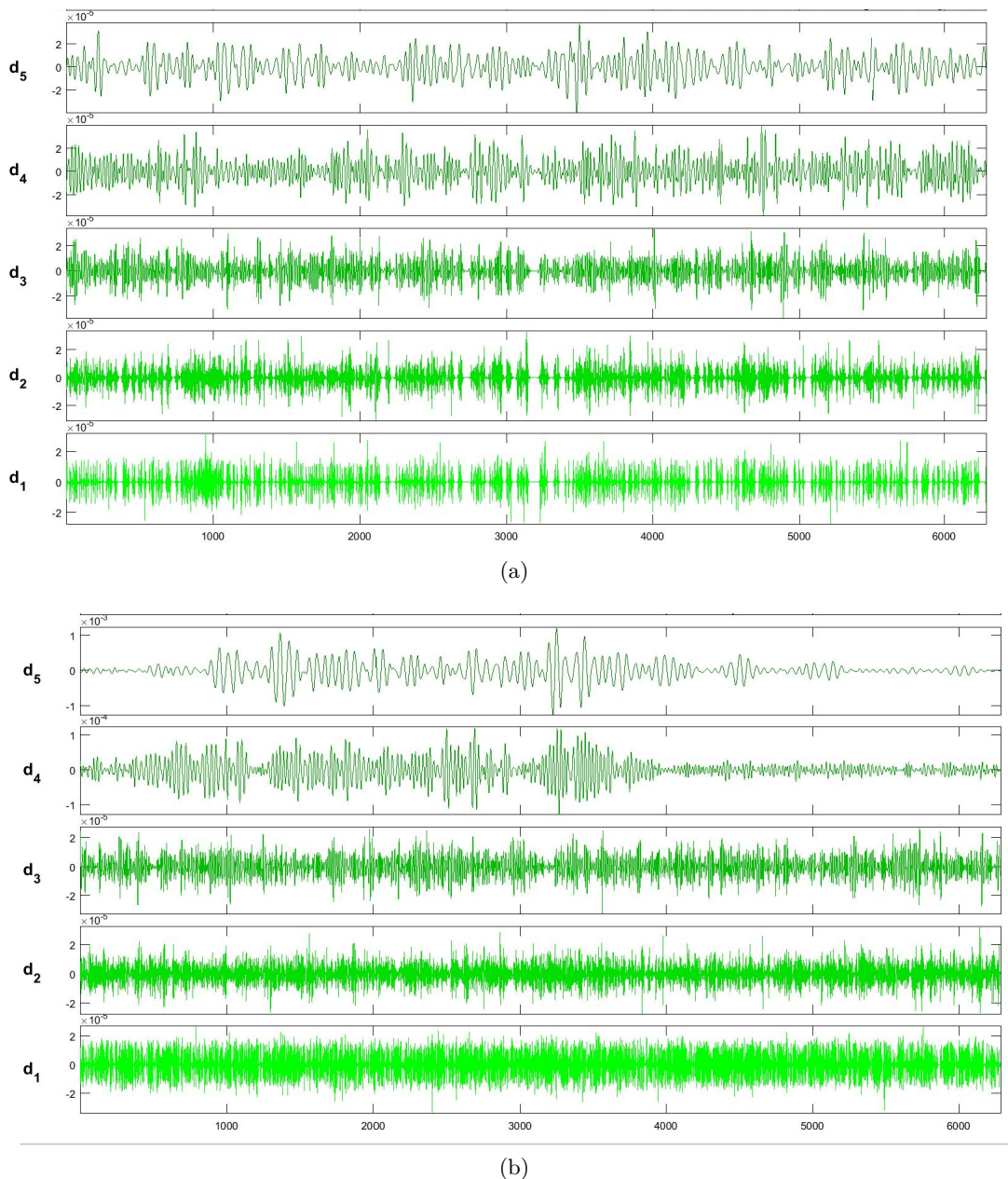


FIGURE 5.27 – Coefficients de décomposition à cinq niveaux pour un signal de DP (a) et un signal de bruit (b) collectés dans l’environnement D1.

5.3.3.3 Discussion

Des méthodes de classification non supervisées et semi-supervisées ont été appliquées à la discrimination de signaux de DP et des signaux de bruit collectés au sein de l’environnement D1. Les données expérimentales ont été traitées en utilisant la transformée en ondelette discrète et décomposées jusqu’à cinq niveaux de détail. Un ensemble de 20 variables numériques comprenant la moyenne, la variance, les coefficients d’asymétrie et d’acuité de la distribution des coefficients de détail à chaque niveau de décomposition a été extrait pour chacun des 4993 signaux collectés. Une méthodologie a été mise en oeuvre pour la sélection de variables en non supervisé ainsi que pour la détermination du nombre de clusters sur la base de la mesure des indices de Dunn et du coefficient de Silhouette. L’utilisation de la variable $n^{\circ}4$, qui correspond au coefficient d’acuité de la distribution des coefficients de détail du premier niveau de décomposition, en entrée de l’algorithme des k -moyennes permet d’obtenir des clusters compacts et bien séparés les uns des autres. Une seconde approche semi-supervisée a été mise en oeuvre pour la classification des signaux de bruit des signaux de DP sur le même ensemble de données D1 à l’aide des SVM transductifs. 4% de l’ensemble des données

ont été étiquetés. Une fraction de cet ensemble de données étiqueté a ensuite été utilisée afin d'évaluer les performances du classifieur.

Un score de validation de 100% a été obtenu, en utilisant un ensemble très réduit de variables d'entrée (la variable n°4 seule ou le couple de variables (n°4,n°7)). Cela confirme les résultats de la procédure de sélection de variables mise en place dans le cadre de la méthode non supervisée, selon laquelle la variable n°4 est la plus pertinente pour la séparation des données.

Ainsi, les performances obtenues ont démontré l'intérêt de l'approche semi-supervisée pour la discrimination des signaux de DP des signaux de bruit dans le cas où seulement un nombre très réduit de données étiquetées est disponible, par rapport à la taille réelle de l'ensemble de données. Cette technique est donc un outil prometteur pour le diagnostic des systèmes d'isolation électrique, lorsque les configurations de mesure sont sujettes à la collecte de nombreux signaux de bruit. De plus, la méthodologie présentée reste très performante lorsque les signaux de DP possèdent de faibles rapports signal sur bruit ou encore des interférences électromagnétiques, phénomène très fréquent lors de mesures de DP en ligne, sur site [30]. La Figure 5.28 représente les résultats de classification obtenus sur l'ensemble de test avec le couple (n°4,n°7) en entrée. Les flèches correspondent aux signaux de DP qui possèdent un faible rapport signal sur bruit (SNR) et des interférences électromagnétiques (IEM).

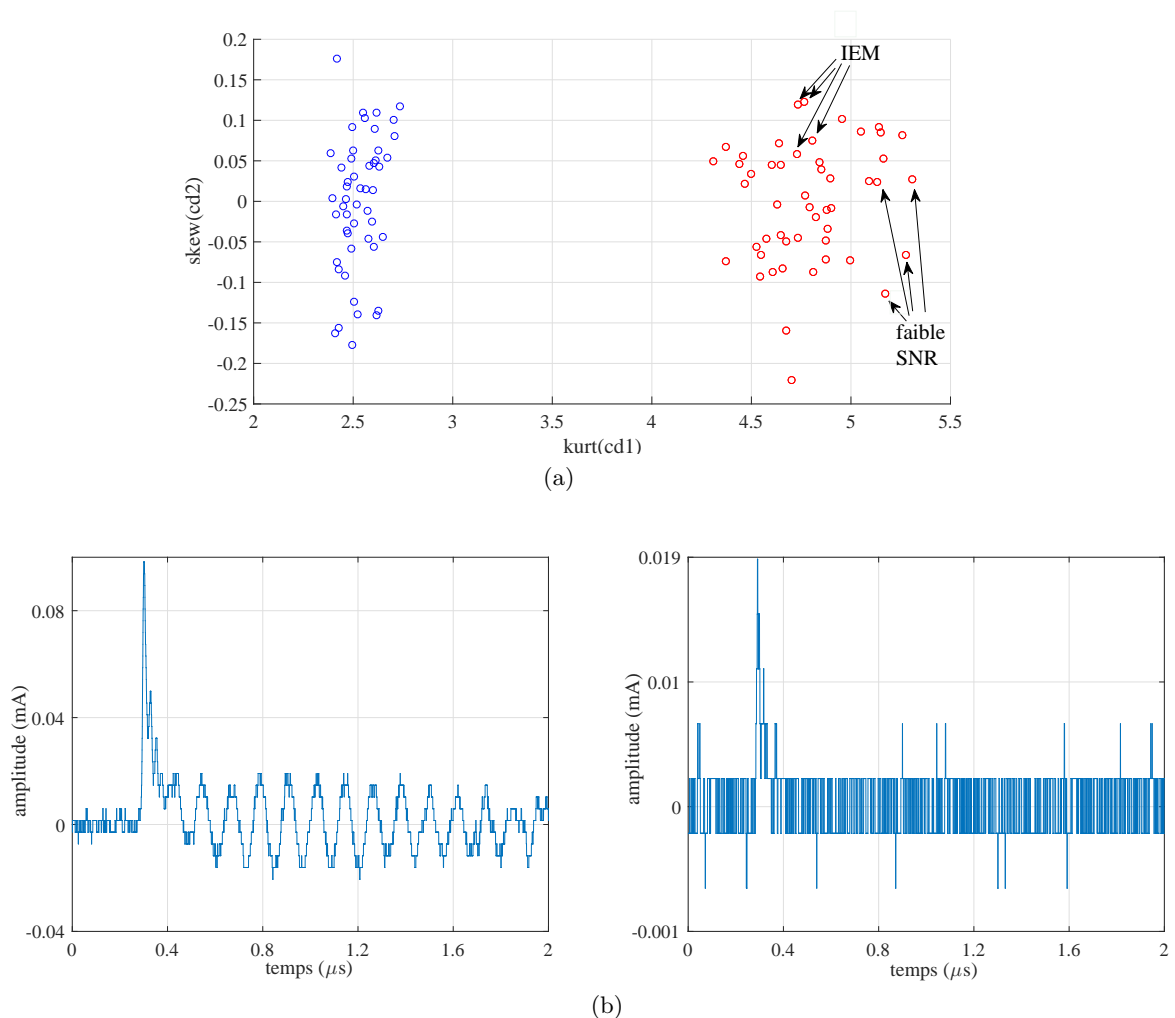


FIGURE 5.28 – La Figure (a) présente les résultats de classification obtenus sur l'ensemble de test en utilisant les variables (n°4,n°7) en entrée de l'algorithme des TSVM linéaires. Les valeurs des variables (n°4,n°7) des signaux présentant des interférences électromagnétiques (IEM) et un faible rapport signal sur bruit y sont représentées. La Figure (b) représente des signaux de DP avec interférences électromagnétiques (gauche) et un faible rapport signal sur bruit (droite).

5.3.4 Discrimination des signaux de bruit des signaux de DP par classification supervisée

Les signaux collectés au sein des environnements D2, D3, N1 et N2 sont étiquetés. Un point commun à ces quatre environnements est la nature déséquilibrée du jeu de données. Dans chacun des cas, la classe « DP » est sous-représentée par rapport à la classe « bruit ». Il existe plusieurs manières de traiter le problème du déséquilibre des données :

1. Le choix de métriques d'évaluation pertinentes.

En effet, l'utilisation de métriques d'évaluation « standards » comme le score de validation (qui correspond au taux d'erreur sur l'ensemble des données) n'est pas adaptée car ce score dépend essentiellement de l'erreur commise sur la classe majoritaire (le bruit) et tend à ignorer les exemples de la classe minoritaire (les signaux de DP). Ainsi, si l'ensemble de données est composé de 1% de signaux de DP et que le taux de reconnaissance obtenu est de 99%, les 1% d'erreurs peuvent provenir de signaux de DP étant classifiés comme des signaux de bruit. Ainsi un modèle peut présenter un très bon taux de reconnaissance tout en effectuant 100% d'erreurs sur les exemples de la classe minoritaire qui peuvent être parfois plus coûteuses que les erreurs commises sur la classe majoritaire.

La matrice de confusion permet de mesurer la qualité d'un système de classification et d'évaluer correctement les performances de l'algorithme sur les deux classes (Tableau 5.6). Les colonnes correspondent à la classe « prédite » et les lignes à la classe « réelle ». Considérons que les signaux de bruit correspondent aux exemples « négatifs » et les signaux de DP, aux exemples « positifs ».

VN désigne le nombre d'exemples de la classe négative correctement classifiés (Vrais Négatifs). FP est le nombre d'exemples négatifs prédits positifs (Faux Positifs), FN est le nombre d'exemples positifs prédits négatifs (Faux Négatifs) et VP est le nombre d'exemples positifs correctement classifiés (Vrais Positifs).

	Prédit « Négatif »	Prédit « Positif »
« Négatif » réel	VN	FP
« Positif » réel	FN	VP

TABLE 5.6 – Matrice de confusion.

En plus du score de validation, les précisions sur les deux classes seront calculées afin d'évaluer les performances des classificateurs élaborés. Ces grandeurs sont définies par :

$$p(DP) = \frac{VP}{VP + FP}$$

$$p(bruit) = \frac{VN}{VN + FN}$$

Cette mesure donne une meilleure évaluation de la performance du classifieur implémenté comparé au score de validation qui dépend de la distribution des données au sein des deux classes et qui n'est donc pas adaptée aux ensembles de données déséquilibrés.

2. L'utilisation de techniques d'échantillonnage.

Afin de traiter le déséquilibre des classes en apprentissage supervisé, des stratégies d'échantillonnage peuvent être adoptées afin de rééquilibrer les données.

Il s'agit par exemple de supprimer aléatoirement des exemples de la classe majoritaire (sous-échantillonnage) ou bien d'augmenter les exemples de la classe minoritaire (sur-échantillonnage). Cette stratégie sera adoptée dans la suite de ce chapitre afin de traiter le problème du déséquilibre des données. La précision sur les deux classes sera également évaluée, après ré-équilibrage de l'ensemble des données. En effet, les erreurs de classification n'ont pas toutes le même impact pour notre application. La forme des

signaux de DP contient des informations relatives à l'état de dégradation de l'isolation et de faux signaux de DP risqueraient donc de conduire à de mauvaises interprétations et de fausser les diagnostics. Ainsi, il est nécessaire d'obtenir un score de précision élevé sur la classe « DP » et de minimiser le nombre de faux positifs, c'est à dire le nombre de signaux de bruit étant classifiés comme des DP. A l'inverse, des informations importantes relatives à l'état de dégradation de l'isolation peuvent être ignorées si un taux important de signaux de DP est prédit comme étant du bruit. Un signal de DP, représentatif d'un état dégradé de l'isolation, classifié comme un signal de bruit, pourrait conduire à des pannes non anticipées et engendrer des pertes économiques très importantes. Il est donc également important de minimiser le taux de faux négatifs.

5.3.4.1 Techniques d'échantillonnage

Les techniques de sous-échantillonnage et de sur-échantillonnage sont mises en oeuvre dans cette section afin de séparer les signaux de bruit des signaux de DP au sein des quatre environnements D2, D3, N1 et N2. Les performances obtenues en utilisant ces deux méthodes d'échantillonnage seront comparées pour différentes techniques de classification (SVM linéaires, non linéaires et méthode des k plus proches voisins).

La technique de sur-échantillonnage SMOTE [105] ou (Synthetic Minority Oversampling Technique) permet de générer des exemples synthétiques au sein de la classe minoritaire. Pour chaque exemple de la classe minoritaire, ses k plus proches voisins de la même classe sont calculés, puis un certain nombre d'entre eux sont sélectionnés. Des exemples artificiels sont ensuite placés aléatoirement sur la droite qui relie l'exemple de la classe minoritaire et ses k plus proches voisins. Le nombre k de plus proches voisins est choisi en fonction du nombre d'échantillons artificiels que nous voulons créer. Cette technique est illustrée Figure 5.29.

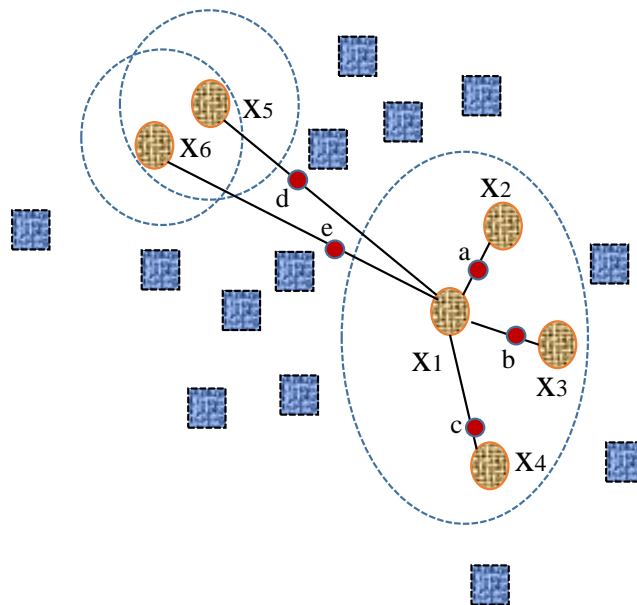


FIGURE 5.29 – Principe de la technique SMOTE. Les carrés bleus correspondent aux exemples de la classe majoritaire. Les ronds oranges à ceux de la classe minoritaire et les ronds rouges sont les échantillons artificiels créés. $k=5$ plus proches voisins sont sélectionnés et 5 exemples artificiels sont créés.

Pour chaque échantillon de la classe minoritaire \mathbf{x} , on calcule ses k -voisins les plus proches parmi les autres exemples de la classe minoritaire. Ensuite, un échantillon de la classe minoritaire $\tilde{\mathbf{x}}$ parmi les k voisins est sélectionné et un nouvel échantillon synthétique \mathbf{x}_{new} est

général :

$$\mathbf{x}_{new} = \mathbf{x} + w \times (\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x})$$

où w est un nombre aléatoire tiré d'une distribution uniforme entre 0 et 1.

Sur la Figure 5.29, $k=5$ plus proches voisins de \mathbf{x}_1 sont calculés : \mathbf{x}_2 , \mathbf{x}_3 , \mathbf{x}_4 , \mathbf{x}_5 et \mathbf{x}_6 .

\mathbf{x}_5 et \mathbf{x}_6 sont plus éloignés de \mathbf{x}_1 que \mathbf{x}_2 , \mathbf{x}_3 et \mathbf{x}_4 . Ainsi, les exemples synthétiques générés entre \mathbf{x}_1 et \mathbf{x}_5 ou encore entre \mathbf{x}_1 et \mathbf{x}_6 (comme les points d et e) risquent de se superposer ou de se retrouver très proches des exemples de la classe majoritaire. Pour cette raison, les techniques de sur-échantillonnage présentent parfois des risques non négligeables d'erreurs de classification par rapport aux techniques de sous-échantillonnage qui consistent simplement à retirer aléatoirement des exemples de la classe majoritaire.

5.3.4.2 Application aux environnements D2, D3, N1 et N2

La méthode d'extraction de variables reste la même que celle présentée en 5.3.1. Chaque signal collecté au sein des environnements D2, D3, N1 et N2 est décomposé en utilisant la version « db10 » de l'ondelette Daubechies et les quatre moments statistiques des cinq distributions des coefficients de détail CD1, CD2, CD3, CD4 et CD5 sont calculés. Ainsi, un total de 20 variables sont calculées pour chaque signal collecté (Tableau 5.2).

5.3.4.3 Procédure de conception des classifieurs et résultats

Les 20 variables extraites sont d'abord classées par niveau de pertinence par la méthode d'orthogonalisation de Gram-Schmidt décrite en 4.2.1.2.

Les paramètres des classifieurs à estimer sont le nombre de variables d'entrée pertinentes et les coefficients propres à chaque technique de classification : C pour la méthode des SVM linéaires, le couple (C, σ) pour la méthode des SVM non linéaires lorsqu'un noyau gaussien est utilisé et k pour la méthode des k plus proches voisins. Une première valeur de ces coefficients est d'abord fixée puis la procédure de validation croisée (décrite en 4.2.1.1) à 3 plis est utilisée. Cette procédure est réalisée 10 fois avec différentes répartitions aléatoires des exemples au sein des 3 plis afin d'obtenir une statistique sur le score de validation. On calcule ensuite la valeur moyenne du score de validation sur les dix tirages des données dans les 3 plis. Cette procédure est répétée pour plusieurs valeurs des paramètres à estimer et on garde les paramètres qui permettent d'obtenir la meilleure moyenne du score de validation sur les 10 tirages de pli. Afin de sélectionner le plus petit nombre de variables pertinentes donnant le meilleur score de reconnaissance, on répète la procédure décrite ci-dessus autant de fois qu'il y a de variables disponibles (20 fois) en utilisant un nombre croissant de variables d'entrée à chaque fois, en commençant par la plus pertinente selon le classement de Gram-Schmidt, puis par les deux plus pertinentes et ainsi de suite. A chaque itération, on obtient la valeur des paramètres sélectionnés et la moyenne et l'écart type du score de validation et de la précision des deux classes sur les 10 tirages de plis. Le nombre de variables d'entrée et les paramètres qui permettent d'obtenir le meilleur compromis entre un bon score de validation et une précision moyenne élevée sur les deux classes sont sélectionnés. Cette procédure est résumée dans l'annexe A, partie 2.

La technique de sous-échantillonnage, qui consiste à retirer aléatoirement des exemples de la classe majoritaire (la classe « bruit ») est d'abord mise en oeuvre dans chaque environnement. La procédure de conception des classifieurs lorsque la technique de suréchantillonnage SMOTE est implémentée, est la même que celle décrite précédemment mais en effectuant cette fois la procédure de validation croisée à 5 plis.

Les Tableaux 5.7 et 5.8, présentent les paramètres et performances de chaque classifieur déterminé dans l'environnement D2 pour la technique de sous-échantillonnage puis de sur-échantillonnage (SMOTE), respectivement.

D2	Classement des variables d'entrée par niveau de pertinence	Meilleur score de validation et précisions sur les deux classes		Nombre de variables pertinentes sélectionnées
218 DP/218 bruit	20-2-15-1-9-7-16-17-5-18-10-12-11-8-6-14-3-19-13-4	SVM linéaires C=10	val=96.33±0.37% p(DP)=99.05±0.56% p(bruit)=94±1.26%	1 n°20
		SVM non linéaires C=2 $\sigma=0.1$	val=97.20±0.15% p(DP)=99.07±0.02% p(bruit)=95.53±0.26%	1 n°20
		k plus proches voisins $k=1$	val=97.37±0.76% p(DP)=96.20±1.79% p(bruit)=96.60±0.78%	1 n°20

TABLE 5.7 – Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement D2. val=score de validation, $p(\text{DP})$ =précision sur la classe « DP », $p(\text{bruit})$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sous-échantillonnage.

D2	Classement des variables d'entrée par niveau de pertinence	Meilleur score de validation et précisions sur les deux classes		Nombre de variables pertinentes sélectionnées
10900 DP/10900 bruit	20-16-19-18-15-8-2-6-14-13-10-17-7-4-12-11-5-1-3-9	SVM linéaires C=10	val=97.87±0.37% p(DP)=98.49±0.50% p(bruit)=97.23±0.36%	20 n°1...n°20
		SVM non linéaires C=10 $\sigma=0.5$	val=99±0.15% p(DP)=99.93±0.15% p(bruit)=98.44±0.20%	20 n°1...n°20
		k plus proches voisins $k=1$	val=96.37±0.76% p(DP)=98.68±1.12% p(bruit)=95.94±0.68%	20 n°1...n°20

TABLE 5.8 – Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement D2. val=score de validation, $p(\text{DP})$ =précision sur la classe « DP », $p(\text{bruit})$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sur-échantillonnage (SMOTE).

Les scores de validation et de précision varient peu d'une méthode de classification à une autre. Le meilleur score de validation est obtenu en utilisant la technique des SVM non linéaires combinée à la technique de sur-échantillonnage SMOTE. La précision sur la classe « DP » atteint 99.93% et celle de la classe « bruit » est de 98.44%. Ces scores sont obtenus en utilisant l'ensemble des 20 variables combinées. Les scores de validation et de précision sont très légèrement inférieurs en utilisant la technique de sous-échantillonnage pour chacune des techniques de classification. Ces scores restent cependant tous supérieurs à 96%. Notamment, la méthode des SVM non linéaires permet d'obtenir une précision de 99.07% sur la classe « DP » et de 95.53% sur la classe « bruit » en utilisant la technique de sous-échantillonnage et seulement une seule variable d'entrée. De même, les autres classifieurs élaborés n'utilisent qu'une seule variable d'entrée pour la méthode de sous-échantillonnage. Cette variable correspond à la plus pertinente selon la procédure d'orthogonalisation de

Gram-Schmidt. Il s'agit du coefficient d'acuité de la distribution des coefficients de détail au cinquième niveau de décomposition : $kurt(cD5)$. Ainsi, la technique de sous-échantillonnage est particulièrement intéressante pour la discrimination des signaux de DP des signaux de bruit car elle permet de réduire le nombre de variables d'entrée utilisé. De même, les temps de calcul sont beaucoup plus rapides comparés à ceux nécessaires pour effectuer un apprentissage après sur-échantillonnage de la classe minoritaire par la technique SMOTE.

Ainsi, la méthode de sous-échantillonnage sera préférée pour le ré-équilibrage des ensembles de données des environnements N1, N2 et D3.

Les Tableaux 5.9, 5.10 et 5.11 présentent les paramètres et performances de chaque classifieur déterminé dans les environnements N1, N2 et D3, respectivement, pour la technique de sous-échantillonnage, dans le cadre de la mise en oeuvre des SVM linéaires, non linéaires et des k plus proches voisins.

N1	Classement des variables d'entrée par niveau de pertinence	Meilleur score de validation et précisions sur les deux classes		Nombre de variables pertinentes sélectionnées
43 DP/43 bruit	20-19-12-3-17-11-8-14-6-5-2-4-13-18-10-7-16-15-1-9	SVM linéaires C=0.5	val=98.69±0.38% $p(DP)=100±0.00\%$ $p(\text{bruit})=94±1.26\%$	3 (n°20,n°19,n°12)
		SVM non linéaires C=0.5 $\sigma=3$	val=98.80±0.00% $p(DP)=100±0.00\%$ $p(\text{bruit})=97.62±4.12\%$	3 (n°20,n°19,n°12)
		k plus proches voisins $k=1$	val=97.62±0.76% $p(DP)=98.47±2.63\%$ $p(\text{bruit})=96.86±1.57\%$	3 (n°20,n°19,n°12)

TABLE 5.9 – Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement N1. val=score de validation, $p(DP)$ =précision sur la classe « DP », $p(\text{bruit})$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sous échantillonnage.

N2	Classement des variables d'entrée par niveau de pertinence	Meilleur score de validation et précisions sur les deux classes		Nombre de variables pertinentes sélectionnées
29 DP/29 bruit	18-9-19-7-20-3-17-5-1-16-15-11-13-4-8-6-10-12-14-2	SVM linéaires C=2	val=100±0.00% $p(DP)=100±0.00\%$ $p(\text{bruit})=100±0.00\%$	1 n°18
		SVM non linéaires C=0.5 $\sigma=0.25$	val=100±0.00% $p(DP)=100±0.00\%$ $p(\text{bruit})=100±0.00\%$	1 n°18
		k plus proches voisins $k=1$	val=98.85±1.99% $p(DP)=98.99±1.75\%$ $p(\text{bruit})=98.99±1.78\%$	1 n°18

TABLE 5.10 – Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement N2. val=score de validation, $p(DP)$ =précision sur la classe « DP », $p(\text{bruit})$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sous échantillonnage.

D3	Classement des variables d'entrée par niveau de pertinence	Meilleur score de validation et précisions sur les deux classes		Nombre de variables pertinentes sélectionnées
50 DP/50 bruit	18-12-2-16-17-9- 20-8-4-7-14-19-11- 3-5-10-1-13-15-6	SVM linéaires C=0.1	val=100±0.00% $p(\text{DP})=100\pm 0.00\%$ $p(\text{bruit})=100\pm 0.00\%$	4 (n°18, n°12, n°2, n°16)
		SVM non linéaires C=2 $\sigma=0.5$	val=100±0.00% $p(\text{DP})=100\pm 0.00\%$ $p(\text{bruit})=100\pm 0.00\%$	2 (n°18, n°12)
		k plus proches voisins $k=1$	val=100±0.00% $p(\text{DP})=100\pm 0.00\%$ $p(\text{bruit})=100\pm 0.00\%$	4 (n°18, n°12, n°2, n°16)

TABLE 5.11 – Caractéristiques des classifieurs définis dans l'environnement N2. val=score de validation, $p(\text{DP})$ =précision sur la classe « DP », $p(\text{bruit})$ =précision sur la classe « bruit » pour la technique de sous échantillonnage.

Les scores de validation et de précision varient peu d'une méthode de classification à une autre dans les trois environnements. Les scores de validation excèdent 97% dans chaque environnement, quelque soit la méthode de classification implémentée. De même, les scores de précision sur les classes « DP » et « bruit » sont supérieurs à 98% et 94%, respectivement. La mise en oeuvre des SVM linéaires et non linéaires permet d'obtenir une précision sur les classes « DP » et « bruit » de 100% dans l'environnement N2 en utilisant une seule variable d'entrée (Tableau. 5.10). La méthode des SVM non linéaires est la plus performante dans l'environnement N1 où les scores de précision sur les classes « DP » et « bruit » sont de 100% et 97.6%, respectivement. Cette fois, les trois variables les plus pertinentes sont utilisées (Tableau. 5.9). Dans l'environnement D3, l'implémentation de la méthode des SVM non linéaires permet d'obtenir des scores de validation et de précision de 100% sur les deux classes, avec les deux variables les plus pertinentes selon la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt. Les performances sont comparables dans le cadre de la mise en oeuvre des SVM linéaires et de la méthode des k plus proches voisins, lorsque les quatre variables les plus pertinentes sont utilisées en entrée.

Les classifieurs définis dans cette section permettent ainsi une reconnaissance très fiable de la nature des signaux, lorsque l'environnement sur lequel le classifieur est évalué est identique à celui dans lequel l'ensemble d'apprentissage a été constitué. Il existe cependant plusieurs différences notables dans la structure des classifieurs définis au sein des Tableaux 5.7, 5.9, 5.10 et 5.11. Premièrement, les variables d'entrée ne sont pas classées selon le même niveau de pertinence et le nombre de variables sélectionnées est différent d'un environnement à l'autre. Par exemple, le classifieur déterminé dans l'environnement N1 pour la méthode des SVM non linéaires, utilise trois variables d'entrée (n°20, n°19, n°12) alors que celui défini dans l'environnement N2 n'utilise qu'une seule variable d'entrée qui est la variable n°18. De même, les paramètres des classifieurs déterminés par la méthode de validation croisée sont différents d'un environnement à l'autre. Il s'agit des paramètres C pour la méthode des SVM linéaires, du couple (C, σ) pour les SVM non linéaires. Le paramètre k pour la méthode des k plus proches voisins reste le même dans chaque environnement. Par exemple, le classifieur défini en N2 a été déterminé avec un paramètre C=2 pour la méthode des SVM linéaires alors que dans les environnements D2 et D3, les classifieurs ont été définis avec un paramètre C=10 et C=0.1, respectivement. Rappelons que ce paramètre de régularisation permet de contrôler le compromis entre nombre d'erreurs de classification, et largeur de la marge. Plus C est petit et plus les erreurs de classification sont tolérées au profit d'une meilleure capacité de généralisation du classifieur.

5.3.5 Discussion

Les scores de validation et de précision sur les deux classes sont proches de 100% dans les différents environnements. Ces résultats montrent que la technique d'extraction de variables par transformée en ondelettes ainsi que les méthodes de classification implémentés permettent de séparer un signal de DP d'un signal de bruit de manière fiable, dans un environnement de mesure donné. Cependant, chaque environnement présente des caractéristiques uniques, comme la nature de l'objet testé, le système de détection et les conditions expérimentales utilisées. Cette variété dans les paramètres environnementaux entraîne des changements dans les signaux collectés. Par exemple les signaux de DP collectés au sein de l'environnement D2 présentent des caractéristiques fréquentielles et des amplitudes différentes de ceux collectés en D1. De même pour les signaux de bruit. Ainsi, il se peut qu'un classifieur conçu dans un environnement donné ne soit pas capable de reconnaître correctement les signaux collectés au sein d'un nouvel objet sous test, dans différentes conditions expérimentales. Afin d'envisager une solution de reconnaissance des signaux qui pourrait être applicable à différents systèmes, il est nécessaire que les modèles de classification élaborés présentent de bonnes performances lors d'un changement d'environnement.

5.4 Généralisation d'un classifieur à d'autres environnements de mesure

5.4.1 Introduction

Dans cette section, on cherche à évaluer la capacité du classifieur construit dans l'environnement D1 à reconnaître correctement de nouveaux exemples qui proviennent d'environnements différents de celui dans lequel la base d'apprentissage a été construite. Ainsi, ce classifieur sera évalué successivement sur les bases de test constituées des données étiquetées des environnements D2, D3, N1 et N2, respectivement. Le partitionnement des données de l'environnement D1 pour l'élaboration du classifieur selon la méthode des TSVM est présenté Figure 5.30. On rappelle que ce classifieur utilise la variable d'entrée n°4 et possède une valeur de l'hyperparamètre $C=10$, déterminée par une procédure de validation simple, en effectuant 10 tirages aléatoires des données au sein des ensembles d'apprentissage et de validation.

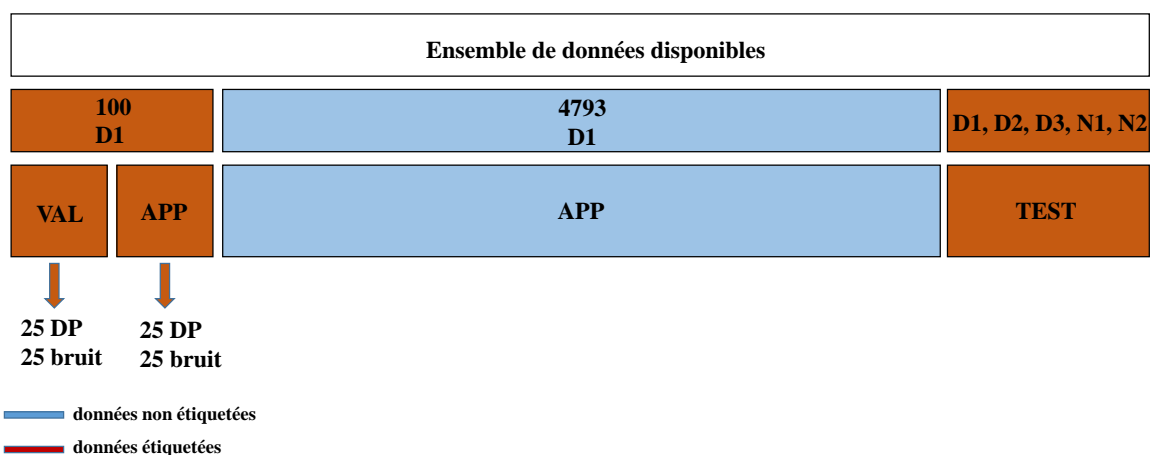


FIGURE 5.30 – Partitionnement des données pour la méthode semi-supervisée au sein de l'environnement D1.

Le classifieur conçu avec les données de l'environnement D1 est évalué sur les ensembles de tests décrits dans le Tableau. 5.12.

Environnement de Test	Exemples « bruit »	Exemples « DP »	Total
D1	50	50	100
D2	50	50	100
D3	50	50	100
N1	43	43	86
N2	29	29	58

TABLE 5.12 – Les différentes bases de test auxquelles le classifieur conçu à partir des données de l'environnement D1 est soumis.

5.4.2 Test du classifieur conçu avec les données de l'environnement D1 sur les environnements D2, D3, N1 et N2

Les exemples des différentes bases de test sont présentés au classifieur défini par les caractéristiques décrites dans le Tableau. 5.5. Ce classifieur, élaboré à partir de la méthode des SVM transductives, possède une valeur de l'hyperparamètre $C=10$ et utilise la variable $n^{\circ}4$, ($kurt(cD1)$), comme variable d'entrée. Les résultats de test pour la méthode des SVMs transductives sont présentées dans le Tableau. 5.13. Les lignes du Tableau correspondent à l'environnement sur lequel le test est effectué. Le score de test correspond au pourcentage d'exemples de test correctement classifiés. Les précisions sur la classe « DP » et « bruit » sont également évaluées. Les performances du classifieur sont élevées (100%) lorsque le test est effectué avec des exemples issus du même environnement que celui de la base d'apprentissage. A l'inverse, les performances diminuent fortement lorsque le classifieur est évalué sur des bases de test issues d'environnements différents. Le classifieur n'est particulièrement pas adapté pour séparer les données de test des environnements N1 et N2 où le score de test est inférieur à 50% et la précision sur les signaux de DP est de 0%. Le classifieur conserve cependant des performances acceptables lorsque celui-ci est évalué sur l'environnement D3, avec un score de test de 75% et une précision sur les deux classes supérieure à 70%.

	D1
D1	test=100%, $p(DP)=100%$, $p(\text{bruit})=100%$
D2	test=53%, $p(DP)=53.1%$, $p(\text{bruit})=52.9%$
D3	test=75%, $p(DP)=80%$, $p(\text{bruit})=71.2%$
N1	test=45.23%, $p(DP)=0%$, $p(\text{bruit})=46.9%$
N2	test=25.9%, $p(DP)=0%$, $p(\text{bruit})=34.5%$

TABLE 5.13 – Résultats de test sur chaque environnement pour le classifieur défini dans l'environnement D1 (TSVM, $C=10$, variable $n^{\circ}4$).

La diminution des performances du classifieur lorsque celui-ci est évalué dans d'autres environnements peut s'expliquer par la présence de fortes variations dans l'allure des signaux d'un environnement à l'autre en raison de la nature du dispositif sous test, des conditions expérimentales ou encore du circuit de mesure utilisé. Les variations des signaux et les différences dans les structures des classifieurs d'un environnement à l'autre contribuent à cette baisse de performances. Par exemple, dans l'environnement N1, la variable $n^{\circ}4$ est classée à un niveau de pertinence très différent (12 ème, Tableau. 5.9).

Sur la Figure 5.31, les valeurs de chaque point des environnements d'apprentissage D1 (les 100 données étiquetées) et de test N1, pour la variable $n^{\circ}4$ sont représentées, pour chaque classe. On constate que les données de test N1, ne sont pas séparables dans cette espace. La droite qui sépare les exemples de l'ensemble d'apprentissage D1 ne peut pas séparer correctement les données de l'environnement de test N1. En effet, on constate que presque tous les exemples de test de l'environnement N1 sont classés en tant que « bruit », ce qui explique pourquoi la précision sur la classe « DP » est nulle alors que celle sur la classe « bruit » est proche de 50% (Tableau 5.13), le taux de faux négatif étant proche de 100%. Le classifieur conçu à partir des données acquises dans l'environnement D1 n'est donc pas

adapté pour séparer les données de test provenant d'un autre environnement. Il se peut que les différences dans les signaux, induites par le changement d'environnement, soient trop importantes.

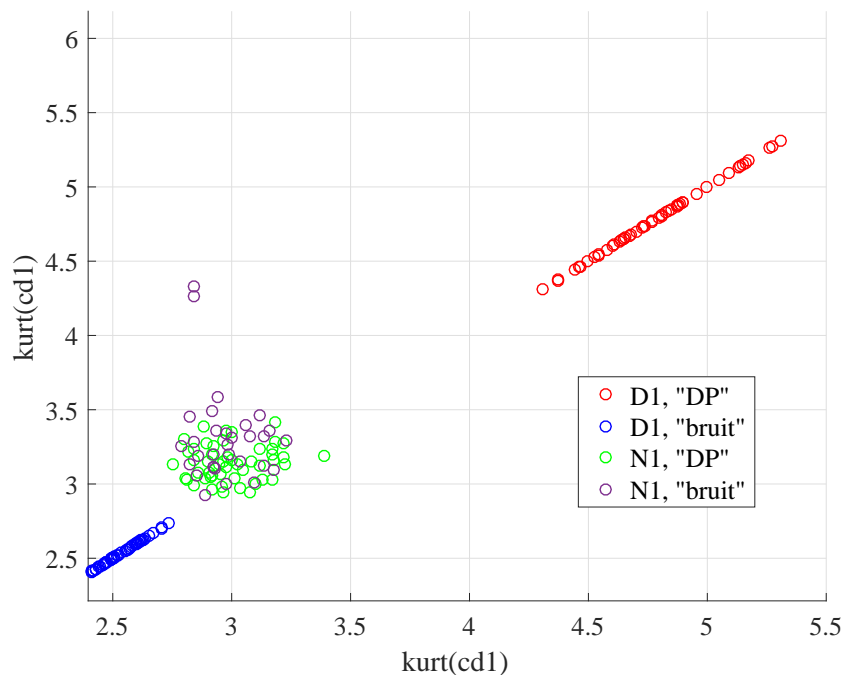


FIGURE 5.31 – Représentation des exemples dans l'espace de la variable $n^{\circ}4$, dans les environnements d'apprentissage D1 et de test N1.

5.4.3 Adaptation de domaine

En pratique, la capacité de généralisation d'un modèle à de nouveaux environnements est limitée car la distribution de l'ensemble des données d'apprentissage diffère de celle des données de test. Une solution consiste alors à adopter des techniques d'adaptation de domaine. L'objectif est de modifier la distribution des données issues d'un domaine cible DT afin de la rendre semblable à celle du domaine source DS [103]. Dans cette étude, le domaine cible se réfère à chaque nouvel environnement, caractérisé par un objet sous test et un dispositif de mesure particuliers. Afin d'améliorer les capacités de généralisation du classifieur élaboré dans l'environnement D1, les données de test doivent être adaptées aux données d'apprentissage. Le problème consiste alors en la définition d'une fonction de transfert telle que le classifieur ajusté avec les données issues du domaine source présente des performances élevées sur les données du domaine cible. Il faut donc appliquer une transformation aux données de test (les données du domaine cible) afin d'aligner ces deux distributions.

On choisira d'effectuer cette transformation dans un espace de variables d'entrée à deux dimensions afin de mieux visualiser l'effet des opérations sur les données. Un couple de variables adapté à la séparation des deux classes dans chaque environnement doit donc être sélectionné. Le nombre de couples possible est $C_2^{20} = 190$. Il s'agit alors de sélectionner le couple qui permet de concevoir un classifieur avec un score de validation et une précision élevés dans tous les environnements. Pour cela, la méthode des SVM linéaires est utilisée en procédant à une méthode combinatoire où chaque couple de variable est évalué. Le classifieur est ajusté pour chaque couple de variables à l'aide d'une procédure de validation croisée à 3 plis d'apprentissage. 10 tirages sont effectués au sein des 3 plis. Cette procédure est répétée dans chaque environnement. 190 classifieurs sont donc constitués dans chaque environnement. On sélectionne le couple qui permet d'obtenir le meilleur compromis entre un score de validation et de précision élevés, dans tous les environnements, en effectuant la somme de la validation moyenne et de la précision moyenne sur tous les environnements. Cette procédure

est résumée dans l'annexe A, partie 3.

Finalement, le couple de variable $(n^{\circ 4}, n^{\circ 20}) = (\text{kurt}(\text{cd1}), \text{kurt}(\text{cd5}))$ est sélectionné. Les caractéristiques des classifieurs obtenus dans chaque environnement pour les variables d'entrée $(n^{\circ 4}, n^{\circ 20})$, dans le cas de la mise en oeuvre de la méthode des SVM linéaires, sont présentés dans le Tableau. 5.14.

	Meilleur score de validation	Paramètres du classifieur
D1	Val=100%, $p(\text{DP})=100\%$, $p(\text{bruit})=100\%$	C=0.001
D2	Val=98%, $p(\text{DP})=98\%$, $p(\text{bruit})=98\%$	C=2
D3	Val=87.3%, $p(\text{DP})=94.46\%$, $p(\text{bruit})=82.2\%$	C=0.5
N1	Val= 97.6%, $p(\text{DP})=100\%$, $p(\text{bruit})=95.3\%$	C=0.5
N2	Val=88.62%, $p(\text{DP})=95.89\%$, $p(\text{bruit})=83.43\%$	C=100

TABLE 5.14 – Scores de validation et précisions obtenus dans chaque environnement, pour les variables d'entrée $(n^{\circ 4}, n^{\circ 20})$, dans le cadre de la mise en oeuvre des SVM linéaires.

Un nouvel apprentissage à partir de l'ensemble de données D1 est effectué en utilisant la méthode des SVM transductives, avec cette fois le couple de variable d'entrée $(n^{\circ 4}, n^{\circ 20})$. La valeur de l'hyperparamètre C est déterminé grâce à une procédure de validation simple. Le partitionnement des données au sein des ensembles de validation et d'apprentissage est réalisé aléatoirement 10 fois, pour chaque valeur de C. L'hyperparamètre qui donne la meilleure moyenne du score de validation sur l'ensemble des tirages est sélectionné et vaut C=10. Par la suite, le classifieur est à nouveau soumis aux différents ensembles de test afin d'évaluer ses performances en phase d'utilisation.

Les résultats de test sur chaque environnement, sans ajustement des données, pour le couple de variables $(n^{\circ 4}, n^{\circ 20})$ sont résumés dans le Tableau. 5.15.

	D1
D1	test=100%, $p(\text{DP})=100\%$, $p(\text{bruit})=100\%$
D2	test=53%, $p(\text{DP})=53.1\%$, $p(\text{bruit})=52.9\%$
D3	test=64%, $p(\text{DP})=100\%$, $p(\text{bruit})=58.85\%$
N1	test=45.23%, $p(\text{DP})=0\%$, $p(\text{bruit})=46.9\%$
N2	test=38.9%, $p(\text{DP})=0\%$, $p(\text{bruit})=44.12\%$

TABLE 5.15 – Résultats de test sur chaque environnement pour le classifieur défini dans l'environnement D1 (TSVM, C=10), en utilisant les variables d'entrée $(n^{\circ 4}, n^{\circ 20})$.

Les performances du classifieur sont toujours très satisfaisantes lorsque l'ensemble de test est issu de l'environnement D1 malgré une légère amélioration des performances sur l'environnement N2. Cependant, les résultats restent insuffisants lorsque les bases de test sont construites à partir d'environnements différents. Le couple de variables $(n^{\circ 4}, n^{\circ 20})$ est sujet aux modifications des signaux, engendrées par le changement d'environnement.

Sur les Figures 5.32 (a) et (b), les valeurs de chaque point de l'environnement d'apprentissage D1 (les 100 données étiquetées) et de test D2, pour la variable $n^{\circ 4}$ (notée V4) sont représentées sur l'axe des abscisses alors que les valeurs de la variable $n^{\circ 20}$ (notée V20) sont représentées sur l'axe des ordonnées, pour chaque classe. De même pour les environnements D1 et N1 (Figure 5.32, b). Les barycentres des 100 données de l'ensemble d'apprentissage D1, (BD1), et des ensembles de test D2 et N1, (BD2, BN1) y sont représentés.

On constate que les données de test (D2 et N1), considérées seules sont séparables : on peut facilement imaginer une droite de séparation entre les exemples de test des classes « DP », colorés en rouge et « bruit », colorés en bleu. De même les exemples colorés en vert et noir de l'environnement d'apprentissage D1 sont séparables. Ainsi, il est nécessaire de rapprocher les droites de séparation des ensembles d'apprentissage et de test afin que le classifieur conçu dans l'environnement D1 sépare correctement les données des environnements de test D2,

D3, N1 et N2. Une transformation doit être définie pour faire correspondre les barycentres des données du domaine source (D1) et de chaque domaine cible (D2, D3, N1 ou N2) [74].

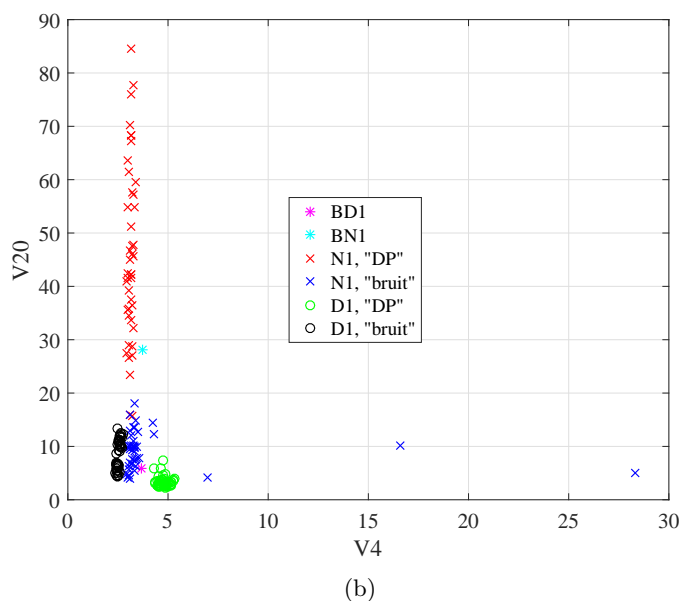
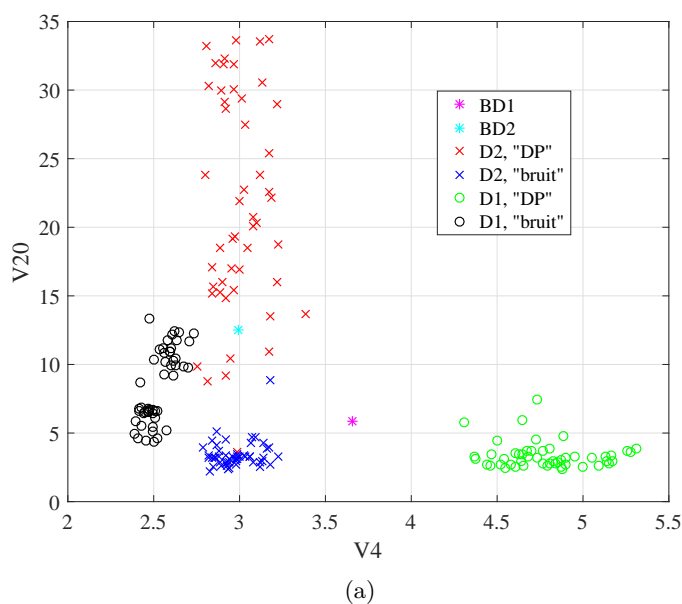


FIGURE 5.32 – Représentation des exemples dans l'espace des deux variables n^o4 ($V4$) et n^o20 ($V20$) dans les environnements d'apprentissage D1 et de test D2 (a) et N1 (b).

Cette transformation est définie de la manière suivante :

Soit :

$$B_{D1} = x_{D1} + iy_{D1} \quad \text{et} \quad B_{DT} = x_{DT} + iy_{DT}$$

les coordonnées dans le plan complexe des barycentres des environnements D1 (domaine source) et de l'environnement de test noté DT (domaine cible), qui correspond à D2, D3, N1 ou N2. On applique la transformation suivante :

$$T_{bar} = \rho \exp(i\theta) \quad \text{avec} \quad \rho = \frac{|B_{D1}|}{|B_{DT}|} \quad \text{et} \quad \theta = \arg\left(\frac{B_{D1}}{B_{DT}}\right)$$

Pour chaque exemple de l'ensemble de test $S = V4 + iV20$, on obtient un nouvel exemple défini par :

$$S' = S \times T_{bar} = (V4 + iV20) \times T_{bar}$$

Cette transformation est appliquée à chaque exemple des deux classes de l'ensemble de test. On a donc :

$$S' = V4' + iV20' \quad \text{avec} \quad \begin{cases} V4' = \rho(V4 \cos \theta - V20 \sin \theta) \\ V20' = \rho(V4 \sin \theta + V20 \cos \theta) \end{cases}$$

En appliquant cette transformation à chaque exemple du domaine cible, on remarque que les points de données des domaines cibles D2 (Figure 5.33, a) et N1 (Figure 5.33, b) sont distribués plus uniformément dans l'espace des variables ($V4'$, $V20'$). Les exemples des environnements source et cible tendent à se regrouper.

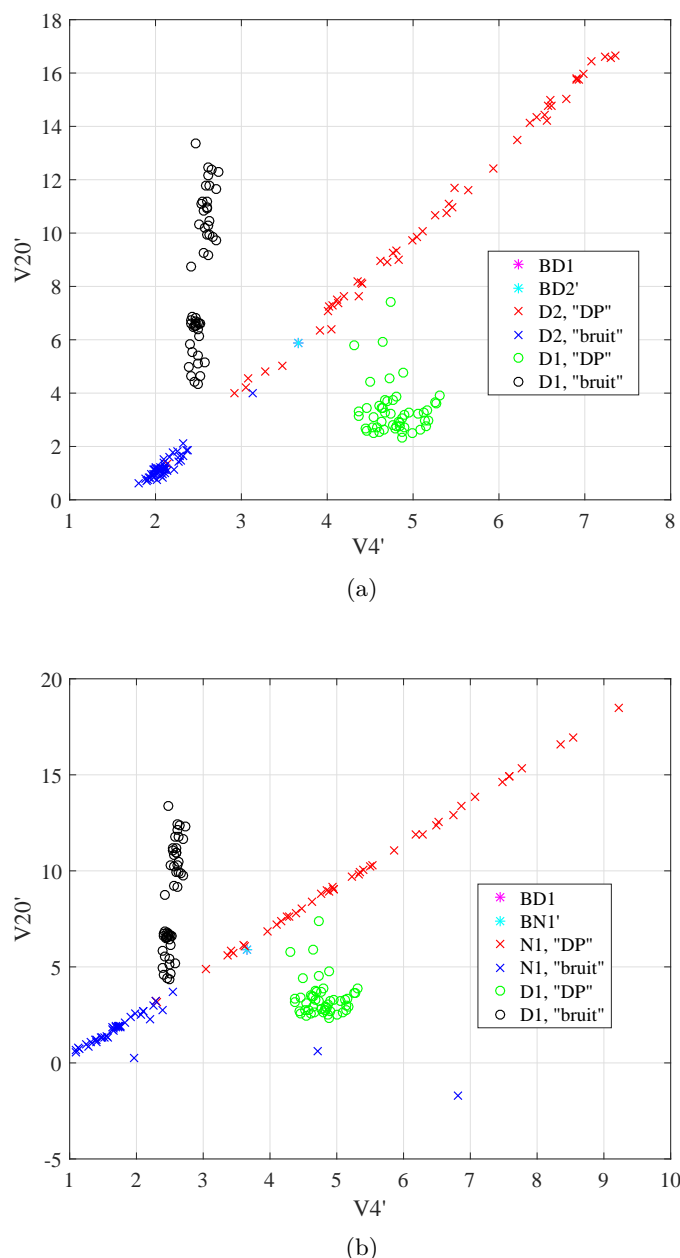


FIGURE 5.33 – Représentation des exemples dans l'espace des deux variables n^o4 et n^o20 , dans les environnements d'apprentissage D1 et de test D2 (a) et N1 (b), après transformation des données des domaines cibles D2 et N1.

5.4.4 Test du classifieur avec adaptation de domaine

Les scores de test obtenus sur les données transformées sont montrés dans le Tableau 5.16.

	D1
D1	test=100%, $p(\text{DP})=100\%$, $p(\text{bruit})=100\%$
D2	test=92%, $p(\text{DP})=100\%$, $p(\text{bruit})=86\%$
D3	test=85%, $p(\text{DP})=100\%$, $p(\text{bruit})=72.55\%$
N1	test=86.9%, $p(\text{DP})=94\%$, $p(\text{bruit})=81.3\%$
N2	test=81.08%, $p(\text{DP})=100\%$, $p(\text{bruit})=72.55\%$

TABLE 5.16 – Scores de test et précisions sur chaque environnement pour le classifieur défini dans l’environnement D1 (TSVM, $C=10$, ($n^{\circ}4$, $n^{\circ}20$)), après transformation des données des environnements de test D2, D3, N1 et N2 par la méthode de correspondance des barycentres.

La précision sur la classe « DP » atteint 100% dans les environnements de test D2, D3 et N2 et 94% dans l’environnement de test N1 alors qu’elle était de 53% dans l’environnement D2 et de 0% dans les environnements N1 et N2 (Tableau 5.15). La précision sur la classe « bruit » excède 72% dans tous les environnements alors qu’elle ne dépassait pas les 60% avant transformation des données. La technique d’adaptation de domaine mise en oeuvre dans cette section permet une amélioration significative des capacités de généralisation du classifieur élaboré dans l’environnement D1, en comparaison avec les résultats obtenus avant transformation (Tableau 5.15).

5.5 Résumé

Dans ce chapitre, la discrimination des signaux de bruit des signaux de DP est mise en oeuvre à l’aide de différentes techniques d’apprentissage supervisé, semi-supervisé et non supervisé, selon que les données disponibles sont étiquetées ou non, et ceci dans chaque environnement.

Les signaux sont décomposés par transformée en ondelettes discrète et les moments statistiques des distributions des coefficients de décomposition à cinq niveaux sont calculés. Les modèles implémentés permettent de séparer correctement un signal de DP d’un signal de bruit dans un environnement de mesure donné avec une précision proche de 100% sur les deux classes.

La technique d’adaptation de domaine mise en oeuvre permet au classifieur construit dans l’environnement D1 en utilisant seulement 4% de données étiquetées, de discriminer les signaux de bruit des signaux de DP collectés au sein de différents systèmes, dans des conditions de mesure variées. La méthodologie présentée pourra être étendue à différents équipements électriques, qui n’ont pas été étudiés au cours de cette thèse (câbles haute tension ou transformateur de puissance). Une fois les bases de données exempts de signaux parasites, des méthodes de reconnaissance de l’état de dégradation des systèmes d’isolation électrique peuvent être mises en oeuvre, basées sur les signaux de DP uniquement. Il est donc important d’obtenir une précision élevée sur la classe « DP » afin d’éviter la présence de signaux de bruit dans la base de données, qui pourraient fausser les interprétations relatives à l’état de dégradation des systèmes d’isolation étudiés. La méthodologie d’adaptation de domaine présentée permet de garantir une précision très élevée sur la classe « DP » dans tous les environnements. La précision sur la classe « bruit » excède 72% dans tous les environnements, ce qui reste acceptable mais il se peut que certains signaux de « DP », représentatifs d’un état dégradé de l’isolation, ne soient pas retenus pour la construction de la base de données. Cependant, la précision sur la classe « DP » reste relativement plus importante que la précision sur la classe « bruit » dans la perspective de construire une base de données pertinente pour la reconnaissance de l’état de dégradation des systèmes d’isolation électrique à partir des signaux de DP.

6 Reconnaissance de l'état de dégradation

6.1 Introduction

Dans l'état actuel des connaissances, il n'existe pas de méthodologies établies pour estimer l'état de dégradation de l'isolation des câbles à partir des mesures de DP sous tension continue [54]. Quelques études récentes [39], [106] se concentrent sur une meilleure compréhension du phénomène de DP et du comportement de différents défauts sous sollicitation électrique continue, ainsi que de leur évolution au cours de la vie de service du câble. Par exemple, la tension d'apparition des DP et leur amplitude sous DC sont évaluées et comparées aux valeurs sous tension alternative. Cependant, ces études n'utilisent pas les signaux de DP pour estimer l'état de dégradation du câble.

La plupart des études existantes qui ont pour objet la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolation des câbles à partir de la mesure de DP sont conduites sous AC [25], [32], [33]. Dans [25], l'angle de phase et l'amplitude de chaque décharge sont enregistrés afin d'établir des distributions statistiques, telles que l'amplitude maximale de la décharge, l'amplitude moyenne de la décharge et le nombre de décharges en fonction de l'angle de phase. Les formes de ces distributions sont caractéristiques de l'état de dégradation de l'isolation des câbles. Cependant, cette analyse statistique nécessite les diagrammes résolus en phase des impulsions de DP, qui ne sont pas disponibles sous tension continue. Dans [38], l'évolution du mécanisme de DP au cours du vieillissement est traité à l'aide des caractéristiques temporelles des signaux de DP. Cependant, des cavités artificielles sont créées afin de simuler le vieillissement. En général, les bases de données pour l'analyse de DP sont construites à partir des DP qui se produisent au sein de défauts artificiels créés dans l'isolation du câble [39], [53], [54]. Par exemple, [39] établie une comparaison des diagrammes résolus en phase et en temps des signaux de DP mesurés dans des défauts artificiels sous tension alternative et continue. Les techniques qui permettent de collecter des signaux de DP de manière continue ou à différents instants de la durée de vie de service du câble peuvent jouer un rôle important dans le diagnostic de l'isolant [107].

L'un des problèmes les plus complexes en matière de classification des signaux de DP en fonction de l'état de dégradation de l'isolant du câble reste l'extraction de variables pertinentes des mesures de DP. Différentes techniques d'extraction de variables ont été appliquées à la reconnaissance de forme des signaux de DP pour la classification de différents modèles de défauts d'isolation des équipements haute tension [61-65], [108-110], ou encore à la discrimination du bruit des signaux de DP [53]. Cependant, peu de techniques d'extraction et de sélection de variables ont été mises en oeuvre pour la reconnaissance de l'état de dégradation. Dans [34], la distribution de l'amplitude en fonction de l'angle de phase est utilisée pour la discrimination de plusieurs types de défauts sous tension alternative. Sous DC, les paramètres majoritairement observés sont le taux de répétition et l'amplitude des DP. Dans [34], [39], [107], [110], les variables sont extraites de la forme des distributions de l'amplitude maximale et moyenne des DP en fonction de l'intervalle de temps entre chaque DP, caractéristiques du type de défaut à l'origine de la décharge. Cependant, l'amplitude des signaux de DP, qui est l'un des deux paramètres principalement observé dans l'analyse des DP sous DC, est souvent atténuée lors de la propagation du signal au sein du câble. Ainsi, il serait préférable d'envisager un plus grand ensemble de variables afin de décrire les DP sous tension continue.

Les protocoles de test pour la mesure de DP sous DC sont toujours en développement, mais l'aspect principal consiste en l'utilisation d'une tension de type rampe ou de l'inversion de polarité afin de stimuler l'apparition des DP sous tension continue [39], [53], [107]. En effet, les DP qui apparaissent lors de l'inversion de polarité ont fait l'objet de nombreuses études [39]. Dans [39], la tension continue est augmentée par palier, toutes les 4 minutes.

Cependant, l'utilisation de paliers de tension toutes les 4 minutes diffère des conditions de fonctionnement de service. Ainsi, des DP inactives en conditions de service pourraient être activées au cours de ces tests hors ligne, en laboratoire.

Dans ce chapitre, une méthodologie est proposée pour la reconnaissance de l'état de dégradation de câbles isolés au polyéthylène sous tension continue, à partir de mesures de DP effectuées à différents instants de la durée de vie du câble. Les dispositifs expérimentaux développés en laboratoire, décrits dans le chapitre 3, sont utilisés afin de collecter des signaux de DP sous tension continue, au sein d'un câble standard « basse tension » et d'un minicâble haute tension. Aucun défaut artificiel n'a été créé pour simuler le vieillissement. Les conditions expérimentales reproduisent le vieillissement naturel d'un câble HVDC en service. De même, aucune inversion de polarité ou tension de type rampe n'a été appliquée pour augmenter l'activité des DP. Seuls les DP dus au vieillissement naturel ou aux défauts déjà existants sont collectés. La localisation de la DP au sein du câble est déterminée par réflectométrie temporelle, ce qui garantit l'élimination des signaux de décharges se produisant aux extrémités, celles-ci n'étant pas caractéristiques de l'état de dégradation du câble. Les signaux de DP d'intérêts sont ensuite utilisés pour la classification de l'état de dégradation. Contrairement aux modèles de vie généraux, proposés par les comités d'étude IEEE et CIGRE [15], [16], les méthodes proposés dans ce chapitre pour l'estimation de l'état de dégradation sont spécifiques au câble testé, et tiennent compte de ses propres défauts et les mécanismes de vieillissement qu'il a subis au cours de sa vie de service. Cette méthodologie, basée sur la mesure de DP à différents instants de la durée de vie du câble, peut être appliquée à tous types de câbles et a pour objectif principal, l'estimation de manière fiable, de l'état de dégradation de l'isolation afin d'anticiper des pannes éventuelles ou d'éviter des interventions inutiles.

En pratique, il n'est généralement pas nécessaire de prévoir la durée de vie de manière très précise dans l'avenir. Souvent, l'équipe de maintenance a seulement besoin de savoir si le système d'isolation sera bientôt défaillant ou non afin d'anticiper une éventuelle panne électrique.

Alors que la plupart des travaux concernant l'analyse des DP sous DC utilisent les distributions statistiques classiques de l'amplitude et de l'intervalle de temps entre chaque DP pour l'extraction de variables, nous proposons d'extraire deux ensembles de variables différents à partir des signaux de DP collectés. La forme des signaux de DP ainsi que le taux d'occurrence évoluent au cours du vieillissement en raison de la modification du processus physique de la décharge partielle [14], [27], [40], [46]. Un premier ensemble de variables est donc formé à partir de paramètres physiques tels que l'amplitude, les temps caractéristiques des signaux et l'intervalle de temps entre chaque DP. Ensuite, un second ensemble de variables est établi en utilisant la transformée en ondelettes discrète des signaux.

Les variables physiques ainsi que les variables numériques issues de la décomposition en ondelettes sont ensuite classées selon la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt [79] et sélectionnées par l'approche « wrapper », décrite en 4.2.1.2 [80]. La reconnaissance des deux états de dégradation de l'isolation des câbles est réalisée à l'aide de machines à vecteurs supports (SVM) [81].

Ce chapitre commence par la présentation des différents environnements sur lesquels l'étude du vieillissement a été effectuée. Les méthodes d'extraction, de classement et de sélection de variables sont décrites. La méthodologie de classification pour la reconnaissance de l'état de dégradation, basée sur l'utilisation de classifieurs SVM, est présentée et les scores de reconnaissance obtenus dans les différents environnements sont discutés. Finalement, les différents classifieurs élaborés sont soumis à des ensembles de test afin d'évaluer leurs performances en phase d'utilisation.

6.2 Environnement C1

6.2.1 Construction de la base de données et protocole d'acquisition des signaux

Le principe du dispositif expérimental pour la détection de DP sur un câble standard « basse tension » est illustré Figure 6.1. Le rôle de chaque composant du circuit de mesure

est décrit en détail dans la section 3.1.2.2.

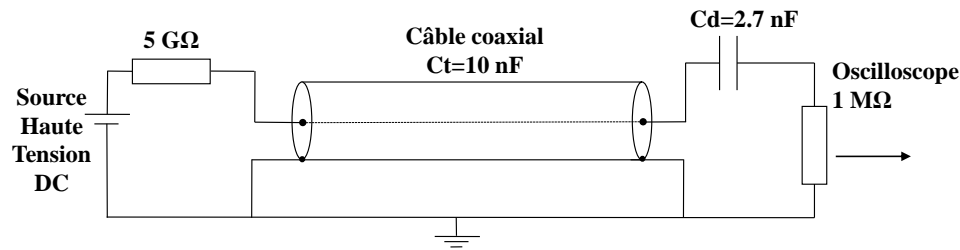


FIGURE 6.1 – Schéma du dispositif de mesure pour la détection de DP sur câble « basse tension » [85].

La technique de réflectométrie temporelle est utilisée afin de localiser les signaux de DP au sein du câble. Seuls les signaux de DP qui se produisent loin des extrémités sont sélectionnés pour la construction de la base de données C1. La localisation des signaux de DP est un aspect important de notre méthodologie car elle permet d'éliminer les DP qui se produisent au niveau des extrémités. En effet, celles-ci ne sont pas caractéristiques de l'état de dégradation de l'isolant du câble. La revue de la littérature ainsi que les chapitres 1 et 2 de cette thèse ont permis de montrer que les propriétés géométriques et électriques des cavités internes aux isolants se modifient au cours du vieillissement [46]. Il en résulte une évolution du processus de DP au niveau de ces cavités. Ainsi, les DP localisées au sein du câble (et non aux extrémités) donnent des informations importantes sur l'état de dégradation de l'isolation.

La Figure 6.2 montre un signal de DP détecté dans le câble « basse tension ».

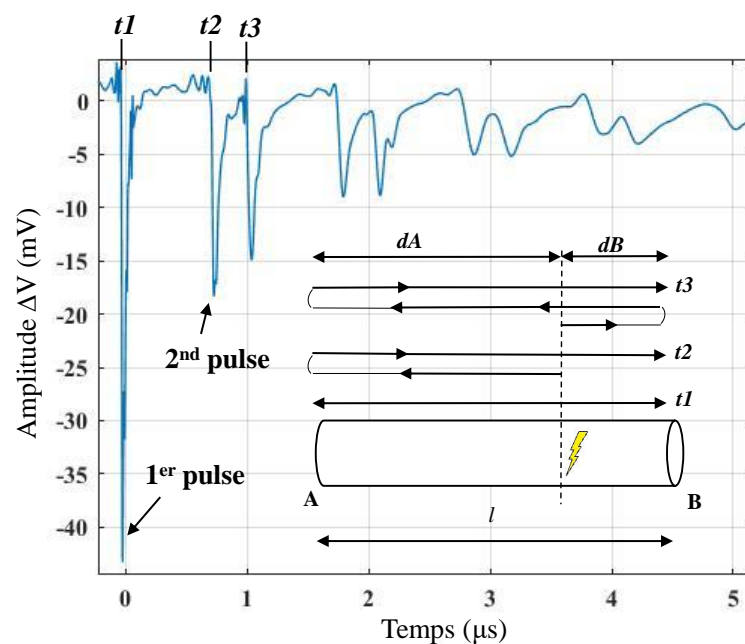


FIGURE 6.2 – Propagation et atténuation d'un signal de DP qui se produit à 70 m de l'extrémité lointaine du câble (côté haute tension) dans l'environnement C1.

D'après la méthode de réflectométrie temporelle, la position de la DP par rapport à l'extrémité lointaine du câble (celle qui se trouve du côté de la source haute tension) est $d_A = v \frac{t_2 - t_1}{2} = 70$ m.

La DP est donc localisée à une distance $d_B = 100 - 70 = 30$ m (Figure 6.2) de l'extrémité proche (celle située du côté de la branche de mesure). Notons que le système de détection non conventionnel utilisé dans notre étude permet la localisation des DP par réflectométrie temporelle, sans superposition des pulses. En effet, sa résolution temporelle est de quelques

nanosecondes alors que celle d'un système de détection conventionnel est inférieure à $2 \mu s$ [23].

La Figure 6.3 montre un signal de décharge qui se produit au niveau des extrémités du câble. Ce signal est caractérisé par une amplitude plus importante et un intervalle de temps égal à $t_2 - t_1 = 1 \mu s$ entre deux pulses consécutifs.

Cet intervalle de temps correspond à la propagation selon deux fois la longueur totale du câble :

$$2 \frac{L}{v} = 2 \times \frac{100}{2 \cdot 10^8} = 1 \mu s$$

Il pourrait s'agir de DP de surface qui apparaissent au niveau de défauts d'isolation présents aux extrémités du câble. En effet les extrémités sont toujours plus propices à l'apparition de DP qui ne sont pas caractéristiques de l'état de dégradation de l'isolation du câble. Il est donc important d'éliminer automatiquement ces signaux, qui parasitent les signaux de DP utiles (ceux qui se produisent au sein du câble).

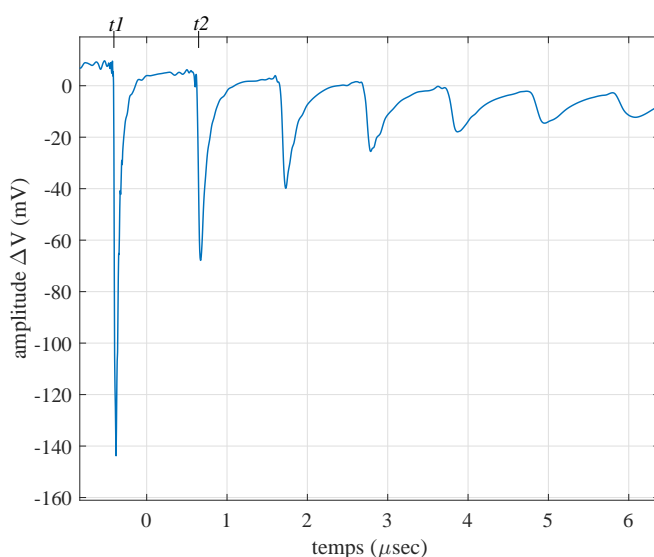


FIGURE 6.3 – Propagation et atténuation d'un signal de DP qui se produit au niveau des extrémités du câble « basse tension », de longueur $L=100$ m dans l'environnement C1.

Le protocole de vieillissement et d'acquisition des signaux est divisé en trois cycles [85]. La tension appliquée au cours du vieillissement est maintenue constante à 15 kV au cours des différents cycles, pendant une durée totale de 1800 heures afin d'assurer l'apparition de DP et le vieillissement de l'isolant du câble. Rappelons que la tension de service maximale du câble est de 2 kV. Le câble est ainsi soumis à un fort stress électrique pendant une courte durée. De cette manière, un cycle de vieillissement de quelques jours seulement équivaut à plusieurs années de vieillissement « naturel » d'un câble en service [16]. Nous rappelons qu'aucune cavité artificielle n'a été créée afin de simuler le vieillissement. Pendant les 120 premières heures, la mesure de DP est effectuée (cycle 1, Figure 6.4). Un total de 59 évènements sont collectés et correspondent à un état de dégradation « vierge » de l'isolant du câble. Le second cycle (cycle 2, Figure 6.4) correspond à une phase de vieillissement de 240 heures (10 jours). Au cours de ce cycle, aucune mesure de DP n'est effectuée. À la suite de ce cycle de vieillissement, le câble est considéré « âgé ». Les évènements de DP sont collectés à nouveau après un total de 360 heures de polarisation (cycle 3, Figure 6.4). Le taux de répétition des DP est beaucoup plus élevé à ce stade mais seulement les 59 premiers signaux de DP sont sélectionnés pour la construction de la base de données. Ces signaux correspondent à l'état de dégradation « âgé » de l'isolant. Ainsi un total de 59 signaux de DP sont collectés pour chaque état de dégradation. Les signaux de la base de données sont étiquetés.

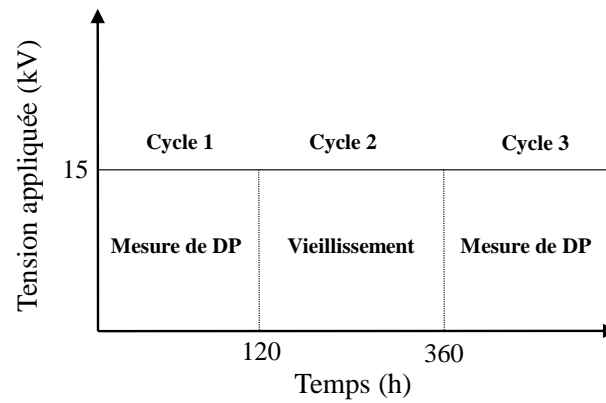


FIGURE 6.4 – Cycles de vieillissement appliqués au câble C1.

6.2.2 Reconnaissance de l'état de dégradation

6.2.2.1 Prétraitement des données

Extraction de variables physiques

Différentes variables peuvent être extraites des signaux de DP obtenus. Un premier ensemble de 10 variables est construit et contient 10 grandeurs physiques qui caractérisent les pulses de DP : amplitude, temps caractéristiques de montée et de descente, surface et largeur à mi-hauteur du premier et du second pulse, distance de la DP par rapport à l'extrémité lointaine du câble et intervalle de temps entre chaque DP. Ces variables ont été sélectionnées de manière heuristique et sont représentées Figure 6.5.

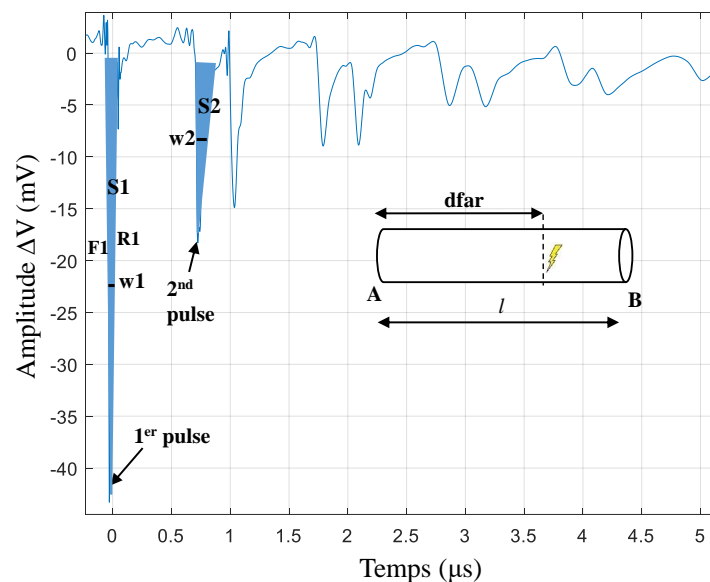


FIGURE 6.5 – Illustration des variables physiques extraites des signaux de DP.

Ces dix variables ont été extraites pour chacun des 118 signaux collectés [85]. Rappelons que la première base de données est constituée de 59 exemples étiquetés « vierge » et de 59 exemples étiquetés « âgé ». Les dix variables sont décrites dans le Tableau 6.1.

Nomenclature	Description physique
a1	amplitude du premier pulse
a2	amplitude du second pulse
dfar	distance de la DP à l'extrémité lointaine du câble (côté HT)
R1	temps caractéristique de montée du premier pulse
F1	temps caractéristique de descente du premier pulse
S1	surface du premier pulse
S2	surface du second pulse
w1	largeur à mi-hauteur du premier pulse
w2	largeur à mi-hauteur du second pulse
δt	intervalle de temps entre chaque DP

TABLE 6.1 – Variables physiques extraites des signaux de DP dans l'environnement C1.

Extraction de variables numériques

Une deuxième base de données est construite à partir de l'extraction de variables numériques des signaux de DP [85]. La transformée en ondelettes discrète est appliquée et chacun des 118 signaux collectés est décomposé à cinq niveaux, en utilisant la version « db10 » de l'ondelette Daubechies. Comme les temps caractéristiques des signaux de DP évoluent avec l'état de dégradation de l'isolant et sont de l'ordre de la nanosecondes [46], nous avons choisi une décomposition à 5 niveaux, afin d'analyser les bandes de fréquence d'intérêt. Le principe de la décomposition à cinq niveaux par transformée en ondelettes discrète est illustré Figure 6.6.

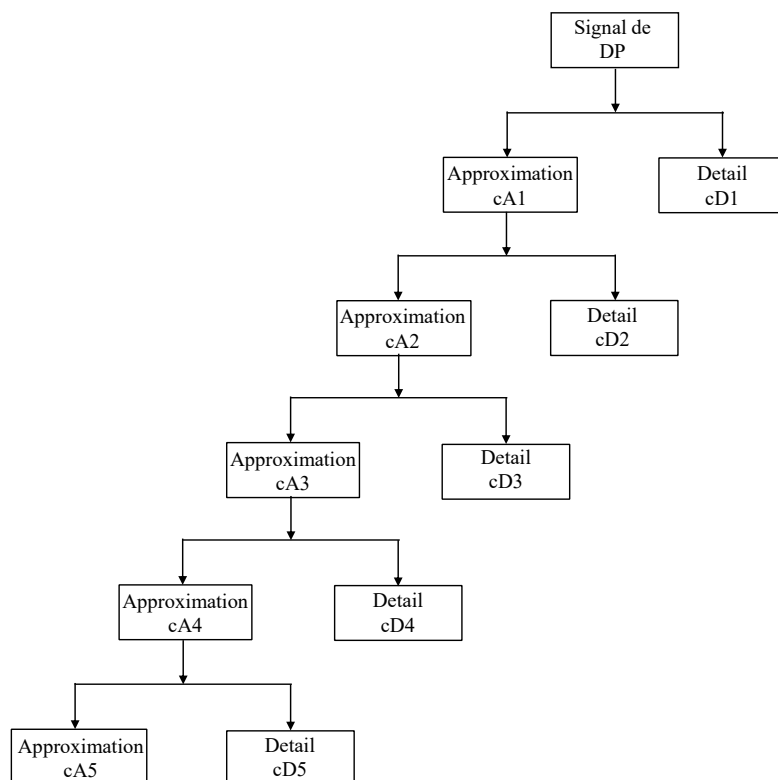


FIGURE 6.6 – Schéma de décomposition à 5 niveaux [85].

À partir de ces décompositions, les 5 distributions des coefficients de détail cD1, cD2, cD3, cD4 et cD5 sont utilisées pour calculer les variables correspondantes. Afin de réduire la dimensionnalité de l'espace des variables, les deux premiers moments statistiques de chacune des distributions composées des coefficients de détail cD1, cD2, cD3, cD4 and cD5 (la moyenne et l'écart type de chacune de ces distributions) sont calculés. Ainsi, chacun des cinq niveaux

de décomposition possède deux descripteurs qui sont définis par :

$$x_{cD(i,j)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N cD_{i,j}(n)$$

$$\sigma_{cD(i,j)} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [cD_{i,j}(n) - x_{cD(i,j)}]^2}$$

avec $cD_{i,j}(n)$ le n -ième coefficient d'ondelette au niveau j , extrait du i -ème signal et N le nombre total de coefficients de détail au niveau j . Un total de 10 variables est calculé pour chaque signal de DP.

6.2.2.2 Classification supervisée des signaux

Un ensemble de variables physiques et un ensemble de variables numériques sont extraits de chaque signal de la base de données. Chaque état de dégradation « vierge » ou « âgé » correspond à une classe. Dans cette étude, la classe de chaque objet de la base de données est connue.

Résultats de classification avec variables physiques La procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt est implémentée afin de classer les dix variables physiques selon leur niveau de pertinence. Le classement obtenu est résumé Tableau. 6.2. La variables δt est classée comme la variable la plus pertinente, suivie de w2, w1, dfar et ainsi de suite.

Nomenclature	Rang
δt	1
w2	2
w1	3
dfar	4
F1	5
S1	6
a1	7
R1	8
a2	9
S2	10

TABLE 6.2 – Classement des dix variables physiques selon leur niveau de pertinence d'après la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt [85].

Les paramètres des classifieurs sont ensuite estimés. Il s'agit du nombre de variables d'entrée, de C pour la méthode des SVM linéaires et du couple (C, σ) pour la méthode des SVM non linéaires. Le classifieur le plus efficace est déterminé grâce à une procédure de validation croisée à 5 plis. Dans le cadre de la mise en oeuvre de la méthode des SVM non linéaires, une valeur de C et σ est fixée et la procédure de validation croisée à 5 plis est réalisée 100 fois, avec ces valeurs de C et σ . La composition de chaque pli est modifiée aléatoirement à chaque itération. Ainsi, on obtient une statistique sur le score de validation induite par les 100 répartitions possibles des données dans les 5 plis. La valeur moyenne du score de validation sur les 100 tirages est enregistrée. Cette procédure est réalisée avec plusieurs valeurs différentes de C et σ . Finalement, le couple (C, σ) qui aboutit au meilleur score de validation calculé sur les 100 répartitions est sélectionné. Cette procédure est identique à celle résumée dans l'annexe A, partie 2 avec $p=100$ et 5 plis.

Afin de déterminer le plus petit nombre de variables pertinentes qui permet d'obtenir le meilleur score de reconnaissance, on répète la procédure de sélection du couple (C, σ) décrite ci-dessus autant de fois qu'il y a de variables disponibles (10 fois) en utilisant un nombre croissant de variables d'entrée à chaque fois. Un premier classifieur est construit et ses

paramètres sont estimés en utilisant uniquement la variable la plus informative δt . Ensuite, un nouvel apprentissage est réalisé avec les deux variables les plus pertinentes ($\delta t, w_2$) et ainsi de suite, en rajoutant à chaque fois une variable d'entrée supplémentaire. Pour chaque combinaison de variables d'entrée, on obtient le couple (C, σ) sélectionné ainsi que la moyenne et l'écart type du score de validation sur les 100 tirages de plis. Finalement, on sélectionne le nombre de variables d'entrée et le couple (C, σ) correspondant, qui aboutit au meilleur score de validation. Les performances de chaque classifieur ainsi que leurs paramètres sont présentés dans le Tableau 6.3 (colonnes n°1 et n°2), avec la mise en oeuvre aussi bien des SVM linéaires que non linéaires [85].

La méthode des SVM non linéaires permet d'obtenir le meilleur score de validation. Le meilleur score de validation obtenu avec les SVM linéaires est de 97.63% en utilisant les 6 variables les plus pertinentes selon le classement de Gram-Schmidt. Ces variables sont ($\delta t, w_2, w_1, d_{far}, F_1, S_1$). La procédure de sélection de variables a donc permis d'éliminer 4 variables (a_1, a_2, R_1, S_2) qui n'amélioreraient pas le score de validation. Avec les SVM non linéaires, la meilleure performance (99.63%) est obtenue grâce aux 7 variables les plus informatives selon le classement de Gram-Schmidt. Il s'agit de la combinaison ($\delta t, w_2, w_1, d_{far}, F_1, S_1, a_1$). Ici, ce sont les trois variables (a_2, R_1, S_2) qui ont été éliminées.

Afin de rechercher s'il existe d'autres variables qui permettent d'obtenir un score de reconnaissance aussi élevé, différentes de celle classée première par la procédure de Gram-Schmidt (δt), tous les classifieurs qui possèdent une seule variable d'entrée sont construits. Cette méthode permet de déterminer la variable qui donne les meilleures performances de classification. 100 répartitions des données selon les 5 plis sont à nouveau effectuées et le score de validation est calculé. Pour chaque variable d'entrée, le meilleur couple de paramètres (C, σ) est sélectionné. La variable et le couple de paramètres qui aboutissent à la meilleure moyenne du score de validation sont retenus. Les résultats sont présentés dans le Tableau 6.3 (colonne n°2). La variable qui permet d'obtenir le meilleur score de reconnaissance est bien δt , et ceci avec les méthodes des SVM linéaires et non linéaires. Les scores respectifs de validation sont de 94.92% et de 98.02%. Selon la variable utilisée en entrée (hormis δt), les scores de reconnaissance se situent entre 47.97% et 81.69%, pour la méthode des SVM linéaires. Ils sont situés entre 55.08% et 89.66% pour la méthode des SVM non linéaires.

La performance est légèrement améliorée (99.63%) lorsque δt , est combinée aux 6 autres variables les plus pertinentes selon le classement de Gram-Schmidt pour la mise en oeuvre des SVM non linéaires.

Classifieur	Colonne n°1	Colonne n°2
	N=nombre de variables les plus pertinentes selon le classement de Gram-Schmidt en entrée du classifieur	Variable la plus pertinente en entrée du classifieur
SVM linéaires	val=97.63 ± 0.78 % N=6 C=5	val=94.92 ± 0.00 % C=0.1 δt
SVM non linéaires	val=99.63 ± 0.60 % N=7 C=2 $\sigma = 3$	val=98.02 ± 0.54 % C=500 $\sigma = 0.1$ δt

TABLE 6.3 – Caractéristiques et scores de validation obtenus avec le classifieur qui utilise des variables d'entrée physiques dans l'environnement C1 [85].

Ainsi, l'utilisation des 7 variables physiques $\delta t, w_2, w_1, d_{far}, F_1, S_1, a_1$, en entrée d'un classifieur SVM non linéaire permet d'obtenir un score de reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolant du câble C1 de 99.63%. Notons que des scores de validation de 81.69% et de 84.40% ont été obtenus par l'utilisation de la variable w_1 seule, en entrée d'un classifieur SVM linéaire et d'un classifieur SVM non linéaire, respectivement. Cette variable correspond

à la largeur à mi-hauteur du premier pulse et sa valeur dépend à la fois de l'amplitude et des temps caractéristiques de montée et de descente des pulses de DP. Ces grandeurs évoluent au cours du vieillissement, d'après les hypothèses théoriques ainsi que les observations faites lors des mesures de DP au sein de plaques de PE, présentées dans le chapitre 2. Même si δt reste la variable la plus pertinente pour la reconnaissance de l'état de dégradation, il est alors intéressant de constater que la variable $w1$, permet à elle seule d'obtenir un score de validation supérieur à 80%.

Les erreurs de classification peuvent être expliquées par différentes hypothèses, comme le manque d'exemples dans la région de l'hyperplan séparateur, la présence de bruit de mesure dans les données ou encore une sélection non optimale des hyperparamètres C et σ . Dans le cas de la mise en oeuvre des SVM non linéaires, la nature de la fonction noyau a également une influence sur le score de classification obtenu. En effet, la frontière de séparation n'est pas exactement la même dans le cas d'une fonction noyau gaussienne ou d'un noyau polynomial, par exemple. De plus, le nombre de plis ainsi que le nombre de partitionnements des données au sein des plis ont une influence sur le score de validation. Enfin, les variables sélectionnées ne contiennent peut être pas toute l'information nécessaire à la séparation des données sans erreurs. L'ensemble de ces raisons peut expliquer pourquoi les scores de reconnaissance n'atteignent pas exactement 100%.

Résultats de classification avec l'utilisation de variables numériques Le classement des 10 variables obtenues à partir de la décomposition en ondelettes des signaux est résumé dans le Tableau 6.4. $\text{std}(\text{cD5})$ est classée comme variable la plus pertinente, suivie de $\text{std}(\text{cD4})$, $\text{mean}(\text{cD4})$, $\text{std}(\text{cD3})$, et ainsi de suite.

Nomenclature	Rang
$\text{std}(\text{cD5})$	1
$\text{std}(\text{cD4})$	2
$\text{mean}(\text{cD4})$	3
$\text{std}(\text{cD3})$	4
$\text{std}(\text{cD1})$	5
$\text{mean}(\text{cD5})$	6
$\text{mean}(\text{cD2})$	7
$\text{std}(\text{cD2})$	8
$\text{mean}(\text{cD3})$	9
$\text{mean}(\text{cD1})$	10

TABLE 6.4 – Classement des 10 variables numériques selon leur niveau de pertinence d'après la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt [85].

Les méthodes de classification utilisées restent les mêmes que celles décrites précédemment. La procédure de sélection des paramètres des classifieurs est identique. Les résultats du Tableau 6.5 montrent que la méthode des SVM non linéaires permet d'atteindre un score de reconnaissance légèrement supérieur à celui des SVM linéaires. Le meilleur score de validation obtenu par la méthode des SVM linéaires est de 99.51% lorsque la variable classée comme la plus pertinente selon Gram-Schmidt ($\text{std}(\text{cD5})$) est utilisée en entrée du classifieur. Par ailleurs, le rajout des autres variables ne permet pas d'améliorer le score de validation. Dans le cas de la mise en oeuvre des SVM non linéaires, la meilleure performance (100%) est également obtenue avec la variable $\text{std}(\text{cD5})$ en entrée. Afin de rechercher s'il existe d'autres variables qui permettraient d'obtenir un score de reconnaissance équivalent, et qui soient différentes de celle classée première par la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt, 10 classifieurs sont construits, possédant chacun une des variables d'entrée. 10 répartitions aléatoires des données dans les 5 plis sont à nouveau réalisées et le score de validation est calculé. Les résultats sont similaires à ceux obtenus avec l'approche précédente. Les meilleurs scores de reconnaissance sont 99.51% et 100% en utilisant respectivement les méthodes des SVM linéaire et non linéaire, avec la variable $\text{std}(\text{cD5})$ en entrée. Selon la variable utilisée

en entrée (hormis $\text{std}(\text{cD5})$), les scores de reconnaissance se situent entre 47.89% et 99.10%, pour la méthode des SVM linéaires. Ils sont situés entre 66.46% et 99.15% pour la méthode des SVM non linéaires.

Classifieur	N=nombre de variables les plus pertinentes selon le classement de Gram-Schmidt en entrée du classifieur
SVM linéaires	val=99.51 ± 0.42 % N=1 C=0.001
SVM non linéaires	val=100 ± 0.00 % N=1 C=0.001 $\sigma = 0.001$

TABLE 6.5 – Caractéristiques et scores de validation obtenus avec le classifieur qui utilise des variables d'entrée numériques dans l'environnement C1 [85].

Ainsi, l'écart type de la distribution des coefficients de détail au cinquième niveau de décomposition est la variable la plus pertinente pour la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolation du câble dans l'environnement C1. La bande de fréquence $[\frac{f_n}{25}; \frac{f_n}{24}]$, avec f_n la fréquence de Nyquist (4.1.5, chapitre 4), est la plus discriminante pour la reconnaissance des deux états de dégradation.

6.3 Environnement N2

6.3.1 Construction de la base de données et protocole d'acquisition des signaux

Une seconde étude de vieillissement a été effectuée à partir des signaux de DP collectés dans l'environnement N2 décrit en 5.2.4.1. Nous rappelons que le câble sous test est un minicâble haute tension d'une longueur totale de 30 m. Le principe de détection utilisé est illustré Figure 6.7.

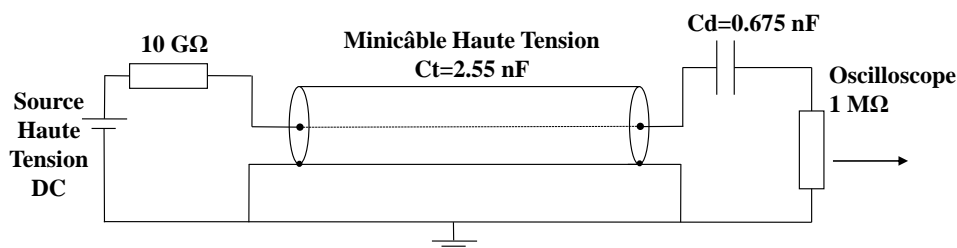


FIGURE 6.7 – Schéma du dispositif de mesure pour la détection de DP sur minicâble haute tension.

La présence de couches de semi-conducteurs modifie les caractéristiques de propagation du signal au sein du minicâble. Comme nous l'avons mis en évidence dans le chapitre 3, la vitesse de propagation est égale à 50% de la célérité du vide, soit $1.5 \times 10^8 \text{ m/s}$. En utilisant cette nouvelle valeur de la vitesse de propagation, la méthode par réflectométrie temporelle est implémentée afin de localiser les signaux de DP au sein du minicâble. Seuls les signaux de DP qui se produisent loin des extrémités sont sélectionnés pour la construction de la base de données.

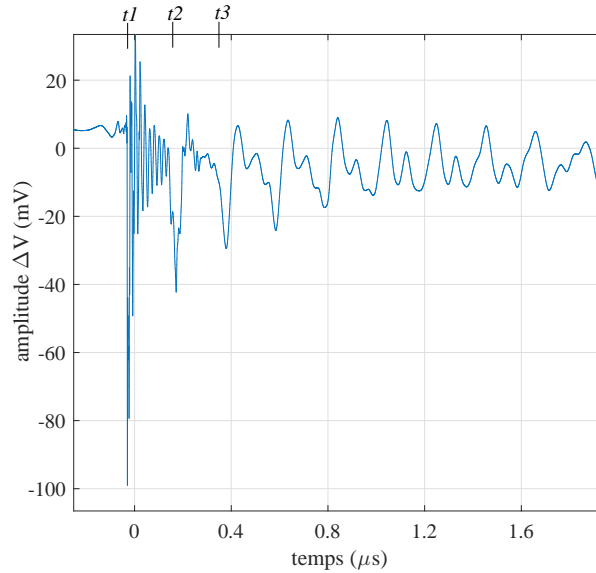


FIGURE 6.8 – Propagation et atténuation d'un signal de DP qui se produit à 16 m de l'extrémité lointaine du câble (côté haute tension) dans l'environnement N2.

D'après la méthode de réflectométrie temporelle, la position de la DP présentée sur la Figure 6.8 par rapport à l'extrémité lointaine du câble (celle qui se trouve du côté de la source haute tension) est $d_A = v \frac{t_2 - t_1}{2} = 16$ m. La DP est donc localisée à une distance $d_B = 30 - 16 = 14$ m de l'extrémité proche (celle située du côté de la branche de mesure).

Le protocole de vieillissement et d'acquisition des signaux est le même que celui présenté dans l'environnement C1. La tension appliquée au cours du vieillissement est cette fois maintenue constante à 120 kV au cours des différents cycles, pendant une durée totale de 1800 heures afin d'assurer l'apparition de DP et le vieillissement de l'isolant du câble (Figure 6.9).

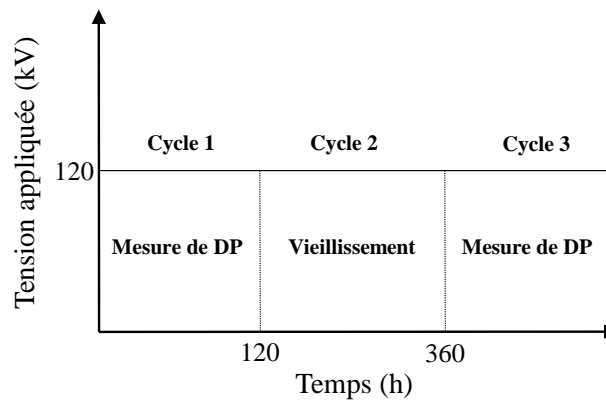


FIGURE 6.9 – Cycles de vieillissement appliqués au câble N2.

La tension nominale d'utilisation du câble est de 30 kV. Ainsi, d'après le modèle de vie phénoménologique présenté dans [16] pour les câbles HVDC, $L_0 = L_1 \left(\frac{U_1}{U_0}\right)^n$ avec L_1 la durée du test de vieillissement, U_1 la tension appliquée lors du test, U_0 la tension nominale d'utilisation et n l'exposant de vie. D'après la norme CIGRE TB 496 [15], $n = 10$ pour les câbles extrudés HVDC. Ainsi, une tension $U_1 = 120$ kV appliquée à un câble dont la tension nominale d'utilisation est $U_0 = 30$ kV, pendant $L_1 = 360$ heures correspond à un vieillissement équivalent à plusieurs dizaines de milliers d'années, valeur très largement supérieure à la durée de vie d'un câble (généralement de 40 ans). Il est donc raisonnable de supposer que l'isolation se trouve dans un état « dégradé » après 360 heures de polarisation (cycle 3, Figure 6.9). Pendant les 120 premières heures, la mesure de DP est effectuée (cycle 1, Figure 6.9).

15 évènements sont collectés et correspondent à l'état de dégradation « vierge » de l'isolant du câble. Le second cycle (cycle 2, Figure 6.9) correspond à une phase de vieillissement de 240 heures (10 jours). Au cours de ce cycle, aucune mesure de DP n'est effectuée. À la suite de ce cycle, l'isolation est considérée « âgée ». Les évènements de DP sont collectés à nouveau après un total de 360 heures de polarisation (cycle 3, Figure 6.9). Le taux de répétition des DP est toujours faible et seulement 14 signaux de DP sont enregistrés au cours de ce cycle. Ainsi, un total de 29 signaux de DP sont collectés et étiquetés selon l'état de dégradation correspondant. Contrairement à l'environnement C1, peu de décharges partielles ont été enregistrées au sein du minicâble. En effet, la présence d'une couche de semi-conducteur assure un contact très étroit entre l'isolant et les parties conductrices du câble, ce qui empêche la formation de cavités d'air, sièges de DP.

6.3.2 Reconnaissance de l'état de dégradation

6.3.2.1 Prétraitement des données

La simplicité de la mise en oeuvre de variables numériques ainsi que les résultats prometteurs qu'elles ont permis d'obtenir dans l'environnement C1 encouragent leur sélection pour la reconnaissance de l'état de dégradation dans l'environnement N2.

Extraction de variables numériques Chacun des 29 signaux collectés est décomposé à cinq niveaux en utilisant la version « db10 » de l'ondelette Daubechies et les deux premiers moments statistiques de chacune des distributions cD1, cD2, cD3, cD4 et CD5 sont calculés. On rappelle que chaque signal est décrit par deux descripteurs qui sont définis par :

$$x_{cD(i,j)} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N cD_{i,j}(n)$$

$$\sigma_{cD(i,j)} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [cD_{i,j}(n) - x_{cD(i,j)}]^2}$$

Ainsi, un total de 10 variables est calculé pour chaque signal de DP collecté dans l'environnement N2.

6.3.2.2 Classification supervisée des signaux

Résultats de classification avec l'utilisation de variables numériques Le classement des 10 variables obtenu à partir de la décomposition en ondelettes des signaux est résumé dans le Tableau. 6.6. La variable std(cD1) est classée comme la variable la plus pertinente, suivie de std(cD3), std(cD2), std(cD5), ainsi de suite.

Nomenclature	Rang
std(cD1)	1
std(cD3)	2
std(cD2)	3
std(cD5)	4
mean(cD3)	5
mean(cD5)	6
mean(cD2)	7
std(cD4)	8
mean(cD1)	9
mean(cD4)	10

TABLE 6.6 – Classement des 10 variables numériques selon leur niveau de pertinence d'après la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt dans l'environnement N2.

La procédure de conception des classifieurs est identique à celle présentée dans l'environnement C1. La méthode de classification des SVM linéaires est implémentée en utilisant un nombre croissant de variables d'entrée, en commençant par la plus informative $\text{std}(cD1)$ puis par les deux variables les plus informatives ($\text{std}(cD1)$, $\text{std}(cD3)$) et ainsi de suite.

Cent répartitions aléatoires des données au sein de 5 plis sont réalisées et le score de validation est calculé à chaque fois. Les résultats du Tableau 6.7 montrent que la méthode des SVM linéaires permet d'obtenir un score de reconnaissance de 100% lorsque la variable la plus pertinente est utilisée en entrée du classifieur.

	Colonne n°1	Colonne n°2
Classifieur	N=nombre de variables les plus pertinentes selon le classement de Gram-Schmidt en entrée du classifieur	Variable la plus pertinente en entrée du classifieur
SVM linéaires	val=100± 0.00% N=1 ($\text{std}(cD1)$) C=0.1	val=100± 0.00% $\text{std}(cD1)$ ou $\text{std}(cD3)$ ou $\text{std}(cD2)$ ou $\text{std}(cD5)$ ou $\text{std}(cD4)$ C=0.1

TABLE 6.7 – Caractéristiques et scores de validation obtenus avec le classifieur qui utilise des variables d'entrée numériques dans l'environnement N2.

Afin de rechercher d'autres variables qui permettraient d'aboutir à un score de reconnaissance élevé, et qui soient différentes de la variable $\text{std}(cD1)$, 10 classifieurs sont élaborés. Ils possèdent chacun une des variables en entrée. 100 répartitions aléatoires des données dans les 5 plis sont à nouveau réalisées et le score de validation est calculé. Les performances obtenues sont montrées dans la colonne n°2 du Tableau 6.7. Le meilleur score de reconnaissance obtenu est de 100% en utilisant la variable $\text{std}(cD1)$ en entrée, ce qui confirme le résultat de classement et de sélection d'après la procédure de Gram-Schmidt. Cependant, d'autres variables permettent d'obtenir un score similaire lorsqu'elles sont utilisées en entrée de l'algorithme des SVM linéaires. Il s'agit des variables $\text{std}(cD3)$, $\text{std}(cD2)$, $\text{std}(cD5)$ qui sont respectivement classées 2ème, 3ème et 4ème variables les plus pertinentes selon le classement de Gram-Schmidt (Tableau 6.6). De même un score de 100% a été obtenu en utilisant $\text{std}(cD4)$ en entrée, alors que cette variable est classée comme l'une des moins pertinentes. En effet, si deux variables sont très corrélées entre elles, alors la projection de l'une sur le sous-espace orthogonal à l'autre est un point. Ainsi, si deux variables contiennent la même information, la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt n'en sélectionnera qu'une des deux. D'après un calcul de corrélation, $\text{std}(cD4)$ est fortement corrélée à $\text{std}(cD5)$ classée 4ème. Le taux de corrélation entre ces deux variables est de 96%. Cela pourrait expliquer le classement de la variables $\text{std}(cD4)$ en 8ème position, selon Gram-Schmidt, alors que celle-ci permet d'obtenir un score de reconnaissance de 100%. Les données étant linéairement séparables, la méthode des SVM non linéaires ne sera pas implémentée pour l'étude du vieillissement dans l'environnement N2.

6.4 Résumé

Dans cette section, une méthodologie est proposée pour la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolant de différents types de câbles (câble « basse tension » et minicâble haute tension), sous tension continue. Cette méthodologie est basée sur l'emploi de techniques d'extraction, de classement et de sélection de variables ainsi que la mise en oeuvre de méthodes de classification supervisée utilisant les SVM.

Le système de mesure non conventionnel permet d'effectuer de longues acquisitions et d'enregistrer la forme réelle des impulsions de DP afin d'en extraire les variables caractéristiques de l'état de dégradation de l'isolation des câbles.

Dans un premier temps, un premier ensemble de dix variables physiques est extrait des signaux collectés au sein du câble « basse tension ». Ensuite, les signaux de DP sont décomposés à l'aide de la transformée en ondelettes discrète, à cinq niveaux. Un deuxième ensemble de variables numériques, formé par la moyenne et l'écart type de la distribution des coefficients de détail à chaque niveau de décomposition est utilisé pour la reconnaissance de l'état de dégradation. Dans le premier cas, la combinaison la plus performante consiste en l'utilisation d'un classifieur SVM non linéaire et des sept variables les plus pertinentes. Ces variables sont (δt , w_2 , w_1 , d_{far} , $F1$, $S1$, $a1$). Le meilleur score de reconnaissance obtenu est de 99.63%. Les performances de classification sont légèrement améliorées lorsque les variables sont extraites de la décomposition en ondelettes des signaux de DP. Un score de reconnaissance de 100% est obtenu en utilisant un classifieur SVM non linéaire avec une seule variable en entrée. Il s'agit de l'écart type de la distribution des coefficients de détail au cinquième niveau de décomposition, classée comme variable la plus pertinente selon la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt. Cette variable permet également l'obtention d'un score de reconnaissance de 100% lorsqu'elle est utilisée en entrée d'un classifieur SVM linéaire, dans l'environnement N2, alors que celle-ci n'était pas classée comme variable la plus pertinente.

Ainsi, la méthodologie présentée dans cette section, basée sur l'extraction de variables numériques et la mise en oeuvre de la méthode des SVM permet de séparer avec succès deux états de dégradation dans un environnement donné, en utilisant un nombre très réduit de variables d'entrée. Dans chacun des deux environnements C1 et N2, la distinction entre les deux états de dégradation atteint 100%.

6.5 Généralisation d'un classifieur à d'autres environnements de mesure

6.5.1 Introduction

Afin de développer une méthodologie pour la reconnaissance de l'état de dégradation applicable à différents types de câbles, à partir de signaux de décharges partielles collectés dans diverses conditions expérimentales, les classifieurs élaborés précédemment doivent présenter des capacités de généralisation élevées. Dans cette section, on cherche à évaluer la capacité d'un classifieur élaboré dans un environnement donné à reconnaître correctement la classe de nouveaux exemples, issus d'un environnement différent de celui dans lequel la base d'apprentissage a été conçue. En effet, le transfert d'un modèle de reconnaissance d'un environnement (par exemple, un type de câble et un système de détection particulier) à un autre présente un grand intérêt pour des raisons à la fois économiques et techniques. À cette fin, les techniques d'adaptation de domaine ont le potentiel de jouer un rôle important [104].

Seuls les classifieurs élaborés à partir de l'extraction de variables numériques et la mise en oeuvre des SVM linéaires sont utilisés dans cette étude (Tableaux 6.5 et 6.7). En effet, dans l'environnement C1, les résultats de classification obtenus grâce à l'extraction de variables numériques sont supérieurs à ceux obtenus d'après l'extraction de variables physiques (Tableau 6.3). De plus, la valeur du paramètre C ($C=0.001$) déterminée lors de l'apprentissage est plus faible que celle déterminée dans le cadre de l'utilisation de variables physiques ($C=5$, d'après la méthode des SVM linéaires), ce qui possède un intérêt dans la perspective de développer une méthodologie de reconnaissance généralisable à différents environnements. Rappelons que plus C est petit, plus les erreurs de classification sont tolérées au profit d'une meilleure capacité de généralisation du classifieur.

Ces classifieurs permettent une reconnaissance fiable de l'état de dégradation de l'isolant, lorsque l'environnement sur lequel le classifieur est évalué (C1 ou N2) est identique à celui dans lequel la base d'apprentissage a été constituée. Cependant, il existe des différences dans la structure des classifieurs élaborés. Par exemple le classifieur défini dans l'environnement C1 par la méthode des SVM linéaires, utilise la variable $\text{std}(cD5)$ en entrée et possède une valeur de l'hyperparamètre $C=0.001$ (Tableau 6.5) alors que dans l'environnement N2, le classifieur utilise la variable $\text{std}(cD1)$ en entrée et possède une valeur de l'hyperparamètre

C=0.1 (Tableau 6.7).

Le classement des variables d'entrée par niveau de pertinence est différent dans les deux environnements. Par exemple, la variable $\text{std}(\text{cD5})$ est classée comme variable la plus pertinente dans l'environnement C1 alors que celle-ci est classée 4ème dans l'environnement N2. La variable la plus pertinente dans l'environnement N2 est $\text{std}(\text{cd1})$, classée 5ème dans l'environnement C1. De plus, les paramètres C des classifieurs déterminés par validation croisée pour la méthode des SVM linéaires ne sont pas identiques dans les deux environnements. Le classifieur qui possède une valeur du paramètre C plus élevée sera caractérisé par une moins bonne capacité de généralisation.

En effet, la structure des câbles, les systèmes de détection utilisés, le niveau de tension appliquée diffèrent d'un environnement à l'autre. Cette diversité des paramètres environnementaux entraîne des variations dans la forme des signaux de DP collectés. Ainsi, un classifieur conçu à partir d'une base de données acquise dans un des environnements ne sera certainement adapté à la reconnaissance de l'état de dégradation dans un nouvel environnement. Afin d'élaborer une méthode de reconnaissance valable pour chaque type de câble, dont les signaux de DP proviennent de système de détection divers, le classifieur doit conserver de bonnes performances lors d'un changement d'environnement.

Les caractéristiques et la composition des bases de données des deux environnements sont résumées dans les Tableaux 6.8 et 6.9, respectivement.

	Type de câble et caractéristiques	Système de mesure et conditions expérimentales
C1	-basse tension (quelques Volts) -épaisseur de l'isolant : 1.05 mm -longueur totale : 100 m -pas de couches de semi-conducteurs	- $R_{HT}=5 \text{ G}\Omega$ - $C_d = 2.7 \text{ nF}$ - $C_t = 10 \text{ nF}$ - $R_m=1 \text{ M}\Omega$ -tension appliquée : 15kV à 20
N2	-minicâble haute tension (30 kV) -épaisseur de l'isolant : 1.5 mm -longueur totale : 30 m -couches de semi-conducteurs	- $R_{HT}=10 \text{ G}\Omega$ - $C_d = 0.675 \text{ nF}$ - $C_t = 2.55 \text{ nF}$ - $R_m=1 \text{ M}\Omega$ -tension appliquée : 120kV à 20

TABLE 6.8 – Description des environnements C1 et N2.

environnement	état « vierge »	état « âgé »	total
C1	59	59	118
N2	15	14	29

TABLE 6.9 – Composition des différentes bases de données pour chaque environnement.

6.5.2 Tests croisés des classifieurs

Nous allons évaluer la capacité des classifieurs définis précédemment à reconnaître correctement les exemples provenant d'un environnement différent (domaine cible) de celui dans lequel la base d'apprentissage a été élaborée (domaine source). Ces exemples sont réunis dans une base de test et cette étape est appelée « phase de test ». Les caractéristiques et performances des classifieurs qui seront évalués dans cette section sont mentionnées dans le Tableau 6.10.

	Colonne n°1	Colonne n°2
Classifieur	N=nombre de variables les plus pertinentes selon le classement de Gram-Schmidt en entrée du classifieur	Variable la plus pertinente en entrée du classifieur
SVM linéaire C1	val=99.51±0.42 % N=1 (std(cD5)) C=0.001	val =99.51±0.42% std(cD5) C=0.001
SVM linéaire N2	val=100±0.00% N=1 (std(cD1)) C=0.1	val=100±0.00% std(cD1) ou std(cD3) ou std(cD2) ou std(cD5) ou std(cD4) C=0.1

TABLE 6.10 – Caractéristiques et scores de validation obtenus avec les classifieurs qui utilisent des variables d'entrée numériques dans les environnements C1 et N2 pour la méthode des SVM linéaires.

Les 29 exemples de la base de test N2 (Tableau 6.9) sont présentés au classifieur élaboré dans l'environnement C1. Ce classifieur possède une valeur $C=0.001$ et utilise la variable $\text{std}(cD5)$ en entrée (Tableau 6.10). Ensuite, le classifieur construit dans l'environnement N2 est évalué sur les 118 exemples de la base de test C1. Ce classifieur possède une valeur de l'hyperparamètre $C=0.1$ et utilise la variable $\text{std}(cD1)$ en entrée. Le classifieur élaboré dans l'environnement C1 possède une valeur de C plus faible que celui élaboré dans l'environnement N2. Il est ainsi possible que ce classifieur présente de meilleures capacités de généralisation.

Les résultats de test environnement par environnement pour la méthode des SVM linéaires sont présentés dans le Tableau 6.11. Les lignes du Tableau correspondent à l'environnement sur lequel l'apprentissage est effectué alors que les colonnes désignent l'environnement de test. Le score de « test » correspond au pourcentage d'exemples de test correctement classifiés. La précision pour chaque classe est également évaluée. $p1$ correspond à la précision sur la classe « vierge » et $p2$ est celle de la classe « âgée ». En effet, une précision élevée sur la classe « vierge » est nécessaire afin d'éviter les défaillances non anticipées du système d'isolation (dans le cas où des exemples de la classe « âgée » seraient classés comme appartenant à la classe « vierge »). De même, une bonne précision sur la classe « âgée » est recommandée afin d'éviter les interventions non nécessaires (dans le cas où des exemples de la classe « vierge » seraient prédits comme appartenant à la classe « âgée »).

	Environnements de test		
		C1	N2
Environnements d'apprentissage	C1 $\text{std}(cD5)$ $C=0.001$	val=99.51±0.42 % $p1=99.50±0.80\%$ $p2=100±0.00\%$	test=100% $p1=100\%$ $p2=100\%$
	N2 $\text{std}(cD1)$ $C=0.1$	test=68.6% $p1=61.45\%$ $p2=100\%$	val=100±0.00 % $p1=100±0.00\%$ $p2=100±0.00\%$

TABLE 6.11 – Scores de test et précisions obtenus environnement par environnement pour la méthode des SVM linéaires.

Le Tableau 6.11 montre que les performances du classifieur construit dans l'environnement N2 diminuent lorsqu'il est évalué sur les exemples de l'environnement C1 (test=68.6%) alors que celui-ci atteint 100% lorsqu'il est évalué sur les exemples du même environnement N2. Le classifieur élaboré dans l'environnement N2 utilise la variable $\text{std}(cD1)$ en entrée, classée 5ème variable la plus pertinente dans l'environnement C1, ce qui pourrait expliquer la baisse de performance du classifieur N2 pour reconnaître l'état de dégradation du câble C1. De

plus, l'utilisation de chacune des dix variables en entrée d'un classifieur SVM linéaire dans l'environnement C1 (Tableau 6.10, colonne n°2) a permis de montrer que la variable $\text{std}(cD1)$ ne fait pas partie des variables permettant d'obtenir un score de validation élevé dans cet environnement.

Le classifieur élaboré dans l'environnement N2 qui utilise la variable $\text{std}(cD1)$ en entrée n'est donc pas adapté pour séparer les données de test de l'environnement C1. La précision sur la classe « vierge » ($p1=61.45\%$) doit être améliorée afin d'éviter des pannes non anticipées du système d'isolation électrique. La précision $p2$ de 100% sur la classe « âgée » montre qu'aucun exemple appartenant à la classe « vierge » n'a été classifié comme appartenant à la classe « âgée ». Ainsi, le classifieur élaboré en N2 maintient une précision très élevée sur la classe « âgée » lorsqu'il est testé dans l'environnement C1.

Le classifieur élaboré dans l'environnement C1 présente de très bonnes performances lors du test avec les exemples de l'environnement N2 (Tableau 6.11, $\text{test}=100\%$, $p1=100\%$, $p2=100\%$). Ce classifieur utilise la variable $\text{std}(cD5)$ en entrée. Cette variable permet d'obtenir un score de validation de 100% lorsqu'elle est utilisée en entrée d'un classifieur SVM linéaire élaboré dans l'environnement N2 (Tableau 6.10, colonne n°2), malgré le fait qu'elle ne soit pas classée comme variable la plus pertinente selon la procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt. L'utilisation de la variable $\text{std}(cD5)$ en entrée du classifieur conçu dans l'environnement C1 pourrait expliquer la capacité de généralisation élevée de ce classifieur, lorsqu'il est évalué sur l'environnement N2.

6.5.3 Ajustement des données de test

Afin d'améliorer les performances du classifieur construit dans l'environnement N2, les données de test C1 doivent être « adaptées » aux données d'apprentissage N2 par une technique d'adaptation de domaine. La transformation appliquée aux données de test C1 sera effectuée dans un espace de variables d'entrée à deux dimensions afin de mieux visualiser l'effet des opérations effectuées sur les données.

Comme le classifieur C1 utilise la variable d'entrée $\text{std}(cD1)$ et le classifieur C2 la variable $\text{std}(cD5)$, un couple formé par ces deux variables ($\text{std}(cD1)$, $\text{std}(cD5)$) est considéré afin d'améliorer les performances du classifieur N2 lorsque ce dernier est évalué sur l'environnement C1. Ainsi, deux classifieurs sont élaborés dans les environnements C1 et N2 et utilisent le couple de variables ($\text{std}(cD1)$, $\text{std}(cD5)$). Les paramètres C sont déterminés par une procédure de validation croisée à 5 plis, en effectuant 100 partitionnements aléatoires des données au sein des 5 plis. Les caractéristiques des deux classifieurs sont résumés dans le Tableau 6.12, pour la méthode des SVM linéaires.

	Meilleur taux de validation	Paramètre du classifieur
C1	val=99.83±0.37% p1=100±0.00% p2=99.67±0.15%	C=10
N2	val=100±0.00% p1=100±0.00% p2=100±0.00%	C=0.5

TABLE 6.12 – Caractéristiques, scores de validation et précisions obtenus avec les classifieurs qui utilisent le couple de variables d'entrée ($\text{std}(cD1)$, $\text{std}(cD5)$) dans les environnements C1 et N2 pour la méthode des SVM linéaires.

Les résultats de tests croisés des classifieurs définis dans le Tableau 6.12 sont donnés dans le Tableau 6.13.

		Environnements de test	
		C1	N2
Environnements d'apprentissage	C1 (std(cD1), std(cD5)) C=10	val=99.83±0.37% p1=100±0.00% p2=99.67±0.15%	test=100% p1=100% p2=100%
	N2 (std(cD1), std(cD5)) C=0.5	test=78.8% p1=70.24% p2=100%	val=100±0.00% p1=100±0.00% p2=100±0.00%

TABLE 6.13 – Scores de test et précisions obtenus environnement par environnement pour les classifieurs définis dans le Tableau 6.12.

Le classifieur C1 reste très performant lors du test sur l'environnement N2. On observe une légère augmentation du score de test et de précision sur la classe « vierge » lorsque le classifieur N2 utilise le couple de variables d'entrée (std(cD1), std(cD5)).

Sur la Figure 6.10, les valeurs de chaque point des environnements d'apprentissage N2 et de test C1, pour la variable std(cD1) (notée V2) sont représentées sur l'axe des abscisses alors que les valeurs de la variable std(cD5) (notée V10) sont représentées sur l'axe des ordonnées, pour chaque classe. Les barycentres des données de l'ensemble d'apprentissage N2, et de l'ensemble de test C1, sont notés BN2 et BC1, respectivement.

On constate que les données de test C1 considérées seules sont séparables : on peut facilement imaginer une droite de séparation entre les exemples de test des classes « vierge », colorés en rouge et « âgé », colorés en bleu. De même, les exemples colorés en vert et noir de l'environnement d'apprentissage N2 sont séparables.

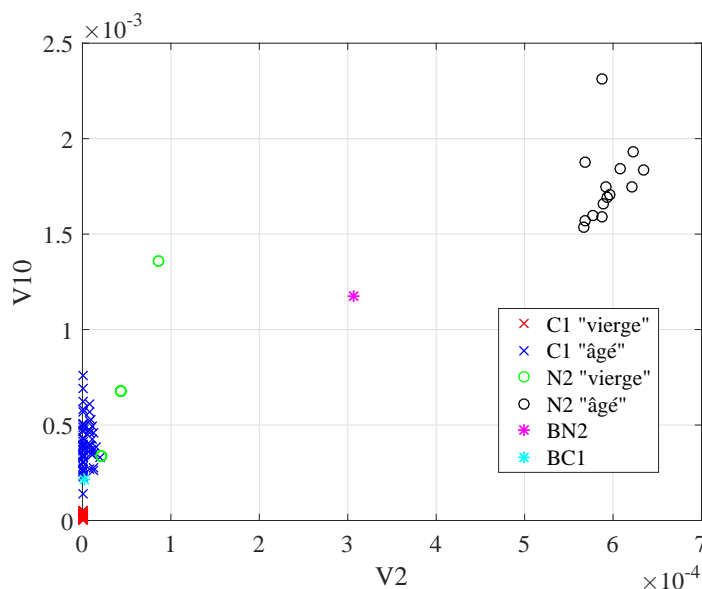


FIGURE 6.10 – Représentation des exemples dans l'espace des deux variables n°2 (V2) et n°10 (V10), dans les environnements C1 et N2.

La méthode de correspondance des barycentres présentée dans la section 5.4.3 est utilisée afin de faire correspondre le barycentre des données de l'environnement N2 avec celui des données de l'environnement C1.

Soit :

$$B_{C1} = x_{C1} + iy_{C1} \quad \text{et} \quad B_{N2} = x_{N2} + iy_{N2}$$

les coordonnées dans le plan complexe des barycentres des environnements C1 et N2. On applique la transformation suivante aux exemples de la base de test C1.

$$T_{bar} = \rho \exp(i\theta) \quad \text{avec} \quad \rho = \frac{|B_{C1}|}{|B_{N2}|} \quad \text{et} \quad \theta = \arg\left(\frac{B_{C1}}{B_{N2}}\right).$$

Pour chaque exemple $S = V2 + iV10$, on obtient un nouvel exemple :

$$S' = S \times T_{bar} = (V2 + iV10) \times T_{bar}.$$

Cette transformation est appliquée à chaque exemple des deux classes. On a donc :

$$S' = V2' + iV10' \quad \text{avec} \quad \begin{cases} V2' = \rho(V2 \cos \theta - V10 \sin \theta) \\ V10' = \rho(V2 \sin \theta + V10 \cos \theta) \end{cases}$$

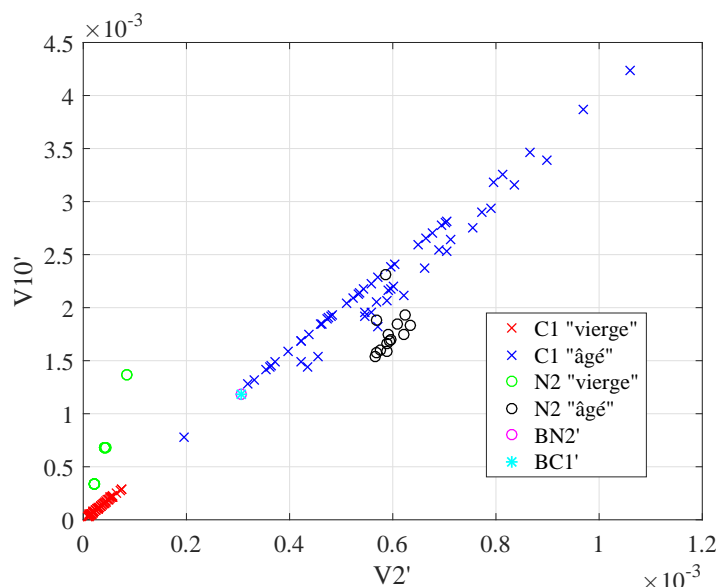


FIGURE 6.11 – Représentation des exemples dans l'espace des deux variables $n^{\circ}2$ et $n^{\circ}10$, dans les environnements C1 et N2 après transformation des données appliquée aux exemples de l'environnement C1.

Après avoir appliqué la transformation aux exemples de l'environnement C1, on remarque que les exemples des deux environnements tendent à se regrouper dans l'espace des variables (Figure 6.11), alors qu'ils étaient situés dans deux zones distinctes avant d'effectuer cette transformation (Figure 6.10).

6.5.4 Test des classifieurs et résultats

Les résultats de test obtenus après transformation des exemples de la base C1 sont présentés dans le Tableau 6.14. Le score de test et la précision sur la classe « vierge » atteignent à présent 99.2% et 98.33%, respectivement alors qu'ils étaient de 78.8% et 70.24% sur les données non transformées (Tableau 6.13). La précision sur la classe « âgée » est toujours de 100% . Ainsi la transformation des données par la méthode de correspondance des barycentres améliore considérablement les performances du classifieur construit dans l'environnement N2.

		Environnement de test
		C1
Environnement d'apprentissage	N2	test=99.2%
	(std(cD1), std(cD5))	p1=98.33%
	C=0.5	p2=100%

TABLE 6.14 – Score de test et précisions sur les données C1 transformées pour le classifieur N2 défini dans le Tableau 6.12.

6.6 Résumé

La mise en oeuvre de la méthode des SVM linéaires permet d'obtenir des scores de validation proches de 100% dans chaque environnement, en utilisant seulement une variable d'entrée. Il s'agit de l'écart type de la distribution des coefficients de détail au cinquième et premier niveau de décomposition pour les environnements C1 et N2, respectivement. Les scores de reconnaissance diminuent fortement lorsque le classifieur construit sur la base de données N2 est testé sur les exemples de la base de données C1. La transformation appliquée aux données de test C1, par la méthode de correspondance des barycentres, améliore les performances du classifieur N2, lorsqu'il est évalué sur l'ensemble de test issu de l'environnement C1.

La technique d'adaptation de domaine mise en oeuvre dans cette section pour la reconnaissance de l'état de dégradation permet d'atteindre des scores de classification proches de 100%, avec un nombre réduit de variables d'entrée, sur différents domaines. Grâce à la méthodologie développée, un classifieur élaboré à partir des signaux de DP collectés dans un environnement donné (c'est à dire au sein d'un câble particulier, en utilisant un système de détection spécifique), est capable de reconnaître l'état de dégradation d'un type de câble différent, à partir des signaux de DP collectés dans différentes conditions expérimentales. La méthode d'adaptation de domaine présentée dans ce travail pourrait être étendue au diagnostic d'équipements électriques variés comme les joints de câbles haute tension ou encore les transformateurs de puissance, sièges de nombreuses DP [60]. Cependant, cette méthode requiert la disponibilité de données étiquetées des domaines sources et cibles afin de déterminer le couple de variables à utiliser pour effectuer l'adaptation du domaine, ce qui rend son application limitée en l'absence de données étiquetées.

Conclusion

Dans le but d'améliorer les techniques de diagnostic des équipements HVDC, ce travail de thèse présente une méthodologie pour la reconnaissance par apprentissage artificiel de l'état de dégradation des isolants électriques, sous tension continue, à partir de l'analyse des décharges partielles. Nous nous sommes confrontés à trois défis majeurs relatifs au diagnostic des systèmes d'isolation électrique sous tension continue :

La détection de DP sous tension continue :

La conception de plusieurs dispositifs de mesure, dont un dispositif très haute tension 120 kV, pour la détection de DP au sein de différents types de câbles nous a montré les principaux enjeux liés à la détection de DP sous tension continue :

D'une part, il est difficile d'initier le phénomène de DP sous DC lorsque les câbles ne possèdent pas de défauts initialement présents dans leur isolation. En effet, contrairement à la majorité des études sur la détection de DP sous DC, aucune cavité artificielle n'a été créée au sein des différents câbles testés pour initier le phénomène de DP. Un des objectifs de ce travail de thèse est de se rapprocher des conditions d'un vieillissement naturel d'un câble HVDC en service en appliquant des tensions largement supérieures à la tension de fonctionnement du câble sur une courte durée. De même, aucune inversion de polarité n'a été appliquée pour provoquer l'apparition des DP. Ainsi, seules les DP dues au vieillissement électrique de l'isolation ou aux défauts déjà présents dans l'isolant ont été collectées. Cependant, en raison de la très bonne qualité de fabrication des câbles dont nous disposons, très peu de DP ont été observées, notamment au sein des mini câbles haute tension. De plus, sous tension continue, des charges d'espace peuvent s'accumuler au sein des différentes cavités, ce qui peut induire un champ suffisamment élevé pour que la valeur du champ total au niveau de ces cavités ne dépasse plus le seuil de champ critique, ce qui inhibe l'initiation du phénomène de DP.

D'autre part, des décharges parasites qui n'ont pas lieu au sein de l'isolant ou des bruits électromagnétiques dus aux alimentations haute tension ou aux connections viennent perturber la mesure de DP sous DC. Leur élimination est un enjeu majeur pour ne garder que les décharges représentatives de l'état de dégradation de l'isolant. Les dimensions du dispositif de mesure, l'élaboration de connexions haute tension appropriées, la réalisation d'un système de blindage supplémentaire, ainsi que l'utilisation d'une l'huile isolante HVDC pour l'isolation des extrémités du câble et de l'ensemble des composants du circuit de mesure ont permis de réduire considérablement l'ensemble de ces bruits. Finalement, la méthode par réflectométrie temporelle nous a permis de localiser les signaux de DP au sein du câble, et d'éliminer les signaux parasites se produisant aux extrémités.

La discrimination des signaux de bruit des signaux de DP sous tension continue :

Malgré une forte réduction des signaux parasites, certains n'ont pu être éliminés. Le phénomène de DP sous tension continu étant difficile à initier, des temps d'acquisition longs ont été utilisés afin d'acquérir suffisamment de données pour le diagnostic de l'isolation sous tension continue. Les systèmes de détection utilisés ont permis d'effectuer de longues acquisitions tout en conservant la forme des signaux. Cependant, le risque de déclencher l'acquisition sur un signal de bruit au lieu d'un signal de DP est d'autant plus important que le temps d'acquisition est long. Des erreurs dans l'interprétation des signaux sont susceptibles de se produire et peuvent ainsi conduire à des conclusions erronées dans les diagnostics des systèmes d'isolation électrique. Ces erreurs peuvent conduire à des interventions coûteuses inutiles ou au contraire à la destruction des équipements et au blackout. La discrimination des signaux de bruit des signaux de DP sous DC a été effectuée grâce à la mise en œuvre de différentes techniques d'apprentissage supervisé, semi-supervisé et non supervisé, en fonction de la nature des données (étiquetées ou non), dans différents environnements incluant divers types de câbles, joints de câbles haute tension et système d'isolation au gaz. Cette étude nous a permis de traiter différentes problématiques caractéristiques du domaine de l'apprentissage :

- L'absence complète ou la disponibilité d'un nombre réduit de données étiquetées : une méthodologie non supervisée a été implémentée en utilisant les données de l'environnement D1, pour la sélection de variables et du nombre optimal de clusters, à partir du

calcul des indices de Dunn et de Silhouette. Ces indices ont permis d'estimer la qualité de la séparation des données au sein des deux classes. Comme l'apprentissage non supervisé ne fournit aucune méthode pour la validation des résultats de classification, cette méthodologie a été combinée à une technique d'apprentissage semi-supervisé. La méthode des SVM Transductives a été mise en œuvre en utilisant seulement 4% de données étiquetées. Un score de reconnaissance de 100% a été obtenu sur un ensemble de test, en utilisant seulement une seule variable d'entrée, qui correspond au coefficient d'aplatissement de la distribution des coefficients de détail au premier niveau de décomposition. Ce résultat a permis de confirmer les résultats de sélection de variables dans le cadre de l'approche non supervisée.

- La nature déséquilibrée du jeu de données : Les différents environnements étudiés au cours de cette thèse étaient souvent caractérisés par un fort déséquilibre des deux classes avec un nombre important de signaux de bruit par rapport au nombre de signaux de DP. Des techniques d'échantillonnage ont été implémentées afin de rééquilibrer les classes. Après rééquilibrage de l'ensemble des données, la technique d'extraction de variables par transformée en ondelettes discrète combinée à la mise en œuvre de la méthode des SVM linéaires, non linéaires et des k plus proches voisins ont permis de séparer correctement un signal de DP d'un signal de bruit dans un environnement de mesure donné avec des précisions proches de 100% sur les deux classes.
- La généralisation : la technique d'adaptation de domaine mise en œuvre a permis à un classifieur élaboré à partir d'un petit ensemble de données étiquetées et d'un grand ensemble de données non étiquetées (environnement D1), de discriminer les signaux de bruit des signaux de DP collectés au sein de différents appareillages électriques, dans des conditions de mesure variées. Ce classifieur a permis de garantir une précision très élevée sur la classe « DP » dans tous les environnements.

L'estimation de l'état de dégradation des isolants à partir de la mesure de DP sous tension continue :

Une fois les bases de données exemptes de signaux parasites, des méthodes de reconnaissance de l'état de dégradation des systèmes d'isolation électriques sous tension continue, ont été mises en œuvre, à partir des signaux de DP uniquement. Une méthodologie pour la reconnaissance de l'état de dégradation de deux types de câbles isolés au PE (câble standard et mini câble haute tension) a été présentée, sur la base de mesures de DP effectuées sous DC à différents instants de la durée de vie des câbles grâce aux dispositifs conçus.

Un des principaux objectifs de cette thèse est de pouvoir fournir une estimation correcte de la condition de l'isolant du câble en service, afin d'anticiper sa rupture ou encore d'éviter des interventions non nécessaires. L'application de techniques d'extraction de variables, de sélection et de classification à la reconnaissance de l'état de dégradation sous tension continue est une approche nouvelle. La majorité des recherches qui concernent l'extraction de variables des signaux de DP était en effet appliquée à la classification des différents types de défauts au sein des équipements haute tension ou encore à la discrimination des signaux de bruit des signaux de DP.

Les premières mesures de DP effectuées sur plaques de PE, combinées à l'étude théorique du phénomène de DP sous DC nous ont permis de mettre en évidence l'existence de plusieurs grandeurs physiques des signaux de DP qui dépendent de l'état de dégradation du matériau lorsque celui-ci est soumis à de fortes tensions continues. Alors que la plupart des travaux qui concernent l'analyse des DP sous DC utilisent les grandeurs caractéristiques de l'amplitude et du temps entre chaque DP, un plus large panel de variables a été extrait de la forme des signaux de DP collectés grâce aux dispositifs de mesure élaborés.

La méthode des SVM non linéaire a permis une reconnaissance de l'état de dégradation du câble standard proche de 100% avec l'utilisation d'un ensemble 7 variables physiques en entrée, composé du taux d'occurrence des DP et de paramètres de formes des signaux, tels que les largeurs à mi-hauteur, la surface, le temps caractéristique de descente du premier pulse. Les variables extraites de la forme des signaux de DP, lorsqu'elles sont combinées au

temps entre chaque DP représente donc une source d'information très riche quant à l'état de dégradation du matériau isolant dans lequel elles se produisent. Cependant, la variable δt à elle seule permet d'obtenir un score de reconnaissance de 98% avec la méthode des SVM non linéaires. Cette variable demeure la plus informative quant à la reconnaissance de l'état de dégradation de l'isolant, relativement aux variables extraites de la forme des signaux de DP.

La méthodologie présentée dans la dernière partie de cette thèse, fondée sur l'extraction de variables numériques issues de la transformée en ondelettes discrète des signaux, et sur la mise en œuvre de la méthode des SVM a permis de séparer avec succès les deux états de dégradation au sein des deux environnements. Pour chaque type de câble (standard « basse tension » et minicâble haute tension), la distinction entre les deux états de dégradation atteint 100%, en utilisant une seule variable d'entrée, qui correspond à l'écart type de la distribution des coefficients de détail au cinquième et premier niveau de décomposition, respectivement.

Notre méthodologie pour la reconnaissance de l'état de dégradation est spécifique à un câble donné, compte tenu de ses propres défauts et des différentes contraintes qu'il a subies au cours de sa vie. Les mécanismes de vieillissement qui apparaissent et évoluent pendant la durée de vie du câble sont pris en compte dans notre méthodologie. En effet, ce travail ne consiste pas à proposer un modèle de vie général, applicable à l'ensemble des câbles HVDC mais présente une méthodologie pour la reconnaissance de l'état de dégradation d'un câble à partir de la mesure des DP à différents instants du cycle de vie de celui-ci.

Grâce à la technique d'adaptation de domaine développée dans cette thèse, qui consiste à faire correspondre les barycentres des distributions des données des domaines source et cible, un classifieur élaboré à partir des signaux de DP collectés sur un câble particulier, dans un environnement spécifique, est capable de reconnaître l'état de dégradation d'un autre type de câble, à partir des signaux de DP collectés dans un environnement différent. En effet, les scores de reconnaissance et les précisions sur les classes « vierge » et « âgé » sont proches de 100% lorsqu'un classifieur est évalué dans un environnement différent de celui dans lequel l'apprentissage a été effectué.

Perspectives et applications

Les résultats obtenus dans la dernière partie de cette thèse sont prometteurs dans la perspective du développement d'une méthodologie de reconnaissance généralisable à différents types de câbles, à partir de signaux de DP collectés dans différents environnements. Cependant, ces résultats ont été obtenus sur de petits ensembles de données. En effet, le phénomène de DP sous DC est caractérisé par des taux d'occurrence très faibles comparés à ceux des DP sous AC. De plus, l'ensemble des données était étiqueté, ce qui nous a permis de déterminer le couple de variables adéquat pour effectuer l'adaptation du domaine cible au domaine source. Nous pourrions imaginer un scénario selon lequel la méthodologie de reconnaissance proposée serait appliquée à un troisième environnement, caractérisé par un grand ensemble de données de DP non étiqueté, et seulement un petit ensemble de données étiquetées, collectées au sein d'un nouveau câble. Les données de ce domaine cible sont alors décomposées selon la transformée en ondelettes discrète, à cinq niveaux et les 10 variables sont calculées pour chaque signal de la base de données du domaine cible. Le couple de variables commun aux domaines source et cible, peut alors être déterminée à partir du petit ensemble de données étiquetées du domaine cible. Dans le cas où aucune donnée étiquetée ne serait disponible au sein du domaine cible, le couple de variables sélectionné pourrait correspondre à celui qui permettrait d'obtenir la meilleure qualité de séparation des données dans le domaine cible, selon la méthode de sélection de variables non supervisée présentée dans les chapitres 4 et 5, et des scores de reconnaissance élevés dans le domaine source. Cependant, le scénario selon lequel un petit ensemble de données étiqueté est disponible reste avantageux afin de sélectionner ces variables. Une fois le couple de variables commun aux domaines source et cible sélectionné, la technique d'adaptation de domaine est effectuée sur l'ensemble des données du domaine cible, dans l'espace de ces deux variables.

Notre méthodologie pour la reconnaissance de l'état de dégradation à l'aide des signaux de DP sous tension continue pourrait être appliquée dans le cadre de systèmes de surveillance existants et futurs des câbles HVDC. Cela consisterait à collecter les DP ponctuellement ou à différents instants de la vie du câble. Une fois les DP collectées, les données seraient traitées avec l'utilisation des méthodes d'extraction, de sélection de variables et de classification présentées au cours de cette thèse afin d'estimer l'état de dégradation de l'isolation au moment où la mesure de DP est effectuée. Par ailleurs, cette méthodologie pourrait permettre d'estimer l'état de dégradation de l'isolation d'un câble lors des tests de mise en service, afin de corriger les défauts de fabrication ou d'assemblage, avant qu'ils ne conduisent à une défaillance complète ou à des dommages secondaires après sa mise sous tension.

Une fois le système HVDC installé, il serait utile d'effectuer une surveillance autant que possible, au cours des différentes phases de sa vie. Cela pourrait contribuer à réduire les coûts de réparation de l'exploitant en permettant de pronostiquer son niveau de détérioration. Les systèmes de détection doivent présenter une fréquence d'échantillonnage élevée et une grande capacité mémoire, afin d'enregistrer les composantes hautes fréquences des signaux de DP tout en effectuant les mesures sur de longues périodes de temps, ce qui pourrait entraîner des coûts d'équipement importants. Une solution consisterait par exemple à extraire les variables d'intérêts au fur et à mesure de l'enregistrement des signaux de DP afin d'éviter de stocker l'ensemble des signaux collectés tout au long de la vie du câble.

Un autre défi majeur dans le diagnostic des systèmes d'isolation électrique sous tension continue concerne la détection en ligne des DP. Les stations HVDC constituent un environnement particulièrement difficile pour la mesure en ligne, en raison d'un niveau élevé d'interférences électromagnétiques et des multiples sources de DP qui se produisent simultanément. En outre, les câbles sont généralement raccordés à des lignes de transmission aériennes qui captent une large gamme de signaux parasites lors des mesures en ligne. De plus, il est né-

cessaire d'utiliser des capteurs installés à des emplacements appropriés et accessibles sur le réseau HVDC où l'activité des décharges partielles peut être enregistrée en plusieurs points du câble. Bien que la détection en ligne de DP sur de longs câbles constitue un défi de taille, elle a démontré son efficacité sur les terminaisons et jonctions de câbles dans lesquelles des systèmes de surveillance de capteurs sont intégrés. Dans ce cas, la méthodologie développée dans cette thèse pour la reconnaissance de l'état de dégradation pourrait être étendue à la surveillance de ces différentes infrastructures, généralement très propices à l'apparition de DP. De même, les techniques de discrimination des signaux de DP des signaux de bruit développées seraient en mesure de jouer un rôle important dans le cadre des mesures de DP en ligne, au cours desquelles de nombreux signaux parasites apparaissent.

Les mesures de DP sous DC au sein des câbles dont nous disposons ne nous ont pas permis de distinguer plus de deux états de dégradation. Afin d'estimer de manière plus « fine » l'état de l'isolant, la détection de DP tout au long de la vie des câbles, voire jusqu'au claquage, est nécessaire. Cependant, il a été impossible de mener ces câbles jusqu'au claquage, même après plusieurs mois de polarisation sous haute tension continue avec immersion dans une étuve à 70°C. Le peu de données de DP collectées sous tension continue, n'est pas adapté à la mise en oeuvre de techniques de classification multi-classes. Malgré le fait que de nombreux signaux de DP aient été mesurés au sein du câble standard « basse tension » C1 pour la classe « âgée », la formation de « sous-classes » qui correspondraient à différents niveaux de dégradation au sein de cette classe n'a pas aboutie. Il est en effet probable que la dégradation de l'isolant ne se soit pas effectuée de manière continue mais qu'elle ait eu lieu à un certain instant critique au cours duquel l'état de l'isolation se serait modifié irréversiblement. Afin d'enrichir les informations relatives à l'état de dégradation des câbles, il serait intéressant de coupler la mesure de DP sous DC à la mesure de charge d'espace, processus important dans le vieillissement des isolants sous tension continue. Les méthodes d'apprentissage proposées dans cette thèse pourraient alors être mises en oeuvre avec ces nouvelles bases de données.

Bibliographie

- [1] I. Gilbertson Oswald : « Electrical Cables for Power and Signal Transmission ».
- [2] IEC Standard 60270, « High voltage testing : partial discharge measurement », 1996.
- [3] Lebey T (2005), « Les décharges partielles dans le diagnostic des systèmes électriques », J3ea., 01, 2005. Vol. 4.
- [4] Kreuger F, Gulski E and Krivda A (1993), « Classification of partial discharges », IEEE Transactions on Electrical Insulation. Vol. 28(6), pp. 917-931. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [5] P. Lebas, « Diagnostic des câbles souterrains par détection de décharges partielles », Travail de fin d'études, Université de Liège, pp. 6-14, 2008.
- [6] A.T. Vu Thi, « Propriétés diélectriques de matériaux isolants sous contraintes impulsionnelle répétitive. Application aux modules de communication en électronique de puissance », Thèse, Université de Grenoble, pp. 12-17, 2011.
- [7] Loucif Benmamas, « Méthodes d'évaluation du risque de décharges partielles dans le bobinage de machines électriques destinées à la traction automobile », Thèse de doctorat de l'Université Paris-Saclay.
- [8] Olivier Gallot-Lavallée. « Etude de la charge d'espace et des phénomènes luminescents comme précurseurs du vieillissement électrique d'une résine époxy utilisée dans l'isolation haute tension », Matériaux. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2004. Français. fftel-00010051f.
- [9] Jonscher AK and Lacoste R (1984), « On a Cumulative Model of Dielectric Breakdown in Solids », IEEE Transactions on Electrical Insulation., dec, 1984. Vol. {EI}-19(6), pp. 567-577. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [10] Fothergill JC (2007), « Ageing, Space Charge and Nanodielectrics : Ten Things We Don't Know About Dielectrics », In 2007 IEEE International Conference on Solid Dielectrics., jul, 2007. IEEE.
- [11] L. A. Dissado et J. C. Fothergill, « Electrical degradation and breakdown in polymers », Edition Peter Peregrinus Ltd, 1992.
- [12] Morshuis PHF and Kreuger FH (1990), « Transition from streamer to Townsend mechanisms in dielectric voids », Journal of Physics D : Applied Physics., dec, 1990. Vol. 23(12), pp. 1562-1568. IOP Publishing.
- [13] Hudon C, Bartnikas R and Wertheimer M (), « Surface conductivity of epoxy specimens subjected to partial discharges », In IEEE International Symposium on Electrical Insulation. IEEE.
- [14] Temmen K (2000), « Evaluation of surface changes in flat cavities due to ageing by means of phase-angle resolved partial discharge measurement », Journal of Physics D : Applied Physics., mar, 2000. Vol. 33(6), pp. 603-608. IOP Publishing.
- [15] CIGRE WG B1.32 2012 « Recommendations for Testing DC Extruded Cable Systems for Power Transmission at a Rated Voltage up to 500 kV », CIGRE Technical Brochure No. 496
- [16] Mazzanti G (2017), « Life and reliability models for high voltage DC extruded cables », IEEE Electrical Insulation Magazine., jul, 2017. Vol. 33(4), pp. 42-52. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [17] Sili, Elyse « Étude et caractérisation des décharges partielles et du vieillissement du polyimide en environnement aéronautique », Université de Toulouse, Laplace, 2012.

- [18] M.E. Ardeleanu, « La monitorisation des décharges partielles en câbles électriques et accessoires : Méthodes et gestion », Annals of the University of Craiova, Electrical Engineering series, No.30, 2006.
- [19] L.E. Lungaard, Partial discharge-Part XIII, « Life and reliability models for high voltage DC extruded cables », IEEE Electr. Insul. Mag., Vol. 8, n^o. 4, pp. 25 - 31,1992.
- [20] L. Caliap, « Étude de l'optimisation diélectrique des isolants pour les contraintes des Postes haute tension sous enveloppe métallique » (PSEM), Jege ,2008.
- [21] Sellars A, Farish O, Hampton B and Pritchard L (1995), « Using the UHF technique to investigate PD produced by defects in solid insulation », IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation., jun, 1995. Vol. 2(3), pp. 448-459. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [22] Wetzler J and van der Laan P (1989), « Prebreakdown currents : Basic interpretation and time-resolved measurements », IEEE Transactions on Electrical Insulation., apr, 1989. Vol. 24(2), pp. 297-308. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [23] Guide for electrical Partial Discharge Measurements in compliance to IEC 60270.
- [24] Blufpand S (2014), « Partial Discharge Recognition of Defects in Gas Insulated Systems under DC Voltage ».
- [25] Gulski E, Morshuis P and Kreuger F (), « Conventional and time-resolved measurements of partial discharges as a tool for diagnosis of insulating materials », In Proceedings of 1994 4th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials (ICPADM). IEEE.
- [26] 2010 CIGRE 444 WG D1.33 Guidelines for Unconventional Partial Discharge Measurements.
- [27] Niemeyer L (1995), « A generalized approach to partial discharge modeling », IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation. Vol. 2(4), pp. 510-528. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [28] Fromm U and Gulski E (), « Statistical behaviour of internal partial discharges at DC voltage », In Proceedings of 1994 4th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials (ICPADM). IEEE.
- [29] Boggs S and Densley J (2000), « Fundamentals of partial discharge in the context of field cable testing », IEEE Electrical Insulation Magazine., sep, 2000. Vol. 16(5), pp. 13-18. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [30] Ahmed N and Srinivas N (), « On-line versus off-line partial discharge testing in power cables », In 2001 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition. Developing New Perspectives (Cat. No.01CH37294). IEEE.
- [31] Bodega R, Morshuis P, Lazzaroni M and Wester F (2004), « PD Recurrence in Cavities at Different Energizing Methods », IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement., apr, 2004. Vol. 53(2), pp. 251-258. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [32] F.H Kreuger 1990 « Partial Discharge detection in High Voltage Equipment »
- [33] IEEE « Recommended Practice for the detection of Partial Discharge and the Measurement of Apparent Charge in Dry -Type Transformers », in IEEE Std C57.124
- [34] Morshuis P and Smit J (2005), « Partial discharges at dc voltage : their mechanism, detection and analysis », IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation., apr, 2005. Vol. 12(2), pp. 328-340. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [35] Gross, Detlev & Soeller, Markus. (2007). « On-Site Partial Discharge Testing of Distribution Class cables using VLF and Power Frequency Excitation ».
- [36] Eigner A and Rethmeier K (2016), « An overview on the current status of partial discharge measurements on AC high voltage cable accessories », IEEE Electrical Insulation Magazine., mar, 2016. Vol. 32(2), pp. 48-55. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

- [37] Gulski E and Kreuger F (1992), « Computer-aided recognition of discharge sources », *IEEE Transactions on Electrical Insulation*. Vol. 27(1), pp. 82-92. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [38] Morshuis PHF and Kreuger FH (1992), « A relation between time-resolved discharge parameters and ageing »
- [39] Seltzer-Grant M, Giussani R, Siew WH, Corr E, Hu X, Zhu M, Judd MD, Reid A, Neumann A and Awodola J (2015), « Laboratory and field partial discharge measurement in HVDC power cables ».
- [40] Morshuis P (1995), « Assessment of dielectric degradation by ultrawide-band PD detection », *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. Vol. 2(5), pp. 744-760. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [41] Morshuis P and Kreuger F (), « The spatial distribution and electrical parameters of partial discharges in polyethylene insulation during ageing », In [1992] *Proceedings of the 4th International Conference on Conduction and Breakdown in Solid Dielectrics*. IEEE.
- [42] A. Tilmatine , « Mécanismes de claquage des isolants gazeux », cours chapitre 3.
- [43] « High Voltage and Electrical Insulation Engineering », IEE Press, Wiley, 2011.
- [44] Jonscher AK and Lacoste R (1984), « On a Cumulative Model of Dielectric Breakdown in Solids », *IEEE Transactions on Electrical Insulation*., dec, 1984. Vol. {EI}-19(6), pp. 567-577. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [45] 1296A Dielectric Interface System by Solartron analytical.
- [46] Morette N, Daassi-Gnaba H, Ditchi T and Oussar Y (2017) « Characterization of partial discharges in solid insulators under DC voltage using physical cavity properties » *IEEE Int. Sympos. Electr. Insul. Mat.* 374-377.
- [47] Câble coaxial RG58 C/U, Technical Data Sheet, https://produktinfo.conrad.com/datenblaetter/600000-624999/602327-da-01-de-KOAXIALKABEL_RG_58_C_U.pdf, janvier 2020.
- [48] Liu Z, Phung BT, Blackburn T and James RE (1999), « The propagation of partial discharge pulses in a high voltage cable », *Proc. of AUPEC/EECON (1999)* 287–292.
- [49] Babae A and Shahrtash SM (2012), « Partial discharge propagation in cable with semiconductor layer », In 2012 Annual Report Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena., oct, 2012. IEEE.
- [50] Metra. P, Miramonti. G, Ombello. F, « Simplified resistive terminations for HVDC laboratory tests on power cable ».
- [51] Romano P, Presti G, Imburgia A and Candela R (2018), « A new approach to partial discharge detection under DC voltage », *IEEE Electrical Insulation Magazine*., jul, 2018. Vol. 34(4), pp. 32-41. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [52] Morris E and Siew W (2017), « A comparison of AC and DC partial discharge activity in polymeric cable insulation », In 2017 IEEE 21st International Conference on Pulsed Power (PPC)., jun, 2017. IEEE.
- [53] Niu H, Cavallini A and Montanari G (2008), « Identification of Partial Discharge Phenomena in HVDC Apparatus », In *Conference Record of the 2008 IEEE International Symposium on Electrical Insulation*., jun, 2008. IEEE.
- [54] Takahashi T, Wibowo AS, Cavallini A, Montanari GC, Boyer L, Luton M-H and Mirebeau P (2016), « AC and DC partial discharge measurements on defective cables », In 2016 IEEE Electrical Insulation Conference (EIC)., jun, 2016. IEEE.
- [55] Shell Diala Oil DX, Technical Data Sheet, http://www.med-teh.info/_fr/5/diala_dx_pds.pdf.
- [56] 020011 Rhodorsil H 604 V 50 FR, Technical Data Sheet, http://www.sili-tech.ch/upload/fiche_technique_f/198.pdf.

- [57] Cunha CF, Carvalho AT, Petraglia MR and Lima AC (2015), « A new wavelet selection method for partial discharge denoising », *Electric Power Systems Research.*, aug, 2015. Vol. 125, pp. 184-195. Elsevier BV.
- [58] Zhou X, Zhou C and Kemp I (2005), « An improved methodology for application of wavelet transform to partial discharge measurement denoising », *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation.*, jun, 2005. Vol. 12(3), pp. 586-594. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)
- [59] de Oliveira Mota H, da Rocha LCD, de Moura Salles TC and Vasconcelos FH (2011), « Partial discharge signal denoising with spatially adaptive wavelet thresholding and support vector machines », *Electric Power Systems Research.*, feb, 2011. Vol. 81(2), pp. 644-659. Elsevier BV.
- [60] Sriram S, Nitin S, Prabhu K and Bastiaans M (2005), « Signal denoising techniques for partial discharge measurements », *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation.*, dec, 2005. , pp. 1182-1191. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [61] Perpiñán O, Sánchez-Urán M, Álvarez F, Ortego J and Garnacho F (2013), « Signal analysis and feature generation for pattern identification of partial discharges in high-voltage equipment », *Electric Power Systems Research.*, feb, 2013. Vol. 95, pp. 56-65. Elsevier BV.
- [62] Xu Y, Qian Y, Chen X, Xue A, Sheng G and Jiang X (2016), « Partial discharge feature extraction through contourlet transform for XLPE cable defect models classification », In *2016 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis (CMD)*., sep, 2016. IEEE.
- [63] Kunicki M, Cichoń A and Nagi Ł (2018), « Statistics based method for partial discharge identification in oil paper insulation systems », *Electric Power Systems Research.*, oct, 2018. Vol. 163, pp. 559-571. Elsevier BV.
- [64] Evagorou D, Lewin P, Efthymiou V, Kyprianou A, Georghiou G, Stavrou A and Metaxas A (2010), « Feature extraction of partial discharge signals using the wavelet packet transform and classification with a probabilistic neural network », *IET Science, Measurement & Technology.*, may, 2010. Vol. 4(3), pp. 177-192. Institution of Engineering and Technology (IET).
- [65] Mondal M and Kumbhar G (2017), « Detection, Measurement, and Classification of Partial Discharge in a Power Transformer : Methods, Trends, and Future Research », *IETE Technical Review.*, jun, 2017. Vol. 35(5), pp. 483-493. Informa UK Limited.
- [66] « Introduction to Wavelets and Wavelets Transforms », A primer. 1998.
- [67] Ma X, Zhou C and Kemp I (2002), « Interpretation of wavelet analysis and its application in partial discharge detection », *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation.*, jun, 2002. Vol. 9(3), pp. 446-457. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [68] Satish L and Nazneen B (2003), « Wavelet-based denoising of partial discharge signals buried in excessive noise and interference », *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation.*, apr, 2003. Vol. 10(2), pp. 354-367. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [69] Shim I, Soraghan J and Siew W (2001), « Detection of PD utilizing digital signal processing methods. Part 3 : Open-loop noise reduction », *IEEE Electrical Insulation Magazine.*, jan, 2001. Vol. 17(1), pp. 6-13. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [70] Ray P, Basuray A and Maitra AK (2013), « Optimum wavelet bases selection for wavelet based de-noising in partial discharge measurement », In *2013 IEEE CONFERENCE ON INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES.*, apr, 2013. IEEE.

- [71] Fidan M and Ismailoğlu H (2007), « A novel partial discharge calibrator design via dual microcontroller and highspeed DAC ». *ELECO 2007*, session A6, High Voltage Engineering, pp. 169-172. 8 December 2007.
- [72] Hao, Liwei & Lewin, Paul & Swingler, S.G.. (2008). « Improving detection sensitivity for partial discharge monitoring of high voltage equipment ». *Measurement Science and Technology*. 19(5).
- [73] Y. Oussar : « Capteurs virtuels par apprentissage artificiel », M2 spécialité CIMES, UPMC, ESPCI ParisTech. 2015/2016.
- [74] Julien Haffner, « Conception d'un sol instrumenté pour la détection de chutes de personnes à l'aide de capteurs capacitifs et de techniques de l'apprentissage artificiel ».
- [75] Boser, B.E., Guyon, I.M. and Vapnik, V.N. (1992) « A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers ». *Proceedings of the 5th Annual Workshop on Computational Learning Theory (COLT'92)*, Pittsburgh, 27-29 July 1992, 144-152.
- [76] Schmidt M and Gish H (), « Speaker identification via support vector classifiers », In 1996 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing Conference Proceedings. IEEE.
- [77] Osuna E, Freund R and Girosit F (), « Training support vector machines : an application to face detection », In *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE Comput. Soc.
- [78] T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman, « *The Elements of Statistical Learning* », Springer, New York, 2009.
- [79] Chen, S & Billings, S.A. & Luo, Weili. (2007) « Orthogonal least squares methods and their application to non-linear system identification », *Int. J. Control*, vol. 50, pp. 1873–1896, 1989.
- [80] Guyon I and Elisseeff A (2003), « An Introduction to Variable and Feature Selection », *J. Mach. Learn. Res.*, March, 2003. Vol. 3(null), pp. 1157–1182. JMLR.org.
- [81] Cristianini N and Shawe-Taylor J, « *Support Vector Machines and other Kernel-based Learning Methods* », (Cambridge : Cambridge University Press), 2006.
- [82] A. Revel : « Support Vector Machines - Séparateurs à vaste marge. » <http://pageperso.univ-lr.fr/arnaud.revel/MesPolys/SVM.pdf>.
- [83] C. Cortes et V. Vapnik : « Support-Vector Networks ». *Machine Learning*, 20(3) :273–297, 1995.
- [84] Morette N, Ditchi T and Oussar Y (2018), « Partial Discharges Measurements and Analysis as an Evaluation Tool for the Reliability of Polymeric-Insulated Cables used under HVDC Conditions », In 2018 IEEE 2nd International Conference on Dielectrics (ICD)., jul, 2018. IEEE.
- [85] Morette N, Ditchi T and Oussar Y (2020), « Feature extraction and ageing state recognition using partial discharges in cables under HVDC », *Electric Power Systems Research.*, jan, 2020. Vol. 178, pp. 106053. Elsevier BV.
- [86] Sutton O (2012), « Introduction to k Nearest Neighbour Classification and Condensed Nearest Neighbour Data Reduction »
- [87] Katsuta G, Suzuki H, Eshima H and Endoh T (), « Discrimination of partial discharge from noise in XLPE cable lines using a neural network », In [1993] *Proceedings of the Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems*. IEEE.
- [88] Ardila-Rey J, Mart\inez-Tarifa J, Robles G and Rojas-Moreno M (2013), « Partial discharge and noise separation by means of spectral-power clustering techniques », *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation.*, aug, 2013. Vol. 20(4), pp. 1436-1443. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

- [89] Alvarez F, Ortego J, Garnacho F and Sanchez-Uran M (2016), « A clustering technique for partial discharge and noise sources identification in power cables by means of waveform parameters », *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation.*, feb, 2016. Vol. 23(1), pp. 469-481. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [90] Aldrian R, Montanari GC, Cavallini A and Suwarno (2017), « Signal separation and identification of partial discharge in XLPE insulation under DC voltage », In 2017 1st International Conference on Electrical Materials and Power Equipment (ICEMPE)., may, 2017. IEEE.
- [91] <http://pageperso.univ-lr.fr/arnaud.revel/MesPolys/SemiSupervise.pdf>
- [92] Joachims T (1999), « Transductive Inference for Text Classification Using Support Vector Machines », In *Proceedings of the Sixteenth International Conference on Machine Learning*. San Francisco, CA, USA , pp. 200–209. Morgan Kaufmann Publishers Inc..
- [93] Jia J and Cai L (2005), « A TSVM-Based Minutiae Matching Approach for Fingerprint Verification », In *Advances in Biometric Person Authentication*. Berlin, Heidelberg , pp. 85-94. Springer Berlin Heidelberg.
- [94] Wang J, Shen X and Pan W (2007), « On transductive support vector machines ».
- [95] Oussar Y, Ahriz I, Denby B and Dreyfus G (2011), « Indoor localization based on cellular telephony RSSI fingerprints containing very large numbers of carriers », *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking.*, aug, 2011. Vol. 2011(1) Springer Nature.
- [96] <http://svmlight.joachims.org/>
- [97] O. Alaoui Ismaili : « Clustering prédictif : décrire et prédire simultanément », Thèse de doctorat de L'Université Paris-Saclay.
- [98] Lin Y-H (2011), « Using K-Means Clustering and Parameter Weighting for Partial-Discharge Noise Suppression », *IEEE Transactions on Power Delivery.*, oct, 2011. Vol. 26(4), pp. 2380-2390. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [99] Steinley D (2006), « K-means clustering : A half-century synthesis », *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology.*, may, 2006. Vol. 59(1), pp. 1-34. Wiley.
- [100] Adhikary JR and Murty MN (2012), « Feature Selection for Unsupervised Learning », In *Neural Information Processing*. , pp. 382-389. Springer Berlin Heidelberg.
- [101] Maha Ghribi, Pascal Cuxac, Jean-Charles Lamirel, Alain Lelu. « Mesures de qualité de clustering de documents : Prise en compte de la distribution des mots clés. » 10ième Conférence Internationale Francophone sur l'Extraction et la Gestion des Connaissances - EGC 2010, Jan 2010, Hammamet, Tunisie. fhal-00614071f
- [102] Rousseeuw PJ (1987), « Silhouettes : A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis », *Journal of Computational and Applied Mathematics.*, nov, 1987. Vol. 20, pp. 53-65. Elsevier BV.
- [103] Glorot X, Bordes A and Bengio Y (2011), « Domain Adaptation for Large-scale Sentiment Classification : A Deep Learning Approach », In *Proceedings of the 28th International Conference on International Conference on Machine Learning*. USA , pp. 513-520.
- [104] Wang Q, Michau G and Fink O (2019), « Domain Adaptive Transfer Learning for Fault Diagnosis », In 2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Paris)., may, 2019.
- [105] Chawla NV, Bowyer KW, Hall LO and Kegelmeyer WP (2002), « SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique », *Journal of Artificial Intelligence Research.*, jun, 2002. Vol. 16, pp. 321-357. AI Access Foundation.
- [106] Morshuis P, Cavallini A, Fabiani D, Montanari G and Azcarraga C (2015), « Stress conditions in HVDC equipment and routes to in service failure », *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation.*, feb, 2015. Vol. 22(1), pp. 81-91. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

- [107] Judd M, Siew W, Hu X, Corr E, Zhu M, Reid A, Mountassir O, Cristobal M, Giussani R and Seltzer-Grant M (2015), « Partial Discharges under HVDC Conditions », 12, 2015.
- [108] CIGRE Working Group Report 1969 « Recognition of Discharges », Electra, No. 11.
- [109] Raymond WJK, Illias HA and Bakar AHA (2017), « High noise tolerance feature extraction for partial discharge classification in XLPE cable joints », IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation., feb, 2017. Vol. 24(1), pp. 66-74. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [110] Sarkar J and Patil R (2014), « Detection of Partial Discharges Occurring in HVDC Environment », 06, 2014.

Annexe A

1. Procédure de conception des classifieurs pour la méthode des TSVM linéaires

La procédure suivante est mise en oeuvre afin de sélectionner l'hyperparamètre C et la variable la plus pertinente, par validation simple, dans le cadre de l'implémentation des TSVM linéaires. Cette procédure est réitérée afin de sélectionner le couple de variables le plus pertinent.

Etape 1 :

Définition d'un ensemble de n valeurs de $C=[C_1 \dots C_n]$

Définition d'un nombre $p = 10$ tirages sur la composition des plis

Etape 2 :

- pour $i = 1 : N_{Max}$, avec N_{Max} , le nombre de variables disponibles
- On considère chaque variable d'entrée séparément, de la première à la i ème
 - pour $j = 1 : n$
 - On considère la valeur C_j
 - pour l'hyper-paramètres C_j
 - pour $l = 1 : 10$
 - On tire une répartition aléatoire des exemples qui composent les ensembles de validation et d'apprentissage
 - On effectue la procédure de validation simple et on calcule le score de validation
 - fin de la boucle sur l
 - On calcule la moyenne et l'écart type du score de validation sur l'ensemble des 10 répartitions des données au sein des ensembles de validation et d'apprentissage
 - fin de la boucle sur j
 - On sauvegarde la meilleure moyenne du score de validation sur les 10 répartitions (avec l'écart type) et l'hyperparamètre C_j correspondant
- fin de la boucle sur i

On sélectionne la variable d'entrée qui donne la meilleure moyenne du score de validation

Etape 3 :

On réitère les deux premières étapes avec toutes les combinaisons de deux variables possibles.

2. Procédure de conception des classifieurs pour la méthode des SVM non linéaires

La procédure présentée ci-dessous est mise en oeuvre pour la sélection des hyperparamètres C et σ et le nombre de variables pertinentes, par validation croisée à 3 plis, dans le cadre de l'implémentation des SVM non linéaires :

Etape 1 :

Classement des N variables par ordre de pertinence selon la méthode de Gram-Schmidt

Etape 2 :

Définition d'un ensemble de n_1 valeurs de $C=[C_1 \dots C_{n_1}]$

Définition d'un ensemble de n_2 valeurs de $\sigma=[\sigma_1 \dots \sigma_{n_1}]$

Définition d'un nombre $p = 10$ tirages sur la composition des plis

Etape 3 :

- pour $i = 1 : N_{Max}$
- On considère les variables d'entrée pertinentes de la première à la i ème
 - pour $j = 1 : n_1$
 - On considère la valeur C_j
 - pour $k = 1 : n_2$
 - On considère la valeur σ_k
 - pour le couple d'hyper-paramètres (C_j, σ_k)
 - pour $l = 1 : 10$
 - On tire une répartition aléatoire des exemples qui composent les plis
 - On effectue la procédure de validation croisée à 3 plis et on calcule les scores de validation et de précision sur les trois plis
 - fin de la boucle sur l
 - On calcule la moyenne et l'écart type des scores de validation et de précision sur l'ensemble des 10 répartitions de plis
 - fin de la boucle sur k
 - fin de la boucle sur j
 - On sauvegarde la meilleure moyenne du score de validation sur les 10 répartitions (avec l'écart type) et les scores de précision moyens associés ainsi que le couple (C_j, σ_k) correspondant
- fin de la boucle sur i

On sélectionne les N variables d'entrée les plus pertinentes qui donnent le meilleur compromis entre un score de validation et des précisions moyennes élevés sur les deux classes

3. Sélection d'un couple de variables pour tous les environnements

La procédure suivante est réalisée pour sélectionner un couple de variables performant pour tous les environnements ainsi que l'hyperparamètre C par la méthode de validation croisée, dans le cadre de la mise en œuvre de la méthode des SVM linéaires

Etape 1 :

On définit les couples de variables d'entrée possibles $CV_{max} = 190$

Etape 2 :

Définition d'un ensemble de n valeurs de $C=[C_1 \dots C_n]$

Définition d'un nombre $p = 10$ tirages sur la composition des plis

Etape 3 :

- pour $i = 1 : CV_{max}$
- On considère le i ème couple de variables d'entrée
 - pour $j = 1 : n$
 - On considère la valeur C_j
 - pour l'hyper-paramètre C_j
 - pour $l = 1 : 10$
 - On tire une répartition aléatoire des exemples qui composent les plis
 - On effectue la procédure de validation croisée à 3 plis et on calcule les scores de validation et de précision sur les trois plis
 - fin de la boucle sur l
 - On calcule la moyenne et l'écart type des scores de validation et de précision sur les 10 répartitions de plis
 - fin de la boucle sur j
 - On sauvegarde la meilleure moyenne du score de validation (avec l'écart type) et les scores de précision moyens associés ainsi que l'hyperparamètre C_j correspondant
- fin de la boucle sur i

Etape 4 :

On réitère ces trois premières étapes dans chaque environnement

Etape 5 :

On choisit le couple de variables d'entrée qui donne la meilleure somme de la moyenne du score de validation et des scores de précision sur tous les environnements

Résumé : Le phénomène de DP est considéré comme l'une des principales causes de dégradation des matériaux isolants utilisés dans l'appareillage haute tension et accélère leur vieillissement. La mesure des décharges partielles (DP) constitue un outil d'évaluation pour le contrôle et le diagnostic des systèmes d'isolation électriques soumis à de très hautes tensions. Cette mesure est particulièrement importante pour les industriels, afin d'anticiper leur claquage. Dans la perspective de stimuler le développement des énergies renouvelables, le transport de l'énergie électrique sous courant continu est économiquement et techniquement avantageux. Cependant, la relation entre les caractéristiques des décharges partielles et l'état de dégradation de l'isolation des câbles sous haute tension continue (HVDC) n'est à ce jour, pas clairement établie. Dans cette thèse, une approche à la fois théorique, expérimentale et numérique a été développée dans le but d'établir une méthodologie pour la reconnaissance de l'état de dégradation des matériaux isolants à partir de la mesure de DP sous tension continue. Des dispositifs de mesure originaux ont été conçus pour la mesure de DP au sein de différents types de câbles sous HVDC. Afin de collecter des signaux de DP utiles au diagnostic, c'est-à-dire potentiellement informatifs vis-à-vis de l'état de dégradation de l'isolation, les signaux parasites doivent être éliminés. En effet, ces signaux pourraient conduire à de mauvaises conclusions sur l'état général des systèmes d'isolation HVDC et entraîner des déconnexions non nécessaires des équipements ou encore des pannes non anticipées. Le problème de la discrimination des signaux de décharges partielles du bruit a été traité au sein de systèmes d'isolation électriques variés, à travers l'implémentation de méthodes d'apprentissage artificiel. Une fois les bases de données exemptes de signaux parasites, des techniques d'extraction, de classement et de sélection de variables, combinées à l'utilisation de méthodes de classification, ont été mises en oeuvre pour la reconnaissance de l'état de dégradation des systèmes d'isolation électrique sous DC. Des scores de reconnaissance proches de 100% ont été obtenus pour différents types de câbles.

Abstract : Partial discharges (PD) are one of the key drivers of degradation and ageing of insulating materials used in high-voltage switchgear. Consequently, partial discharges measurement has become an essential assessment tool for the monitoring and diagnosis of insulation systems under high voltage. This measurement is especially important for manufacturers, in order to anticipate breakdowns by collecting accurate indications on the degradation state of insulating materials. The majority of the work on PD has focused on AC applications for the electrical energy supply. Given the continuing growth of renewable energy, the transport under direct current (DC) is economically advantageous. However, the relationship between the characteristics of partial discharges and the degradation of cables insulation under high voltage direct current (HVDC) remains unclear. To tackle this question, we initiated a study on partial discharges under DC voltage for the diagnosis of electrical insulation systems present in HVDC equipment. A theoretical, experimental and numerical approach has been used in order to develop a methodology for ageing state recognition of insulating materials under DC. For this purpose, original measuring devices have been developed and PD measurements were performed within different cable types under HVDC. In order to ensure a reliable monitoring and diagnosis of the insulation of HV equipment, noise signals must be eliminated. In fact, errors in the interpretation of PD measurements may lead to false conclusions in the diagnostics (e.g., unnecessary disconnections of the equipment or unexpected failures). This thesis tackles the problem of the discrimination of partial discharge and noise signals acquired in different insulating systems by applying machine learning methods. The techniques developed are a promising tool to improve the diagnostics of insulation of HV equipment under HVDC, where the need to discard automatically noise signals with high accuracy is of great importance. Once disturbances were eliminated from the databases, ageing state recognition was performed on different cable types using the PD signals collected. The feature extraction, ranking and selection methods, combined with classification techniques allowed to obtain recognition rates up to 100%.