

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE**

UNIVERSITE DJILLALI LIABES DE SIDI BEL ABBES



**Faculté de Génie Electrique
Département d'Electrotechnique**

THÈSE

Présenté par :

Senoussaoui Mohammed El Amine

Pour l'obtention du diplôme de :

Doctorat Es-Sciences en Electrotechnique

Option : **Haute Tension**

Intitulé de la thèse :

**Contributions des techniques intelligentes au
diagnostic industriel des transformateurs de
puissance**

Présenté devant le jury composé de :

Dr HADJERI Samir
Dr BRAHAMI Mostéfa
Dr FOFANA Issouf
Dr TILMATINE Amar
Dr FLAZI Samir
Dr SMAILI Atallah

Prof	Président
Prof	Directeur de thèse
Prof	Co-Encadreur
Prof	Examineur
Prof	Examineur
Prof	Examineur

UDL SBA
UDL SBA
UQAC Canada
UDL SBA
USTO MB Oran
U Tiaret

Soutenu le : 16/01/2019

Année universitaire : 2018/2019

Remerciement

Le travail de cette thèse a été effectué au sein du laboratoire ICEPS (Intelligent Control and Electrical Power Systems), rattaché à la faculté de génie électrique de l'Université Djillali Liabès de Sidi Bel-Abbès ainsi qu'à la Chaire de Recherche sur le Vieillissement de l'Appareillage installé sur les lignes à Haute Tension (ViAHT) de l'Université du Québec à Chicoutimi.

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements à mon Directeur de thèse Monsieur Mostéfa Brahmi Professeur à l'Université Djillali Liabès de Sidi Bel-Abbès pour m'avoir accueilli au laboratoire ICEPS dont il est le directeur et pour avoir dirigé les travaux de cette thèse. Je le remercie plus particulièrement pour sa disponibilité, la qualité de son encadrement et ses conseils, aussi bien scientifiques que personnels. Je tiens ici à lui témoigner mon respect et mon amitié.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur Issouf Fofana, Professeur à l'Université du Québec à Chicoutimi et titulaire de la chaire de recherche ViAHT, pour avoir accepté d'être mon co-directeur de thèse et de m'avoir accueilli au sein de son équipe ; de m'avoir fait bénéficier de son savoir, ainsi que pour le soutien permanent qu'il m'a apporté tout au long de ce travail. Qu'il soit assuré de ma profonde reconnaissance.

Je remercie Monsieur Hadjeri Samir professeur à l'Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès, pour m'avoir fait l'honneur de présider ce jury de thèse. Je remercie les membres du jury et rapporteurs Monsieur Tilmatine Ammar professeur à l'Université Djillali Liabès de Sidi BelAbbès, Monsieur Flazi Samir professeur à l'Université de sciences et technologie Oran, Monsieur Smaili Atallah professeur à l'Université de Tiaret pour avoir accepté de participer à mon jury de thèse.

Mes remerciement vont aussi à Monsieur Benfriha Hicham enseignant à l'université de Mascara, avec qui j'ai eu des échanges fructueux sur certains aspects de mon travail de thèse et ses connaissances en Data mining m'ont beaucoup aidé à résoudre certains problèmes et améliorer les résultats.

Je remercie aussi Madame Marie Lucia Yapi Ingénieur à la chaire de recherche ViAHT et Fethi Meghnefi docteur à UQAC qui m'ont beaucoup aidé à réaliser les tests et les analyses.

Enfin, je tiens également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Tables des Matières

Remerciement	1
Tables des Matières.....	2
Liste des figures	5
Liste des Tableaux.....	8
Introduction générale.....	9
Chapitre 1 : Le Transformateur de puissance et le défis du diagnostic : un état de l’art	12
1.1. Introduction	12
1.2. Transformateur de puissance	12
1.2.1. Définition :	13
1.2.2. Classification :	13
1.2.3. Constitution :	13
1.3. Défaillances, causes et statistiques :	14
1.4. Matériaux d’isolation.....	15
1.4.1. Isolation solide : Papier et Carton	16
1.4.2. Isolation liquide	20
1.4.3. Vieillissement du complexe huile/papier	24
1.5. Notes générales sur l’évaluation de l’état des transformateurs à des fins de maintenance	25
1.5.1. Maintenance : définition	26
1.5.2. Evaluation de l’état des transformateurs.....	27
1.6. Techniques de diagnostic et d’évaluation de l’état des transformateurs :.....	27
1.6.1. Techniques traditionnelles :	27
1.6.2. Techniques Modernes :	33
1.7. Conclusion :	40
Chapitre 2 : Analyse des Gaz Dissous	42
2.1. Introduction	42
2.2. Défauts des transformateurs	43
2.2.1. Décharges partielles (DP)	43
2.2.2. Décharges d’arc ou d’étincelle.....	44
2.2.3. Défaut thermique	44
2.3. Détectabilité des défauts par analyse des gaz dissous :	44
2.3.1. Gaz de défaut.....	46
2.3.2. Gazage parasite.....	51
2.4. Procédure de collecte des données de l’AGD	51
2.5. Prélèvement d’échantillons d’huile de transformateur.	51

2.6.	Extraction des gaz de l'huile.....	54
2.6.1	Extraction sous vide (vaccum extraction)	54
2.6.2	Extraction utilisant la méthode headspace	55
2.7.	L'analyse du mélange des gaz extraits.....	55
2.7.1	Chromatographie en phase gazeuse :	56
2.7.2	Spectroscopie photo-acoustique.....	58
2.8.	Interprétation des résultats obtenus.....	59
2.8.1	Gaz clés :	60
2.8.2	Méthode D'IEEE (TDCG).....	61
2.8.3	Rapports de Rogers.....	63
2.8.4	Rapport de CEI.....	63
2.8.5	Méthode de Doernenburg	64
2.8.6	Triangle de Duval	65
2.8.7	Nomogramme de Church :	67
2.8.8	L'incorporation de l'intelligence artificielle	68
2.9.	Conclusion.....	68
Chapitre 3 : L'Intelligence artificielle et son application à l'interprétation de l'analyse des gaz dissous		69
3.1.	Introduction	69
3.2.	Apprentissage automatique.....	69
3.2.1	Tentatives de définition	69
3.2.2	Processus d'apprentissage	70
3.2.3	Catégories d'apprentissage	72
3.3.	Interprétation de l'AGD par les techniques d'apprentissage automatique	74
3.3.1	Revue de la littérature.....	74
3.3.2	Aperçu des matériels et méthodes.....	75
3.3.3	Expériences et discussion des résultats	87
3.4.	Conclusion.....	100
Chapitre 4 : Étude de l'influence des produits de dégradation sur le phénomène de dégagement de gaz dans l'huile.....		102
4.1.	Introduction	102
4.2.	Procédure expérimentale :	102
4.2.1.	Test de vieillissement accéléré.....	102
4.2.2.	Préparation des échantillons	104
4.2.3.	Méthodologie d'étude.....	105
4.3.	Résultats de l'application de différentes contraintes	105

4.3.1. Contraintes électriques :	107
4.3.2. Contrainte thermique	110
4.3.3. Contraintes combinées.....	114
4.4. Conclusion.....	115
Conclusion Générale	117
Bibliographie.....	120
:ملخص	129
Résumé:.....	129
Abstract :	129

Liste des figures

FIGURE 1. 1 MODELE TYPIQUE DES DEFAILLANCES DES TRANSFORMATEURS « COURBE EN BAINNOIRE »	15
FIGURE 1. 2 POLYMER DE CELLULOSE	16
FIGURE 1. 3 DETAIL D'UNE FIBRE DE CELLULOSE	17
FIGURE 1. 4 LES DIFFERENTS PROCESSUS DE DEGRADATION DE LA CELLULOSE.....	19
FIGURE 1. 5 STRUCTURE CHIMIQUE DES DERIVES FURANQUES [16]	19
FIGURE 1. 6 SCHEMA SIMPLIFIE DE LA DEGRADATION DE L'ISOLATION EN FONCTION DE DIFFERENTES CONTRAINTES [7].....	25
FIGURE 1. 7 PRINCIPE DU MECANISME DE DEFECT	25
FIGURE 1. 8 STRATEGIES DE MAINTENANCE [25]	27
DEGRADATION DU PAPIER	30
FIGURE 1. 9 CIRCUIT SIMPLIFIE DE LA MESURE PAR RVM	35
FIGURE 1. 10 EXEMPLE DE MESURE PAR RVM (AVEC I_C = COURANT DE CHARGE, T_D = TEMPS DE DECHARGE, V_R = TENSION DE RECOUVREMENT).....	35
FIGURE 1. 11 COURBES DE LA REPONSE EN TENSION MAXIMALE EN FONCTION DU TEMPS DE CHARGE POUR DIFFERENTS TRANSFORMATEURS D'AGE DIFFERENTS [8].	35
FIGURE 1. 12 CIRCUIT SIMPLIFIE DE LA MESURE PAR PDC [34].	36
FIGURE 1. 13 ALLURE DES COURBES DE POLARISATION ET DE DEPOLARISATION [8].....	36
FIGURE 1. 14 LA REPONSE FREQUENTIELLE AVANT ET APRES UN COURT CIRCUIT	38
FIGURE 2. 1 EVOLUTION DE LA DECHARGE PARTIELLE	44
FIGURE 2. 2 MODELE FONCTIONNEL DE DEFAILLANCES DES TRANSFORMATEURS. DEFAUTS TYPIQUES DETECTABLE AU MOYEN DE AGD [49].....	45
FIGURE 2. 3 PROCESSUS DE DEGRADATION DE L'ISOLATION DANS LES TRANSFORMATEURS A RESPIRATION LIBRE.	48
FIGURE 2. 4 RADICAUX LIBRES RESULTANT DE L'ECHAUFFEMENT DE L'HUILE MINERALE.....	48
FIGURE 2. 5 STRUCTURE CHIMIQUE DES GAZ DISSOUS DANS L'HUILE DES TRANSFORMATEURS	49
FIGURE 2. 6 EVOLUTION DES GAZ HYDROCARBURES DANS LES HUILES DE TRANSFORMATEURS EN FONCTION DE LA TEMPERATURE.....	50
FIGURE 2. 7 EXEMPLE DE SERINGUE EN VERRE	52
FIGURE 2. 8 PROCEDURE DE PRELEVEMENT D'ECHANTILLONS D'HUILE POUR AGD.....	53
FIGURE 2. 9 LA METHODE HEADSPACE	55
FIGURE 2. 10 SEPARATION D'UN MELANGE DE DEUX COMPOSES EN CPG.....	56
FIGURE 2. 11 UN CHROMATOGRAMME GAZEUX TYPIQUE	57
FIGURE 2. 12 PRINCIPAUX COMPOSANTS DE LA CHROMATOGRAPHIE [58]	57
FIGURE 2. 13 DIMENSIONS DU PIC CHROMATOGRAPHIQUE	58
FIGURE 2. 14 PRINCIPE DE L'EFFET PHOTO-ACOUSTIQUE : LE FAISCEAU LUMINEUX MODULE (OU IMPULSIONNEL) EST FOCALISE, UNE ONDE SONORE EST GENEREE ET DETECTEE [61].....	59
FIGURE 2. 15 ABSORPTION CARACTERISTIQUE DES GAZ DE DEFECT	59
FIGURE 2. 16 GRAPHIQUES DE LA METHODE DES GAZ CLES	61
FIGURE 2. 17 ORGANIGRAMME DE LA METHODE DE DOERNENBURG	65
FIGURE 2. 18 TRIANGLE DE DUVAL ET LES DIFFERENTES ZONES DE DEFECTS.	66

FIGURE 2. 19 NOMOGRAMME DE CHURCH.....	67
FIGURE 3. 1 PROCESSUS D'APPRENTISSAGE DU MACHINE LEARNING.	70
FIGURE 3. 2 CATEGORIES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE.....	72
FIGURE 3. 3 ILLUSTRATION DE LA DIFFERENCE ENTRE REGRESSION ET CLASSIFICATION	73
FIGURE 3. 4 APPRENTISSAGE A) SUPERVISE VS B) NON-SUPERVISE.....	73
FIGURE 3. 5 RESUME STATISTIQUE DES DONNEES DE DETECTION DE DEFAULT	76
FIGURE 3. 6 RESUME STATISTIQUE DES DONNEES DE DISCRIMINATION DU TYPE DE DEFAULT.....	76
FIGURE 3. 7 RESUME STATISTIQUE DES DONNEES DE DETERMINATION DE LA GRAVITE DU DEFAULT ELECTRIQUE.....	77
FIGURE 3. 8 RESUME STATISTIQUE DES DONNEES DE DETERMINATION DE LA GRAVITE DU DEFAULT THERMIQUE.....	77
FIGURE 3. 9 DISPERSION DES DONNEES DE DETECTION DE DEFAULT AVANT ET APRES TRANSFORMATION	78
FIGURE 3. 10 DISPERSION DES DONNEES DU TYPE DE DEFAULT AVANT ET APRES TRANSFORMATION	79
FIGURE 3. 11 DISPERSION DES DONNEES DE DETERMINATION DE LA GRAVITE DE DEFAULT ELECTRIQUE AVANT ET APRES TRANSFORMATION	79
FIGURE 3. 12 DISPERSION DES DONNEES DE DETERMINATION DE LA GRAVITE DE DEFAULT THERMIQUE AVANT ET APRES TRANSFORMATION.....	80
FIGURE 3. 13 UN RESEAU DE TYPE PERCEPTRON MULTICOUCHE	81
FIGURE 3. 14 ILLUSTRATION D'UN EXEMPLE DE 31-PLUS PROCHES VOISINS	82
FIGURE 3. 15 ARBRE DE DECISION POUR CLASSIFICATION BINAIRE.....	83
FIGURE 3. 16 EXEMPLE DE RESEAUX BAYESIENS (A) VALIDE (B) INVALIDE.....	83
FIGURE 3. 17 PRINCIPE DE BAGGING	85
FIGURE 3. 18 ILLUSTRATION DU PRINCIPE DE L'ALGORITHME ADABOOST	85
FIGURE 3. 19 PRINCIPE DE DEVISION DE DONNEES DANS LA VALIDATION CROISEE	86
FIGURE 3. 20 PRECISION ET ASC MOYENNE DE DIFFERENTS MODELES POUR LA DETECTION DE DEFAULTS PAR RAPPORT A CHAQUE ALGORITHME DE CLASSIFICATION.	88
FIGURE 3. 21 PRECISION ET ASC MOYENNE DE DIFFERENTS MODELES POUR LA DETECTION DE DEFAULTS PAR RAPPORT A CHAQUE TECHNIQUE DE PRETRAITEMENT DES DONNEES.....	89
FIGURE 3. 22 PRECISION ET ASC MOYENNE DE DIFFERENTS MODELES POUR LA DISCRIMINATION DU TYPE DE DEFAULT PAR RAPPORT A CHAQUE ALGORITHME DE CLASSIFICATION.	90
FIGURE 3. 23 PRECISION ET ASC MOYENNE DE DIFFERENTS MODELES POUR LA DISCRIMINATION DU TYPE DE DEFAULT PAR RAPPORT A CHAQUE TECHNIQUE DE PRETRAITEMENT DES DONNEES.	91
FIGURE 3. 24 PRECISION ET ASC MOYENNE DE DIFFERENTS MODELES POUR DETERMINER LA GRAVITE DU DEFAULT ELECTRIQUE PAR RAPPORT A CHAQUE ALGORITHME DE CLASSIFICATION.....	93
FIGURE 3. 25 PRECISION ET ASC MOYENNE DE DIFFERENTS MODELES POUR POUR DETERMINER LA GRAVITE DU DEFAULT ELECTRIQUE PAR RAPPORT A CHAQUE TECHNIQUE DE PRETRAITEMENT DES DONNEES.	93

FIGURE 3. 26 PRECISION ET ASC MOYENNE DE DIFFERENTS MODELES POUR DETERMINER LA GRAVITE DU DEFAUT THERMIQUE PAR RAPPORT A CHAQUE ALGORITHME DE CLASSIFICATION.....	94
FIGURE 3. 27 PRECISION ET ASC MOYENNE DE DIFFERENTS MODELES POUR POUR DETERMINER LA GRAVITE DU DEFAUT THERMIQUE PAR RAPPORT A CHAQUE TECHNIQUE DE PRETRAITEMENT DES DONNEES	94
FIGURE 3. 28 COURBE D'APPRENTISSAGE DU RESEAU BAYESIEN	96
FIGURE 3. 29 COURBE D'APPRENTISSAGE DU RESEAU MULTICOUCHE.....	96
FIGURE 3. 30 COURBE D'APPRENTISSAGE DE L'ARBRE DE DECISION J48	97
FIGURE 3. 31 COURBE D'APPRENTISSAGE DE L'ALGORITHME K PLUS PROCHE VOISIN (K-NN)..	97
FIGURE 3. 32 COURBE D'APPRENTISSAGE DU RESEAU BAYESIEN EN CONSIDERANT LES TECHNIQUES DE PRETRAITEMENT DE DONNEES	98
FIGURE 3. 33 COURBE D'APPRENTISSAGE DU RESEAU MULTICOUCHE EN CONSIDERANT LES TECHNIQUES DE PRETRAITEMENT DE DONNEES	98
FIGURE 3. 34 COURBE D'APPRENTISSAGE DE L'ARBRE DE DECISION J48 EN CONSIDERANT LES TECHNIQUES DE PRETRAITEMENT DE DONNEES	99
FIGURE 3. 35 COURBE D'APPRENTISSAGE DE L'ALGORITHME K PLUS PROCHE VOISIN (K-NN) EN CONSIDERANT LES TECHNIQUES DE PRETRAITEMENT DE DONNEES.....	99
FIGURE 4. 1 FOUR A CONVECTION POUR LE TEST DE VIEILLISSEMENT.....	103
FIGURE 4. 2 ECHANTILLONS DES HUILES ETUDIEES	104
FIGURE 4. 3 SYSTEME DE DESHUMIDIFICATION ET DEGAZAGE DE L'HUILE	104
FIGURE 4. 4 METHODOLOGIE DE L'INVESTIGATION DE L'INFLUENCE DES PRODUITS DE DECOMPOSITION SUR LE DEGAGEMENT DES GAZ	105
FIGURE 4. 5 ANALYSE DES GAZ DISSOUS DANS LES DIFFERENTES HUILES AVANT CONTRAINTES	106
FIGURE 4. 6 COMPARAISON DE LA TURBIDITE, DDP ET TDCG DES HUILES UTILISEES AVANT APPLICATION DES CONTRAINTES	106
FIGURE 4. 7 SYSTEME DE TEST DE DIELECTRIQUE LIQUIDE MODELE LD75	107
FIGURE 4. 8 VARIATION DE LA RIGIDITE DIELECTRIQUE EN FONCTION DU NOMBRE DES CLAQUAGES	108
FIGURE 4. 9 ANALYSE DES GAZ DISSOUS DANS LES DIFFERENTES HUILES APRES CLAQUAGE... ..	108
FIGURE 4. 10 COMPARAISON DE LA TURBIDITE, DDP ET TDCG DES HUILES UTILISEES APRES TEST DE CLAQUAGE.....	109
FIGURE 4. 11 DISPOSITIF EXPERIMENTAL POUR L'APPLICATION DE LA CONTRAINTE THERMIQUE	111
FIGURE 4. 12 EVOLUTION DE LA TEMPERATURE DES HUILES EN FONCTION DU TEMPS DE L'ECHAUFFEMENT	111
FIGURE 4. 13 ANALYSE DES GAZ DISSOUS DANS LES DIFFERENTES HUILES APRES DEFAUT THERMIQUE.....	112
FIGURE 4. 14 TDCG ET TURBIDITE AVANT APRES APPLICATION LA CONTRAINTE THERMIQUE	113
FIGURE 4. 15 ANALYSE DES GAZ DISSOUS DANS LES DIFFERENTES HUILES APRES APPLICATION DES CONTRAINTES COMBINEES.....	114
FIGURE 4. 16 TDCG ET TURBIDITE POUR DIFFERENTES ETAPES DE L'ETUDE	115

Liste des Tableaux

TABLEAU 1. 1 CAUSES DE DEFAILLANCES DES TRANSFORMATEURS [7].....	14
TABLEAU 1. 2 LES APPLICATIONS DE DIFFERENTS TYPES DES LIQUIDES ISOLANTS [18]	22
TABLEAU 1. 3 ETAT RELATIVE DE L'HUILE BASE SUR SA COULEUR.....	28
TABLEAU 1. 4 VALEURS LIMITES DE LA TENEUR EN EAU DE L'HUILE.....	29
TABLEAU 1. 5 MESURE DIRECT SUR PAPIER CELLULOSIQUE	30
TABLEAU 2. 1 ÉNERGIES REQUISES POUR BRISER LES LIAISONS MOLECULAIRES.....	46
TABLEAU 2. 2 COEFFICIENTS DE SOLUBILITE DES GAZ, ETALONNES POUR LA METHODE D'EXTRACTION PAR SERINGUE	54
TABLEAU 2. 3 COEFFICIENT D'OSTWALD.....	55
TABLEAU 2. 4 INTERPRETATION PRINCIPALE DES GAZ DISSOUS DANS L'HUILE.....	60
TABLEAU 2. 5 LIMITES DE CONCENTRATION DES GAZ DISSOUS DANS L'HUILE SELON IEEE.....	62
TABLEAU 2. 6 VERSION MODIFIEE DES RAPPORTS DE ROGERS.....	63
TABLEAU 2. 7 MODELE D'INTERPRETATION DE CEI	64
TABLEAU 2. 8 METHODE DES RAPPORTS DE DOERNENBURG.	64
TABLEAU 2. 9 LES NIVEAUX LIMITES DES GAZ DE DOERNENBURG.....	64
TABLEAU 2. 10 NIVEAUX LIMITES DES CONCENTRATIONS DES GAZ	66
TABLEAU 2. 11 INTERPRETATION DE DIFFERENTES ZONES DU TRIANGLE DE DUVAL.	66
TABLEAU 3. 1 FORME ET REPARTITION DES DONNEES.....	75
TABLEAU 3. 2 PERFORMANCE DES CLASSIFICATEURS POUR LA DETECTION DES DEFAUTS	88
TABLEAU 3. 3 PERFORMANCE DES CLASSIFICATEURS POUR LA DISCRIMINATION DU TYPE DE DEFAULT.	90
TABLEAU 3. 4 PERFORMANCE DES CLASSIFICATEURS POUR DETERMINER LA GRAVITE DU DEFAULT ELECTRIQUE.....	92
TABLEAU 3. 5 PERFORMANCE DES CLASSIFICATEURS POUR DETERMINER LA GRAVITE DU DEFAULT THERMIQUE.....	92
TABLEAU 4. 1 INTERPRETATION DE L'AGD SUITE A UNE CONTRAINTE ELECTRIQUE	110
TABLEAU 4. 2 INTERPRETATION DE L'AGD SUITE A UN POINT CHAUD	113

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

L'industrie de l'énergie électrique est habituellement divisée en trois sections fonctionnelles, y compris la production, le transport et la distribution. Les transformateurs de puissance, les changeurs de prises en charge, les disjoncteurs, les transformateurs de mesure, les batteries de sous-station et l'appareillage de connexion sont les principaux dispositifs d'une infrastructure de transport et de distribution qui permettent de transférer l'énergie des centrales électriques au consommateur. Ces dispositifs sont des actifs critiques, s'ils tombent en panne ils peuvent entraîner l'interruption du service de l'approvisionnement en électricité, des risques personnels et environnementaux et des coûts de réparation élevés. Par conséquent, ces actifs critiques doivent être surveillés de près et de manière continue afin d'évaluer leurs conditions d'exploitation et d'assurer leur disponibilité maximale. En particulier, les gros transformateurs de puissance immergés dans l'huile font partie des actifs les plus coûteux des réseaux de transport et de distribution d'électricité. En termes d'investissement, ces équipements représentent près de 60 % du prix d'un poste de transformation. En conséquence, en tant qu'équipement majeur dans les systèmes électriques, son bon fonctionnement est indispensable pour permettre une exploitation efficace et fiable des réseaux électriques. De cet état de fait et des contraintes économiques actuelles, les compagnies d'électricité sont par conséquent obligées de s'inquiéter de la maintenance des transformateurs de puissance. Pour faire face à ce problème, ces compagnies ont changé leurs stratégies de maintenance et la gestion de ses parcs des transformateurs en abandonnant la maintenance régulière au profit de la stratégie de maintenance centrée sur la fiabilité (reliability centered maintenance RCM), ou la maintenance basée sur l'état de l'équipement (condition based maintenance), dans le but de prolonger la durée de service des transformateurs. En d'autres termes, profiter du service des transformateurs jusqu'au dernier moment de leurs vies avec le minimum de maintenance tout en prévoyant leur arrêt.

Le but premier de la stratégie de maintenance basée sur l'évaluation de l'état du transformateur est de détecter les tout premiers signes de défauts et de surveiller le développement du vieillissement. Dans cette stratégie, pour faire le diagnostic il faut d'abord que le transformateur présente une anomalie, qui se traduit par des symptômes. Cela se fait à travers les techniques dites « Off-line ». Dans le cas de surveillance, les méthodes « On-line » sont utilisées pour répondre aux questions suivantes:

1. Est-ce que ça fonctionne correctement?
2. Y a-t-il un défaut?
3. Le défaut est-il grave?
4. Est-ce que le transformateur peut rester en service?

Des moyens de surveillance et de diagnostic fiables constituent donc un outil économique de planification de l'entretien du réseau électrique.

Ces dernières années, des changements et des développements rapides ont été observés dans le domaine de la surveillance et de l'évaluation de l'état des transformateurs. Les

performances et la fiabilité des transformateurs peuvent être grandement améliorées en utilisant des systèmes avancés de diagnostic de pannes en ligne et hors ligne.

L'analyse de l'huile à l'instar des analyses sanguines pour les êtres humains, notamment celle des gaz dissous représente l'une des techniques les plus précises et les plus riches en information. Elle peut être considérée comme outil de diagnostic off-line à travers une analyse et interprétation détaillée des différents gaz ou on-line en provoquant une alarme lorsque les limites admissibles de la quantité des gaz totale ou individuelle est dépassée.

De nos jours, grâce au progrès en matériels informatiques et des logiciels d'exploration de données basés essentiellement sur l'intelligence artificielle, l'analyse approfondie de divers phénomènes affectant le fonctionnement des transformateurs est devenue possible.

La présente thèse vise en premier lieu à exploiter la capacité des techniques intelligentes y compris les algorithmes de l'apprentissage automatique comme moyen de classification des défauts et de prise de décision et le prétraitement des données dont le but est d'extraire des informations utiles à partir des données brutes. Deuxièmement, compte tenu de la complexité du phénomène de dégagement des gaz, nous voulons étudier son évolution en parallèle avec la mesure des produits de décomposition non gazeux dans le but d'observer lequel de ces composés influe sur la production de l'autre.

Pour rendre compte au mieux des travaux entrepris, cette thèse sera structurée en quatre chapitres.

- Outre l'introduction, le premier chapitre est subdivisé en deux parties dont la première est une présentation générale du transformateur de puissance, ses types, ses composants ainsi que les causes de défaillance. Le système d'isolation représenté par le complexe huile/papier sera abordé en détail avec son mécanisme de dégradation et de vieillissement à la fin de la première partie à cause d'un côté, de son importance parmi les constituants du transformateur, car c'est lui qui détermine la vie du transformateur et d'un autre côté, il peut être considéré comme moyen de surveillance. La deuxième partie est consacrée aux techniques de diagnostic et de surveillance existantes dans la littérature.
- Le deuxième chapitre donne un état de l'art détaillé sur l'analyse des gaz dissous. Nous présenterons le mécanisme de dégagement des gaz, les techniques de mesure et de détection des gaz, la procédure d'analyse et enfin l'interprétation de résultats de mesure.
- Le troisième chapitre permettra de mettre en évidence l'impact de l'intelligence artificielle sur les résultats de recherche en diagnostic de matériel électrique. L'apprentissage automatique est l'un des sous domaines de l'intelligence artificielle qui sert à utiliser les données brutes pour prendre des décisions sera abordé en bref dans la première moitié de ce chapitre. La deuxième moitié présentera l'application des techniques d'apprentissage automatique dans le diagnostic des transformateurs spécialement à la détection des défauts naissants, à la détermination de son type et sa gravité. D'autres concepts permettant l'amélioration de résultats de diagnostic telles

que les techniques ensemblistes et les techniques de prétraitement des données seront aussi présentés.

- Le quatrième chapitre présente une étude expérimentale sur l'influence des produits de décomposition solides sur le dégagement des gaz combustibles dans l'huile du transformateur. Pour bien étudier l'interaction, des huiles de différents temps de vieillissement seront soumises à des contraintes électriques et thermiques, ensuite les gaz dissous, les produits de dégradation solubles et non solubles seront mesurés ensemble.

CHAPITRE 1

**LE TRANSFORMATEUR DE
PUISSANCE ET LE DEFIS DU
DIAGNOSTIC : UN ETAT DE L'ART**

Chapitre 1 : Le Transformateur de puissance et le défis du diagnostic : un état de l'art

1.1. Introduction

Le transformateur est l'un des éléments clés du réseau électrique tant sur le plan horizontal du fait de son nombre énorme et sa diversité dans ses formes, ses tailles et ses fonctions, ou au point de vue vertical où cet appareil représente 60% du coût d'un poste de transformation [1]. Le réseau électrique contient des dizaines de générateurs, mais on y trouve des milliers de transformateurs. Et bien sûr, il ne peut rivaliser avec sa dispersion que les câbles et lignes aériennes. L'importance de cet appareil qui est attribuée à leur coût d'investissement élevé et les pertes financières associées à leur indisponibilité justifie largement la recherche et la mise en place de moyens de surveillance (appelée aussi monitoring). L'objectif visé consiste à évaluer l'état effectif des transformateurs afin de limiter leurs risques de défaillances et d'éviter toute indisponibilité prolongée. Par ailleurs, dans l'optique de la réduction des coûts d'exploitation, la connaissance de l'état effectif du transformateur doit permettre d'optimiser la planification de la maintenance [2].

Dans ce chapitre on donne dans sa première partie un bref aperçu sur le transformateur, ses types et composants, et on se concentre sur le système d'isolation, car la durée de vie du transformateur dépend fortement de l'état de son isolation et la plupart des tests d'évaluation de l'état y sont effectués. La deuxième partie du chapitre récence les différentes techniques utilisées pour diagnostiquer les défauts et évaluer l'état des transformateurs, ces techniques soit elles sont déjà utilisées sur le terrain par les entreprises ou sont encore en cours de développement par les chercheurs.

1.2. Transformateur de puissance

Le réseau électrique est principalement divisé en deux sous-systèmes: le transport et la distribution. Le système de transport prend en charge le transfert d'énergie sur de grandes distances et le réseau de distribution distribue l'énergie à des niveaux de tension appropriés pour desservir les lieux de consommation. Alors que le transformateur a un rôle clé dans ces deux systèmes.

Traditionnellement, les transformateurs qui baissent la tension du réseau pour l'adapter à l'utilisation finale (généralement 400 V) sont appelés transformateurs de distribution. Le terme transformateur de puissance est réservé au transformateur utilisé pour des tensions et puissance plus élevées.

Les normes CEI ne font pas de distinction entre les transformateurs de distribution et ceux de puissance. Ce sont tous des transformateurs de puissance dans le sens où leur but est de transmettre la puissance d'un niveau de tension à un autre [3].

1.2.1. Définition :

Selon CEI «le transformateur de puissance est appareil statique à deux enroulements ou plus qui, par induction électromagnétique, transforme un système de tension et courant alternatif en un autre système de tension et de courant de valeurs généralement différentes à la même fréquence dans le but de transmettre de la puissance électrique » [4].

1.2.2. Classification :

On peut classer les transformateurs de puissance selon plusieurs aspects. Ces aspects sont indépendants les uns des autres [5] :

➤ *La puissance* [2] :

- Transformateurs de distribution : jusqu'à 2,5 MVA en triphasé ou 0,833MVA en monophasé.
- Transformateur de moyenne puissance : au-delà de 2,5 MVA et jusqu'à 100 MVA en triphasé et 33,3MVA en monophasé.
- Transformateur de grande puissance : au-delà de 100 MVA en triphasé 33,3 MVA en monophasé.

➤ *Le nombre de phases* : monophasé ou triphasé

➤ *Le milieu réfrigérant et le mode de refroidissement* : air ou huile, naturel ou forcé

➤ *Le rapport de transformation* : élévateur ou abaisseur

➤ *La forme du circuit magnétique* : colonne ou galette (cuirassé)

➤ *Type de respiration* : hermétique ou respiration libre

1.2.3. Constitution :

Quelle que soit sa catégorie, le transformateur de puissance se compose essentiellement des organes suivants :

- *La partie active* : comprenant le noyau de fer qui a pour fonction de canaliser le flux magnétique et les enroulements basse et moyenne tension dont leur fonction est de produire respectivement un flux variable au primaire et de créer une tension induite au secondaire, est fixée à l'intérieur d'une cuve métallique.
- *Les traversées* sont utilisées pour raccorder les enroulements du transformateur aux lignes électriques à travers la cuve;
- *Le changeur de prises* est utilisé pour régler la tension en fonction de la charge sur le réseau, en ajoutant ou en retranchant des spires des enroulements ;
- *Le système de refroidissement*, pour dissiper la chaleur et maintenir le transformateur à des températures acceptables. Le mode de refroidissement varie d'un transformateur à un autre selon le niveau de puissance, les exigences et l'utilisation du client;
- *Système d'isolation* : Huile et papier.
- *Divers accessoires* thermomètres, relais Buchholz, dessiccateur, réservoir d'expansion, etc..

1.3. Défaillances, causes et statistiques :

Les défaillances dans les transformateurs de puissances sont parmi les causes les plus fréquentes de l'interruption de longue durée du service de l'alimentation des réseaux électriques, accompagnée de sérieuses répercussions sur la fiabilité du système électrique.

La défaillance d'un transformateur peut se produire en raison de différentes causes et conditions, on peut définir une défaillance comme étant [6] :

- Une panne au niveau du transformateur suivie d'une indisponibilité forcée de service (dommages d'enroulement, défaut dans le changeur de prises...).
- Un problème nécessitant le débranchement du transformateur pour réparation, ou une maintenance extensive sur site (production excessive du gaz, présence d'humidité...).

Les défaillances pouvant apparaître dans un transformateur de différentes manières : électriques, thermiques ou mécaniques, d'origine interne ou externe. Le Tableau 1.1 répertorie certaines causes typiques de défaillance. En plus qu'ils se produisent dans la cuve principale, les défauts peuvent également se produire dans le changeur de prise, les traversées ou dans d'autres accessoires.

Tableau 1. 1 Causes de défaillances des transformateurs [7]

Causes Internes	Causes Externes
- Détérioration de l'isolation - Perte de serrage d'enroulement - Surchauffe - Contamination solide dans l'huile isolante - Décharge partielle - Défauts de conception et de fabrication	- Surtensions de manœuvres ou atmosphériques - Surcharge

En général, les probabilités de défaillances des transformateurs sont très élevées surtout au début et vers la fin de leur durée de vie théorique. Ceci est souvent représenté par une courbe en baignoire dite « courbe de fiabilité » comme le montre la Figure 1.1. Cette courbe montre que les transformateurs sont plus vulnérables aux défaillances dans les premières années que pendant leur âge mature. Les défaillances dans cette phase (zone A) sont généralement causées par des défauts de conception ou de construction. Cependant, les défaillances qui se produisent dans les premières années sont généralement couvertes par la garantie du fabricant. Dans la deuxième phase (zone B), le transformateur peut fonctionner jusqu'à 30 ans, avec des défaillances mineures. Après cette période, le transformateur devient très vulnérable aux défaillances (zone C). Ceci est dû aux différents phénomènes de vieillissement du transformateur. En effet, le temps nécessaire pour qu'un transformateur soit dans la zone C dépend de la politique de maintenance [7].

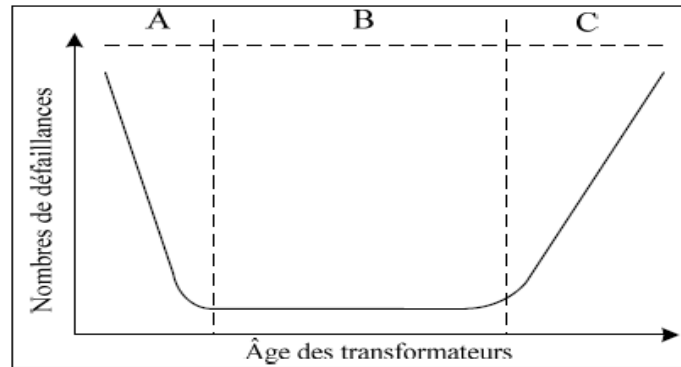


Figure 1. 1 Modèle typique des défaillances des transformateurs « Courbe en baignoire »

D'après les statistiques établies par William H. et Hartley P. E. entre 1997 et 2001, il a été confirmé que la défaillance des transformateurs est étroitement liée aux défauts d'isolations et que ces risques sont les plus élevés et les plus coûteux en termes de dépenses. Cette défaillance est déclenchée habituellement par les surtensions transitoires (foudre, surtensions de manœuvre), court-circuit, détérioration des enroulements, etc. [8]. Dans une autre enquête effectuée en Afrique du sud, sur 188 transformateurs, les défaillances de 56 d'entre eux ont été causées par le vieillissement de l'isolation [7].

1.4. Matériaux d'isolation

Il existe deux types d'application pour les matériaux diélectriques. Les diélectriques de plus grande permittivité sont utilisés dans les condensateurs puisqu'ils augmentent la capacité d'emmagasiner des charges. Les matériaux de plus faible permittivité sont utilisés comme isolants dans les appareils électriques [9].

Les isolants sont extrêmement diversifiés dans leur origine et leurs propriétés. Le bon fonctionnement des équipements de puissance tels que les transformateurs dépend fortement du choix judicieux des matériaux d'isolation et de les maintenir en bon état tout au long de leur vie. Cela exige une connaissance des types de matériaux traditionnels et contemporains disponibles et de la façon dont on s'attendrait à ce qu'ils se comportent dans un environnement d'exploitation particulier, surtout sur de longues périodes [10].

Pour les appareils électriques haute tension, différents matériaux isolants sont souvent combinés ensemble pour assurer une meilleure isolation, on parle alors de systèmes d'isolation. C'est le cas de plusieurs appareils à haute tension comme les câbles souterrains, les traversées et les transformateurs de puissance qui utilisent le papier combiné généralement à l'huile isolante minérale. L'huile remplit les pores du papier, mais aussi les vacuoles d'air qui sont inévitablement présentes entre les couches de papier enroulé sur les fils de cuivre [9].

1.4.1. Isolation solide : Papier et Carton

Les câbles HT remplis d'huile, les traversées capacitatives et les transformateurs de puissance consomment des quantités gigantesques d'isolant cellulosique mesurées en millions de tonnes. Ce qui lui permet d'être le choix préféré pour l'isolation solide, mais pas parce que c'est le meilleur. En fait, il n'aurait jamais été le matériel préféré s'il n'était pas disponible en abondance à partir de sources renouvelables naturelles-bois tendre [11].

1.4.1.1. Types d'isolation solide

On distingue trois types d'isolation solide

- **Isolation solide conventionnelle (papier Kraft)**

Le type de papier qui est conventionnellement employé à l'isolation est une variété particulière connue sous le nom du papier Kraft [12]. Le papier et le carton sont constitués de fibres de cellulose extraites de la pulpe du bois ou des fibres du coton qui a une composition chimique complexe. La plus grande partie des substances composant le bois est constituée par des polymères d'unités de glucose reliés les uns aux autres d'une manière spéciale comme indiqué dans la Figure 1.2. Il peut être représenté simplement comme $[C_5H_{10}O_5]_n$, en ignorant les atomes supplémentaires sur les groupes terminaux, où n est le degré de polymérisation (DP). L'unité répétée, cependant, est cellulobiose, constituée de deux unités de glucose [11].

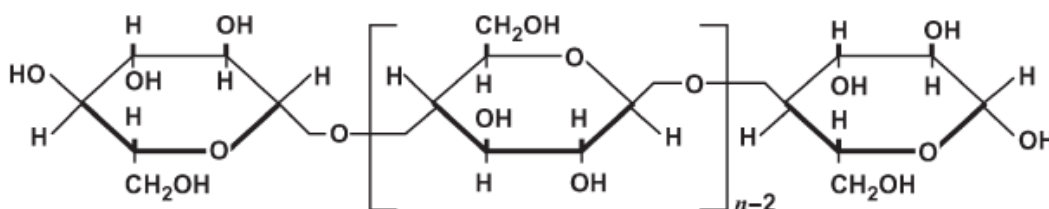


Figure 1. 2 Polymère de cellulose

Les composants peuvent être classés suivant leur proportion dans l'ordre suivant :

- les polysaccharides représentent environ 60 à 80 % du bois. Ils comprennent deux classes de macromolécules : la cellulose et les hémicelluloses
- les substances phénoliques (20 à 30 %) comprenant la lignine, les tanins, les constituants secondaires (lignines), les substances colorées... ;
- les autres constituants (environ 5% variable suivant les végétaux) : résines, protéines, constituants minéraux, acides gras, savon....etc. [13]

Pour la production papetière, les fibres de bois sont extraites de l'arbre par des procédés mécaniques et/ou chimiques qui consistent à séparer les fibres liées entre elles par la lignine, de façon à obtenir des fibres isolées. La fibre a une forme sensiblement tubulaire, avec un diamètre se situant entre 10 et 40 μm . La longueur

varie de 3 à 4 mm pour les fibres de résineux et de 1 à 2 mm pour les fibres de feuillus. Un schéma détaillé d'une fibre de cellulose est donné sur la figure 1.3.

Selon leur mode de fabrication, les fibres de cellulose possèdent des caractéristiques mécaniques et électriques particulières expliquées principalement par la densité, la longueur et la diversité des fibres, telle que la densité donne à ces dernières une rigidité diélectrique élevée et la longueur des fibres permet à ceux-ci d'être vive longtemps [3].

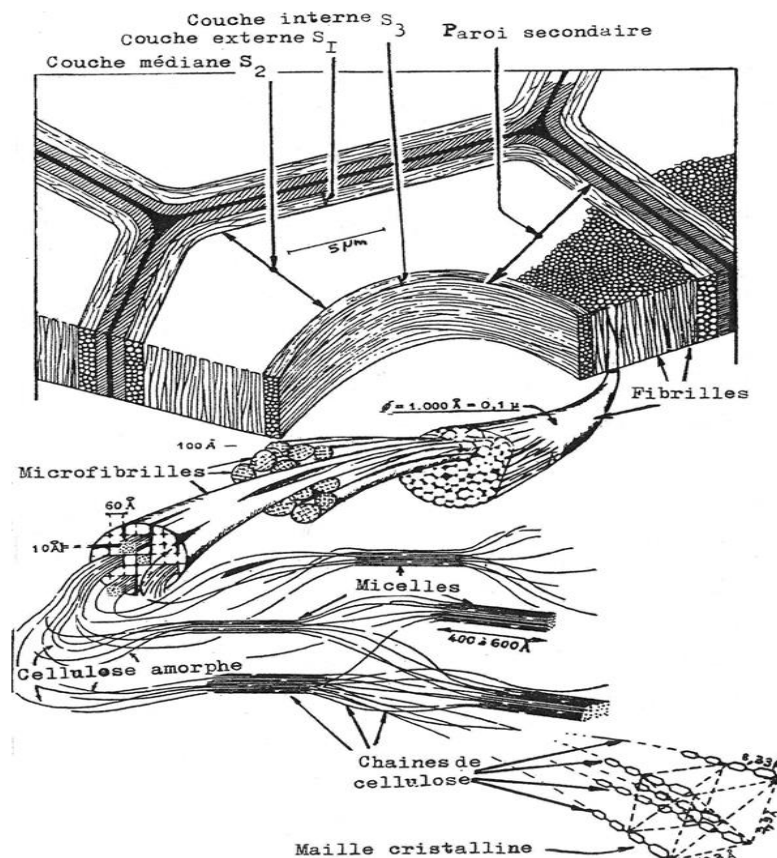


Figure 1. 3 Détail d'une fibre de cellulose

L'humidité naturelle du papier est de 4 à 5% de la masse totale. Pour que la rigidité diélectrique du système d'isolation soit élevée, le papier est soumis à un processus appelé processus d'imprégnation d'huile, qui consiste à faire sécher le papier sous vide pour diminuer la quantité de moiteur à 0.5%, puis introduire l'huile isolante pour remplacer l'air dans les pores du papier ; cette huile étant auparavant séchée et dégazéifiée en utilisant d'autres techniques. À la fin du processus d'imprégnation, le système d'isolation acquiert en général de très bonnes propriétés diélectriques, et mécaniques [8].

Le terme carton désigne en général un papier rigide et plus épais que le papier ordinaire, qui est formé de plusieurs couches de papier compressé. Les cartons présents dans les transformateurs de puissance ont plusieurs fonctions autres que l'isolation au sens électrique. Il est employé pour maintenir mécaniquement les bobinages et pour matérialiser les canaux de circulation du liquide de refroidissement.

Le papier et le carton seront donc utilisés dans des zones où règne un fort champ électrique pour renforcer l'isolation de l'huile. Dans la partie active, ils interviennent seuls ou combinés dans l'isolation de la manière suivante [2,13]:

- soit par le diélectrique liquide seul, lorsqu'il s'agit d'une isolation entre deux pièces métalliques nues

- soit par une couche solide (papier ou carton) imprégnée de diélectrique liquide, c'est le cas de l'isolation entre deux conducteurs voisins d'un même enroulement ;

- soit par une isolation mixte : combinaison de diélectrique liquide et d'isolants solides, c'est le cas d'une isolation entre deux enroulements concentriques de tension différente

- ***Isolation solide aux matériaux synthétiques (aramide)***

Le papier et le carton sont à base de polymères synthétiques (aramide). Les polyamides aromatiques, ou aramides, sont une classe de matériaux résistant à la chaleur (220 vs. 105°C pour la cellulose) [11] et présentant de bonnes propriétés mécaniques. Le mot-valise «aramide» vient de la contraction de l'anglais «aromatic polyamide», il est le qualificatif donné aux fibres synthétiques dont le polymère de base est constitué d'une longue chaîne polymère dans laquelle au moins 85 % des groupements amides (— NH — CO —) sont directement liés à deux noyaux benzéniques (aromatiques). Les premières utilisations de l'aramide datent des années 1960 [14].

- ***Isolation solide hybride***

Ce type d'isolation combine les avantages de deux types de papier, en particulier la résistance thermique à long terme de l'aramide et les bonnes propriétés mécaniques de la cellulose. Il est plus coûteux que la cellulose soit utilisée sélectivement dans des applications exigeantes à haute température, par exemple dans les transformateurs de traction. Dans une conception de transformateur hybride, les zones les plus froides sont isolées avec des papiers Kraft traditionnels à base de cellulose, tandis que le papier aramide est appliqué dans les zones les plus chaudes [15].

Afin d'être considéré comme un bon isolant, le papier doit posséder les propriétés suivantes:

- Une bonne tension de claquage;
- Résistivité élevée;
- Faible facteur de dissipation;
- Une bonne résistance à la traction;
- Un degré de polymérisation élevé;
- Un faible coût.

1.4.1.2. Vieillessement et détérioration du papier isolant :

En pratique, l'isolation est sujette à différents types de contraintes. Ces dernières conduisent à la dégradation des propriétés de l'isolation engendrant ainsi le vieillissement des transformateurs et par conséquent le mauvais fonctionnement de ces derniers, voire défaillance [8]. Cette préoccupation est en cours aujourd'hui en

raison de la grande population de transformateurs de puissance vieilliss en usage, et en raison du coût élevé de remplacement [16].

La température, l'eau et l'oxygène sont les agents les plus importants qui causent la dégradation de la cellulose, qui est composée d'une chaîne plus ou moins longue d'anneaux de glucose. Leur nombre par chaîne s'appelle le degré de polymérisation (DP). Les trois mécanismes de dégradation pyrolyse, hydrolyse et oxydation agissent simultanément en cassant les liaisons oxygène entre les cycles de glucose comme le montre la figure.1.4. L'hydrolyse est la décomposition chimique d'une substance par l'eau. celle-ci étant elle-même décomposée lors de cette réaction. La pyrolyse est la décomposition chimique par l'action de la chaleur. L'oxydation est la fixation d'oxygène par une substance, la cellulose dans notre cas [8]

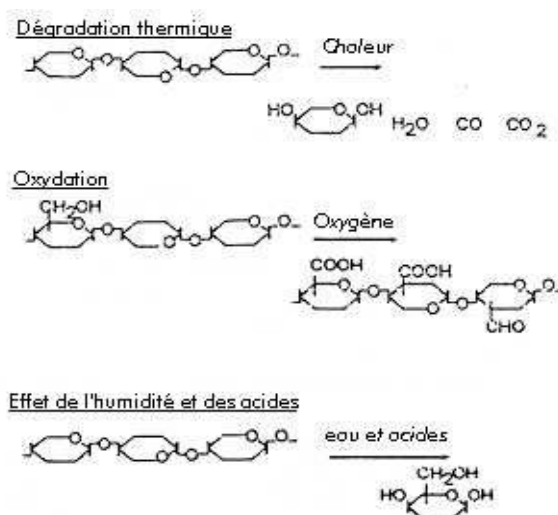


Figure 1. 4 Les différents processus de dégradation de la cellulose

Les différents mécanismes de dégradation du papier, suscités, conduisent à la rupture des chaînes et à la formation de sucres qui se transforment en dérivés furaniques. Les principaux dérivés furaniques que l'on peut trouver dans une huile sont (figure 1.5): l'hydroxyméthyl-furfuraldéhyde (5-HMF), le furfuraldéhyde (2-FAL), le méthyl-furfuraldéhyde (5-MEF), l'alcool furfurylique (2-FOL), et l'acétylfurane (2-ACF) [8].

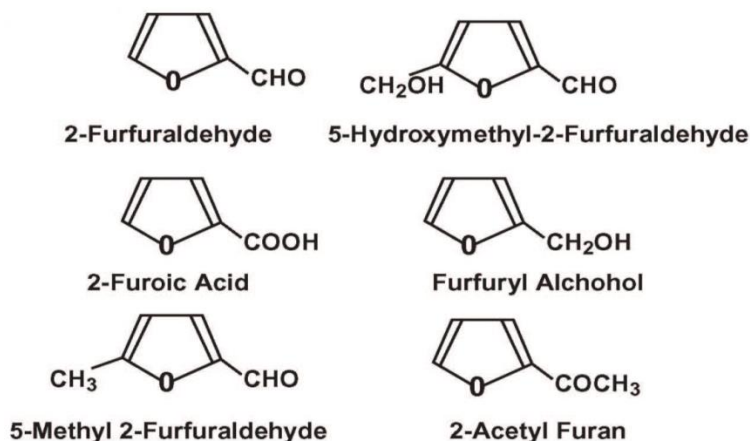


Figure 1. 5 Structure chimique des dérivés furaniques [16]

1.4.2. Isolation liquide

Les diélectriques liquides sont utilisés comme imprégnant de diélectriques solides et produits de remplissage de bons nombres de matériels électriques tels que : les transformateurs de puissance, de distribution, de four et de traction, les réactances, les réducteurs de mesure, les condensateurs, les câbles, les boîtes de traversées, les disjoncteurs, etc. . [17].

Le marché des fluides isolants est donc susceptible d'être dominé par les liquides, ne laissant aux gaz (comme l'air comprimé et le SF6) que des applications limitées dans les équipements de puissance tels que les disjoncteurs et les appareillages de commutation. Plusieurs milliards de litres de liquides isolants sont utilisés dans le monde entier par les équipements électriques.

En plus de leurs fonctions principales de protection de l'isolation solide, l'extinction des décharges d'arc, et la dissipation de chaleur, les liquides isolants peuvent également agir comme milieu d'amortissement acoustique dans les équipements électriques tels que les transformateurs. Plus important encore, ils fournissent un moyen commode de l'évaluation de routine de l'état de l'équipement électrique au cours de sa vie de service. En effet, les liquides jouent un rôle vital dans le maintien de l'équipement en bon état [18].

1.4.2.1. Classification des liquides isolants et leurs choix pour une application spécifique:

Les liquides isolants peuvent être classés en différentes catégories en fonction de leurs structures chimiques, de leurs origines ou de leurs points de feu. [1] [18].

Le choix d'un liquide pour une application donnée doit assurer la fiabilité du fonctionnement des équipements ainsi que la sécurité des opérateurs. Il existe toujours un compromis entre les performances techniques du liquide isolant et son coût. Les hydrocarbures aromatiques présentent des propriétés diélectriques nettement supérieures à celles des huiles minérales; cependant, leurs prix restent élevés : 4 à 5 fois. Ils sont utilisés dans les câbles et les condensateurs, où le fabricant peut bénéficier de meilleures propriétés d'imprégnation en réduisant la taille des équipements et ainsi obtenir un équipement plus puissant et moins coûteux que s'il était imprégné d'huile minérale. Dans le cas des transformateurs, il n'est pas possible de tirer avantage des meilleures propriétés diélectriques des liquides synthétiques, et c'est pour cette raison que les huiles minérales sont universellement utilisées dans cette application. Toutefois, lorsque la résistance au feu devient un paramètre dominant, les transformateurs sont imprégnés d'huiles silicones ou d'esters [1,14]. Ces produits sont ininflammables, comme le sont les polychlorobiphényles (PCB). D'autre part, ils présentent un point de feu très élevé ($> 300\text{ }^{\circ}\text{C}$), ce qui limite le risque d'inflammation du liquide [19].

Dans le tableau 1.2, 14 catégories de liquides isolants utilisés au cours des 50 dernières années ainsi que leurs principaux domaines d'utilisation sont répertoriées [18].

L'huile à base de pétrole, appelée huile minérale, a été le principal liquide isolant dans l'industrie électrique depuis les années 1900 [18]. Elle domine avec 90 à 95% le marché mondial des isolants liquides. Ce choix peut être justifié non seulement par leur faible coût, mais également par leurs excellentes propriétés diélectriques. Cependant, lorsque la résistance au feu devient un critère prépondérant, les huiles silicones et esters, appelées liquides à haut point de feu, constituent un meilleur choix. [7].

Les principales qualités exigées pour ces huiles sont donc :

- une faible viscosité et un bas point d'écoulement pour assurer sa fluidité aux basses températures;
- un point d'éclair (ou point d'inflammabilité) élevé;
- une bonne stabilité chimique essentiellement vis-à-vis des phénomènes d'oxydation et de décomposition;
- une rigidité diélectrique élevée.

Pour améliorer certaines propriétés, les fabricants ajoutent des additifs chimiques aux huiles isolantes. Par exemple, un antioxydant est ajouté dans une huile isolante pour améliorer sa stabilité à l'oxydation. Ces additifs ne font que prolonger la durée d'utilisation de l'huile, une fois les antioxydants consommés, l'huile est sujette à l'oxydation et à la formation des boues et d'acides. [7].

Tableau 1. 2 Les applications de différents types des liquides isolants [18]

Liquide isolant	Transformateurs De puissance Et réactances	Transformateurs De distribution	Transformateurs De traction	Transformateurs De mesure	Transformateurs spéciaux	Traversés	Changeur	Boîtes d'extrémité	Disjoncteurs	Condensateurs	Cables	Résistance de charge
Huiles minérales	X	X	X	X	X	X	X	X	O	O	O	
Les polychlorobiphényles (PCB)		-				-	-			-		
Les hydrocarbures Halogènes		O										
Huiles silicones		X	X				X					
Les hydrocarbures à gros poids moléculaire		X					X					
Tétraester de pentaérythritol		X	X				X					X
Alkylbenzènes				X		X				X	X	
Les hydrocarbures aromatiques (M/DBT, PXE, MIPB, etc.)				X						X		
Les huiles végétales		X								X		
Phthalates (DOP, DNP)										X		
Polybutènes											X	
Gaz liquéfiés ou liquides cryogéniques		X				X						
Nanofluides		X										
liquides mixtes		X								X	X	
X : En cours d'utilisation dans l'équipement. O : N'est plus recommandé pour l'équipement, mais toujours en usage ici et là. - : Interdit, et ne devrait donc pas être utilisé n'importe où. M / DBT = mono / dibenzyltoluène; PXT = phényl-xylyl-éthane; MIPB = mono-isopropyl-biphényle; DOP = phtalate de dioctyle; DNP = phtalate de di-isononyle.												

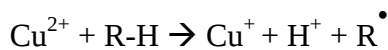
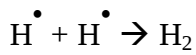
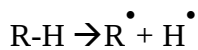
1.4.2.2. Dégradation de l'isolation liquide :

Lorsqu'on parle de la dégradation de l'huile, on parle souvent du phénomène d'oxydation. L'oxydation de l'huile isolante désigne l'ensemble des réactions chimiques complexes et lentes au cours desquelles les hydrocarbures réagissent avec l'oxygène et l'humidité. L'oxydation de l'huile est une fonction croissante de la température et de la concentration en oxygène qui provient non seulement de l'extérieur de la cuve (cas des transformateurs respirants), mais également de la dégradation thermique de la cellulose [19]. De plus, elle peut être catalysée par certains métaux comme le cuivre, le fer, le plomb, et par l'humidité. D'autres paramètres tels que le champ électrique et la lumière peuvent aussi influencer l'oxydation de l'huile isolante [7].

En présence d'oxygène, il se produit une oxydation qui comporte un certain nombre d'étapes (initiation, propagation, ramification et terminaison). Cette oxydation procède selon un mécanisme de réactions en chaîne initiées par les radicaux libres. Les différentes réactions associées à ces étapes sont [19] [20] :

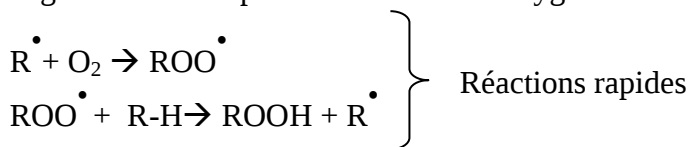
- Initiation :

Formation des radicaux libres par la chaleur, les champs électriques ou la scission mécaniques des liaisons de valence des molécules d'hydrocarbure. La formation des radicaux libres est nécessaire pour initier l'oxydation.



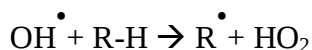
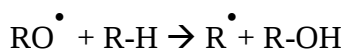
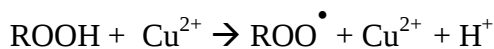
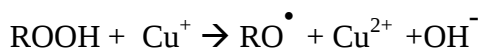
- Propagation

Les radicaux libres produits à l'étape précédente réagissent facilement avec leur environnement. Les radicaux libres réagissent plus facilement entre eux et cette réactivité augmente avec la présence d'atomes d'oxygène dans leur structure.



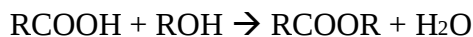
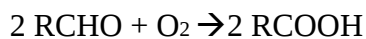
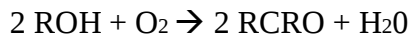
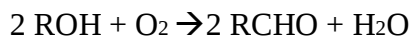
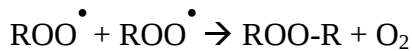
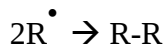
- Ramification

Les peroxydes peuvent réagir et donner de nouveaux radicaux libres, des alcools, des cétones, des aldéhydes et des acides.



- Terminaison

Une fois que les radicaux libres se retrouvent en quantité appréciable, ils réagissent entre eux pour former des produits de dégradation. Ces produits de dégradation peuvent être des solides ou des gaz.



Où R-H est un hydrocarbure, ROOH des hydroperoxydes, $ROO^{\bullet}$ un radical peroxyde.

Comme peuvent le décrire ces réactions, les produits finaux résultants de l'oxydation sont des produits de décomposition solubles tels que des alcools R-OH, des aldéhydes RCHO, des cétones RCRO, des esters, des acides carboxyliques RCOOH, H₂O, CO, CO₂ et des hydrocarbures légers. Il se produit aussi des peroxydes ROO- R qui sont des produits intermédiaires du processus d'oxydation. L'ensemble de tous ces produits d'oxydation est la production de boues. Ce sont des substances partiellement conductrices qui précipitent hors de l'huile sur les isolants, la cuve, les surfaces du circuit de refroidissement, etc. Ces dépôts peuvent constituer des barrières conductrices en surface, diminuer la tenue mécanique du transformateur, obstruer les conduits de circulation d'huile et affecter le coefficient de transfert de chaleur entre les enroulements et l'huile. Le système de refroidissement perd ainsi son efficacité et l'élévation de la température qui en résulte accélère l'oxydation et la dégradation des isolants solides [19] [20].

1.4.3. Vieillessement du complexe huile/papier

L'huile assure avec le papier un complexe isolant très efficace. Ce qui constitue une clé maîtresse dans l'isolation électrique dans un transformateur de puissance. Des caractéristiques électriques des complexes sont obtenues grâce à l'huile. La tenue mécanique du groupe est assurée par le papier. Les phénomènes vibratoires dus aux parties actives du transformateur sont atténués par la présence des cales [1].

Le complexe isolant huile/papier est utilisé dans le transformateur depuis plus d'un siècle. Malgré le grand progrès dans leur conception au cours des dernières années, le maillon faible des transformateurs reste le système d'isolation. En service, l'isolation du transformateur est soumise aux diverses sollicitations (électriques, environnementales, mécaniques et thermiques), qui se produisent dans les différentes parties de la structure et entraînent sa dégradation. La Figure 1.6 illustre un schéma simplifié des réactions de l'isolation en fonction des contraintes appliquées [7].

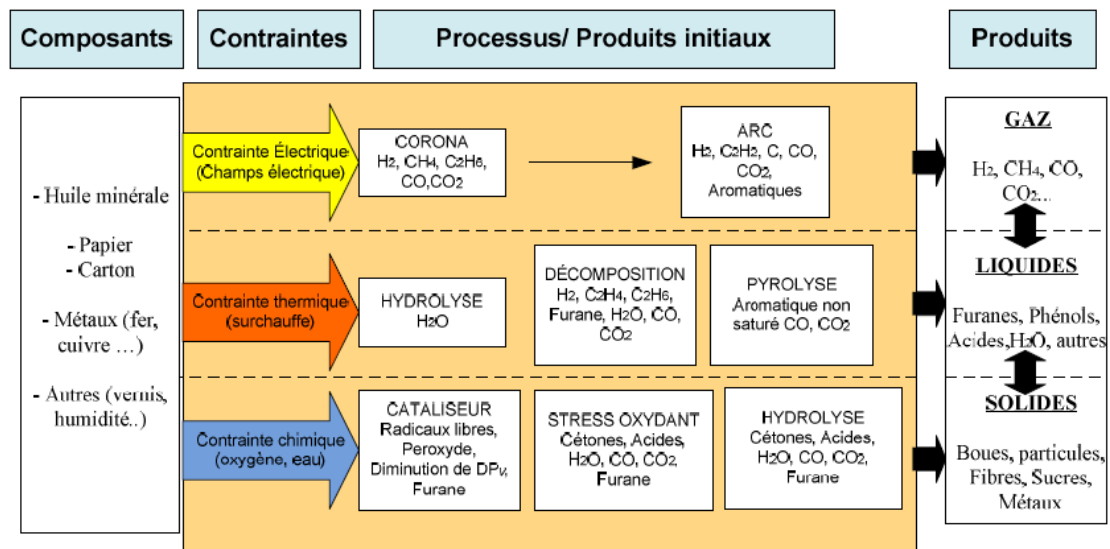


Figure 1. 6 Schéma simplifié de la dégradation de l'isolation en fonction de différentes contraintes [7]

Nous pouvons résumer la Figure 1.6 par le schéma de la Figure 1.7 ce qui implique qu'un défaut sera le résultat d'une contrainte qui n'a pas pu être contenue. Tout défaut se manifestera par des symptômes que l'on essaiera de qualifier par différentes informations et moyens de mesure [21].

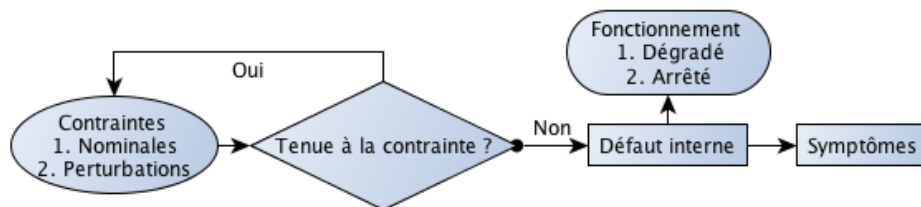


Figure 1. 7 Principe du mécanisme de défaut

« Les différents types de défauts ont des degrés de gravité variables en fonction des dommages causés et de leurs répercussions.

- Certains ont une évolution lente et ne mettent pas en danger immédiat l'appareil (vibrations, décharges partielles). Il est possible, en étant averti, de différer l'opportunité.
- D'autres demandent des mesures de sauvegarde, tout en laissant un certain délai pour les prendre (surcharges).
- Enfin, les incidents susceptibles de produire des dégâts importants nécessitent une intervention immédiate et automatique (courts-circuits, amorçages internes). » [22].

1.5. Notes générales sur l'évaluation de l'état des transformateurs à des fins de maintenance

La maintenance ne peut être rentable que si l'équipement est entretenu selon ses besoins particuliers. De cette manière, le gaspillage inutile des ressources de maintenance, tant matérielles qu'humaines, peut être évité. L'objectif de l'évaluation de l'état est d'estimer les besoins spéciaux de l'équipement à partir de l'expérience de service et de maintenance associée, ainsi que de toute information disponible sur les équipements. Les résultats de

l'évaluation de l'état sont donc des recommandations de maintenance sur la base desquelles des décisions appropriées peuvent être prises.

La maintenance dans les systèmes d'énergie électrique est un domaine d'interaction: les exigences techniques et les spécifications respectent les objectifs financiers et les contraintes opérationnelles. La complexité du problème ressort également de la confusion partielle en ce qui concerne la terminologie correcte. Selon la perspective, plusieurs mots-clés tels que la surveillance de l'état, le diagnostic, l'estimation de la durée de vie, etc. sont utilisés pour décrire le processus d'évaluation de l'état [23].

Le rôle de « surveillance » est de qualifier en permanence l'état de fonctionnement d'une machine ou plus généralement d'un processus industriel [2] en mesurant les paramètres de base avec un déclenchement des alarmes de seuil, elle a pour but de constater rapidement qu'il n'y rien d'anormal et le suivi de l'évolution dans le temps de certains paramètres, le tout à distance. Ce qui est pratique pour les appareils sensibles ou difficiles d'accès, mais a un coût non négligeable. Le monitoring des gaz dissous dans l'huile commence aussi à être de plus en plus adopté sur du matériel neuf ou existant. Nous citons quelques constructeurs de ces systèmes : Kelman, Morgan Schaeffer, etc. [21][22].

En revanche le diagnostic se situe après l'obtention de plusieurs données de sources variées sur un transformateur. En particulier plusieurs mesures significatives sont applicables uniquement lorsque l'appareil est hors tension, et donc ne peuvent pas être incluses dans le monitoring [21].

1.5.1. Maintenance : définition

« Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise. » [24]

La maintenance est déclinable en deux approches [21] :

- ✓ Préventive : qui sera déclinée en une maintenance systematique (périodiques) ou conditionnelle (basée sur l'état du matériel)
- ✓ Corrective : qui sera appliquée d'urgence ou en différé.

La dérégulation du secteur de l'énergie a conduit à de fortes pressions sur les coûts, aussi cette évolution oblige les utilisateurs des transformateurs de passer d'une maintenance périodique sur tous les appareils, à intervalles réguliers à une approche moins couteuse reposant sur l'inspection ou *l'évaluation de l'état* du matériel (Figure 1.8).

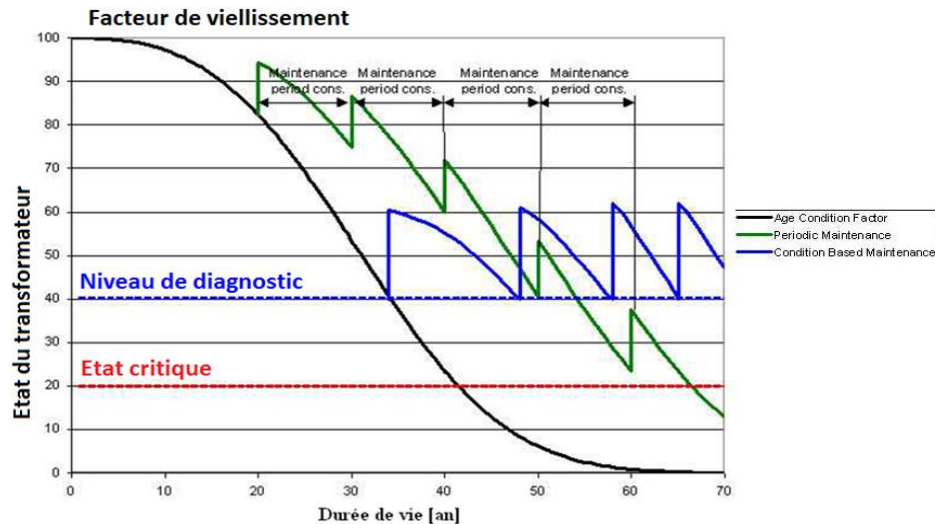


Figure 1. 8 Stratégies de maintenance [25]

1.5.2. Evaluation de l'état des transformateurs

Afin de détecter la variation des divers paramètres de fonctionnement des transformateurs de puissance, un grand nombre de capteurs et de méthodes de mesure ont été développés. Ces techniques peuvent être classifiées en deux grands groupes [2]:

- mesures dites « off-line » nécessitant l'arrêt du transformateur;
- mesures dites « on-line » mises en œuvre en continu alors que l'unité fonctionne normalement.

Qu'elles appartiennent à l'une ou l'autre des deux catégories, ces méthodes sont utilisées soit indépendamment les unes des autres, soit de manière combinée. Elles permettent aux opérateurs, dans un premier temps, d'effectuer la surveillance des unités et le cas échéant si la situation le nécessite, de procéder à un diagnostic de panne.

1.6. Techniques de diagnostic et d'évaluation de l'état des transformateurs :

Dans ce qui suit on présente une revue de littérature sur les différentes techniques de diagnostic et d'évaluation de l'état des transformateurs de puissance qui peuvent être trouvées dans la pratique.

1.6.1. Techniques traditionnelles :

Les méthodes chimiques telles que les analyses physico-chimiques de l'huile isolante (APC) et l'analyse des gaz dissous (AGD) sont les techniques traditionnelles largement utilisées. L'analyse d'huile s'inscrit dans le cadre des inspections de routine qui sont effectuées tous les trois/ six /douze mois, dépendant de la taille du transformateurs et leur importance dans le réseau

1.6.1.1. Qualité de l'huile :

1- Couleur et apparence :

Ce test est effectué pour déterminer la couleur de l'huile vieillie en service, il suit la norme ASTM D 1500-91. Ce type de test se fait au laboratoire en utilisant des appareils spéciaux et suivant une procédure bien définie dans la norme précédente. Par contre l'inspection visuelle basée seulement sur l'œil nu est réalisée sur site suivant une autre norme qui est ASTM D 1524-84 .

La couleur et l'apparence de l'huile combinées avec son odeur donnent des informations rapides et utiles pouvant être obtenues sur site, selon lesquelles une personne expérimentée peut observer immédiatement si quelque chose est anormal. La couleur foncée peut indiquer que l'huile a commencé à se détériorer, qui est également la première étape de formation des dépôts et de boues libres. Dans ce cas-là il est fortement recommandé de changer l'huile [26]. La couleur de l'huile est exprimée en une valeur numérique (indice de couleur) basée sur une comparaison avec une série de normes de couleur (Tableau I.3) [27]

Tableau 1. 3 État relatif de l'huile basé sur sa couleur

Indice de couleur	La couleur selon ASTM	État de l'huile
0-0.5	Transparent	Neuve
0.5-1	Jaune pâle	Bonne
1-2.5	Jaune	Huile vieillée
2.5-4	Jaune vif	État marginal
4-5.5	Ambre	Mauvais état
5.5-7	Marron	État sévère
7-8.5	Marron foncé	État extrême

2- Tension de claquage ou (rigidité diélectrique) : est la tension maximale pour que le claquage du diélectrique ait lieu. C'est l'une des mesures les plus significatives, elle évalue la capacité de l'isolation de tenir les contraintes électriques aux fréquences industrielles. Une valeur faible de la tenue diélectrique nous informe de la présence d'impuretés, d'eau ou d'autres contaminants. Il existe deux sortes de mesures dans les standards ASTM, le D877 et le D1816 [8].

3- Facteur de dissipation diélectrique (ou facteur de puissance) et la permittivité relative : D'après le standard D924, cette méthode est applicable aux isolations liquides neuves et en service à la fréquence industrielle, pratiquement entre 45 et 65Hz. Le facteur de dissipation diélectrique (FDD) ou facteur de puissance (FP) représente les pertes diélectriques et par conséquent l'échauffement de l'isolation. Ce facteur est très important du point de vue contrôle de qualité et indication de changement de qualité résultant d'une contamination ou de détérioration en service ou encore de la manipulation. Un FDD élevé est alors une indication de la présence de contaminations ou de produits de dégradation tels que l'humidité, matériaux conducteurs et produits d'oxydation. La permittivité relative est affectée par la présence de l'humidité et le changement des propriétés physiques [8].

4- La viscosité : la viscosité de l'huile est sa résistance de circuler dans des conditions spécifiques (D445). La viscosité de l'huile utilisée comme liquide de refroidissement influence les taux de transfert de chaleur. Les viscosités élevées sont à éviter, spécialement dans les climats froids.

5- L'acidité et indice de neutralisation : est obtenu à l'aide d'un test de neutralisation consistant à déterminer la quantité d'hydroxyde de potassium nécessaire pour neutraliser 1g d'huile, l'indice de neutralisation est exprimé en KOH/g. Il permet de détecter la contamination et le vieillissement de l'huile [2].

Les acides organiques ne sont qu'un des groupes de produits d'oxydation qui entraîne la détérioration graduelle de l'huile et confirment la disparition progressive de l'antioxydant, ce qui entraîne la formation de limon en attaquant les métaux à l'intérieur de la cuve et réduit la durée de vie du transformateur, ils affectent également la cellulose et accélèrent la dégradation de l'isolation. Il a été trouvé que la formation de boues commence à s'établir lorsque le nombre d'acides atteint 0.4 mg KOH/g. Il est recommandé que l'huile doit être régénérée lorsque l'indice de neutralisation atteint 0.2 mg KOH/g [28].

6- Tension interfaciale (TIF) : Ce test selon le standard ASTM D-971-91 est utilisé par les laboratoires de l'AGD pour déterminer la tension interfaciale entre un échantillon d'huile et d'eau distillée pour la mesure des composants polaires. L'échantillon d'huile est placé dans un bécher d'eau distillée à une température de 25 °C. L'huile va flotter parce que sa gravité est inférieure à celle de l'eau. Il devrait y avoir une distinction claire entre les deux liquides. La TIF est définie comme étant la force qu'il faut appliquer par unité de longueur le long d'une ligne perpendiculaire à la surface de l'huile en équilibre pour provoquer l'extension de cette surface, elle se mesure en dynes par centimètre qui est une petite unité de force égale à 10^{-5} Newtons. Une huile propre va créer une ligne très distincte au-dessus de l'eau donnant une tension interfaciale de 40 à 50 dynes par centimètre le long de l'interface [28]. L'acidité et la tension interfaciale ensemble peuvent être une excellente indication du moment où l'huile doit être régénérée.

7- Teneur en eau : l'humidité (eau) est considérée comme l'ennemi numéro un des appareils de haute tension. Pour garantir la tenue diélectrique aux tensions de fonctionnement, la teneur en eau doit être maintenue au plus faible niveau possible. Notons que lors du premier remplissage du transformateur neuf, il est souhaitable de ramener, par traitement préalable, la teneur en eau à une valeur inférieure de 10 ppm environ à celles figurant au tableau I.4 (ISO R760). La méthode de mesure est décrite dans le standard D 1533 [2].

Tableau 1. 4 Valeurs limites de la teneur en eau de l'huile.

Tensions nominales	$U_n \leq 36$ kV	$36 < U_n \leq 70$	$70 < U_n \leq 170$	$170 < U_n$
Valeurs limites de la teneur en eau de l'huile.	40	35	30	20

1.6.1.2. Analyse des gaz dissous (AGD):

L'analyse des gaz dissous (en anglais Dissolved Gas Analysis DGA), introduite depuis plus de quarante ans, est l'une des techniques les plus utilisées pour le diagnostic des transformateurs grâce au fait qu'elle est non destructive et qu'elle peut être utilisée pour la surveillance en temps réel. Pour effectuer une analyse, cette technique n'exige qu'une petite quantité de l'huile isolante et ne demande pas une interruption de service du transformateur. Les gaz dissous dans les huiles isolantes sont généralement le résultat de la détérioration des systèmes d'isolation (papier et huile) causée par les décharges, les arcs électriques, la surchauffe et le claquage du papier. Les principaux gaz produits sont le méthane (CH_4), l'éthane (C_2H_6), l'éthylène (C_2H_4), l'acétylène (C_2H_2), l'hydrogène (H_2), le monoxyde et le dioxyde du carbone (CO , CO_2). Pour extraire et quantifier ces gaz, la chromatographie en phase gazeuse est appliquée. Les résultats indiquent les taux des gaz dissous dans l'huile en ppm. Les résultats peuvent être comparés aux tests effectués auparavant, leur interprétation est toujours l'objet d'études des chercheurs à travers le monde. Des recherches extensives ont été entreprises pour analyser et interpréter la signification des gaz mesurés et plus particulièrement leurs taux [8].

1.6.1.3. Analyse de l'état du papier cellulosique :

1.6.1.3.1. Mesure directe sur le papier (degré de polymérisation) :

Les méthodes typiques de mesures directes sur papier sont énumérées dans le tableau 1.5. Ces mesures sont beaucoup plus compliquées que dans l'analyse d'huile, car elles nécessitent l'ouverture du transformateur pour prendre un spécimen du papier. Ces mesures ne s'effectuent que si l'état du transformateur les exige. Il est intéressant de mentionner que la résistance mécanique de l'isolation solide d'un transformateur détermine sa durée de vie utile. D'où la connaissance appropriée de l'état du papier est très importante. Quand les échantillons du papier sont pris, normalement la teneur en eau et le degré de polymérisation sont déterminés [26]. La mesure du degré de polymérisation est une technique utilisée comme premier indicateur de l'état du papier dans les transformateurs. Le test de *degré de polymérisation* de la cellulose est l'un des moyens les plus sûrs pour déterminer la détérioration du papier et pour estimer la durée de vie restante, il est même plus significatif que l'analyse des gaz dissous. Le degré de polymérisation est défini comme étant le nombre moyen de molécules de glucose dans une chaîne de cellulose, il est déterminé à partir de la viscosité intrinsèque de la solution de l'échantillon du papier, mesurée avec un viscosimètre selon D 4243.

Tableau 1. 5 Mesure directe sur papier cellulosique

Technique	Mode de défaillance
Titration par test de Karl Fisher	Teneur en eau
Degré de polymérisation	Dégradation du papier

1.6.1.3.2. Analyse furanique :

Les dérivées furaniques sont des produits de décomposition organiques du papier cellulosique qui se trouvent sous forme dissous dans l'huile du transformateur en service. L'analyse des dérivées furaniques offrent une approche plus pratique que celle par mesures

directes [29], à cause de la difficulté de prendre des spécimens d'analyse, nécessitant certainement le décuvage du transformateur, par contre la première n'exige qu'un prélèvement traditionnel de l'huile. L'intérêt de cette analyse réside dans le fait que les différents mécanismes de dégradation du papier conduisent à la rupture des chaînes et à la formation de sucres qui se transforment en dérivés furaniques [30].

L'analyse furanique se fait à l'aide d'un chromatographe en phase liquide (High performance liquid chromatography HPLC). La procédure de test est décrite dans CEI [29]. Cette méthode est appliquée pour évaluer la dégradation de l'isolation solide.

1.6.1.4. Essais électriques :

Une livraison fiable de l'énergie électrique est dépendante, en grande partie, du fonctionnement fiable des transformateurs de puissance. Cette fiabilité est considérablement améliorée par un programme d'essai bien établi, incluant les normes correspondantes à ces essais [31].

En général, on peut dire que ces tests ont une très bonne efficacité pour le diagnostic de pannes électriques. Mais le cas des déformations mécaniques, leurs détections sont souvent difficiles. Seul l'essai d'impédance en court-circuit peut fournir une information sur l'état mécanique de l'équipement [26].

Généralement, les normes distinguent trois catégories d'essais [22] :

- *Les essais individuels* sont à exécuter sur tous les appareils, sans exception :
 - 1- Mesure de la résistance des enroulements.
 - 2- Vérification du sens relatif des bobinages, du schéma des connexions entre enroulements et bornes, et du rapport de transformation.
 - 3- Mesure des pertes dues à la charge et des tensions de court-circuit.
 - 4- Mesure des pertes et du courant à vide.
 - 5- Epreuves électriques à fréquence industrielle (par tension induite, par tension appliquée).
 - 6- Essai de tenue aux chocs de foudre en onde pleine (transformateurs dont la tension est ≥ 220 kV).
 - 7- Essai de tenue aux surtensions de manœuvre (transformateurs dont la tension est > 220 kV).
- *Les essais de type* sont, en principe, destinés à éprouver une nouvelle fabrication ou une série de transformateurs:
 - 1- Essai de tenue aux chocs de foudre en onde pleine (transformateurs dont la tension est < 220 kV).
 - 2- Essai d'échauffement.
- Enfin, *les essais spéciaux* correspondent soit à des conditions de service particulières, soit à des investigations:
 - 1- Mesure de l'impédance homopolaire.
 - 2- Essai de tenue au choc en onde coupée.
 - 3- Essai de tenue au court-circuit.

1.6.1.5. Surveillance de température :

La chaleur est un des principaux facteurs de défaillance et de vieillissement. Par conséquent, il est fortement souhaitable de connaître l'état thermique du transformateur. Les modèles de

vieillesse ainsi que les limites de fonctionnement sont liés à la température du point chaud.

La Thermographie est un moyen de contrôle efficace de différents transformateurs pour voir rapidement et à partir d'une distance sécurisée s'il y a un problème du point chaud [32] cela est effectué sous tension et sans aucun arrêt de production. Une caméra thermique enregistre les rayonnements infrarouges (onde de chaleur) émis par les différents composants du transformateur, les longueurs d'onde de ces rayonnements varient en fonction de la température de ces derniers. La caméra est capable de détecter des gradients de température sur les surfaces externes du transformateur et permet de localiser facilement la surchauffe dans les traversées, les ventilateurs ou dans la surface chauffée de la cuve. Une surveillance en ligne de température de l'huile peut être réalisée soit indirectement par des thermocouples placés à l'extérieur du transformateur soit directement en utilisant des capteurs placés dans un doigt de gante en les émergeant dans l'huile. Ces capteurs peuvent suivre la variation de température en temps réel et à différents endroits sur le transformateur.

1.6.1.6. Analyse du bruit:

Les transformateurs en service émettent un bruit caractéristique dont les causes essentielles sont la *magnétostriction des tôles* du circuit magnétique, les *forces de Lorentz* dues à l'interaction entre le flux commun et le courant dans les enroulements et enfin, le fonctionnement des *équipements auxiliaires* tels que les pompes et ventilateurs de réfrigération produisent des bruits caractéristiques qui viennent s'ajouter au spectre total (entre 500 et 2000 Hz) [2].

Depuis une vingtaine d'années, ce problème, jusque-là secondaire, est de plus en plus souvent posé. En effet, la croissance de la consommation d'énergie électrique a pour conséquence, à tous les stades de la distribution, l'emploi de transformateurs de puissance unitaire de plus en plus élevée dont le niveau sonore augmente parallèlement.

De plus, la tendance à l'installation de postes à proximité ou à l'intérieur des zones d'habitation pour l'alimentation de grands centres urbains, ou à l'intérieur d'ateliers industriels, pour l'alimentation directe de processus, est susceptible de causer une nuisance accrue dans l'environnement immédiat [22].

Des changements dans la structure des enroulements (modification de la position relative des enroulements HT et BT, diminution de la pression des enroulements après le serrage final en usine) ou du noyau ainsi qu'un changement de régime de fonctionnement de l'équipement auxiliaire se manifestent automatiquement par la modification de la signature acoustique.

Deux façons sont disponibles pour déterminer le niveau du bruit des transformateurs, soit par mesure de la pression acoustique soit en mesurant l'intensité acoustique à une distance bien définie. Ces deux techniques sont tout à fait équivalentes et acceptables. Dans la plupart des secteurs industriels à travers le monde, la mesure de la pression acoustique a été utilisée pour quantifier le niveau du bruit acoustique dans les transformateurs. Suite à des travaux récents complétés par CIGRE, les mesures d'intensité

du bruit sont désormais intégrées comme une alternative dans la norme CEI. 60076-10 [33].

1.6.2. Techniques Modernes :

Il y a quelques outils de diagnostic qui sont relativement nouveaux dans le domaine du diagnostic, et ils n'ont pas encore été totalement introduits dans les compagnies d'électricité. Parmi ces techniques on trouve :

1.6.2.1. Mesure de décharges partielles :

Depuis toujours, les fabricants de matériel ont cherché à contrôler leurs fabrications par des essais destinés à donner l'assurance de l'aptitude au service du matériel construit. Lorsque le matériel est fabriqué en grande série, des prélèvements d'échantillons soumis à des essais destructifs permettent d'évaluer les marges de sécurité existante: lorsque le matériel est quasiment fait à l'unité ou très coûteux, il n'est plus possible de le détruire pour savoir s'il aurait été apte au service. Dans un tel cas, la méthode utilisée consiste à introduire de multiples contrôles en cours de fabrication pour avoir toutes les chances d'aboutir à un produit valable et à effectuer un essai de contrôle final du matériel. L'essai devra donner son verdict sans amoindrir les performances du dit matériel [22].

C'est dans ce but qu'ont été introduites les mesures des décharges partielles. Une décharge partielle est un phénomène de rupture diélectrique qui se produit dans une capacité reliée directement à deux électrodes, sans entraîner le claquage de l'ensemble [22].

Deux voix ont été retenues :

- la première ; fondée sur l'analyse des signaux électriques résultant des décharges, permet de situer la décharge dans une capacité donnée.
- La deuxième dite méthode ultrasonique, qui ne s'applique qu'à des isolations imprégnées par un diélectrique liquide. Une décharge, lorsqu'elle se produit dans une isolation imprégnée, génère une onde de pression (100-300 kHz) qui va se propager dans les divers milieux suivant les lois de la physique classique.

A l'aide de capteurs suffisamment sensibles placés à proximité, il est possible de déterminer les distances source-capteurs à partir de la mesure du temps écoulé entre l'instant de la décharge et l'instant d'arrivée de l'onde sur le capteur considéré. Ensuite, par triangulation, il est aisé de positionner la source géométriquement.

La décharge partielle peut également être détectée indirectement par des méthodes chimiques en mesurant les produits de décomposition dégagés par décharge partielle. En plus de ces techniques, des capteurs piézoélectriques et capteurs en fibres optiques peuvent être utilisés pour la mesure de la décharge partielle.

Les interférences électromagnétiques sont le problème majeur qui parasite la sensibilité des mesures électriques de DP. D'autre part les signaux ultrasoniques (ou acoustiques) souffrent aussi du problème de l'atténuation des signaux qui rend difficile la détection des ondes émises par la DP [6].

1.6.2.2. Mesure de réponse diélectrique :

Les méthodes de réponse diélectrique permettent l'analyse directe de l'isolation de transformateur. Elles peuvent aussi servir au test des traversées et des propriétés d'isolement des moteurs, des alternateurs et des câbles isolés au papier imprégné. Mais tout d'abord examinant ce qui conduit à la dégradation d'un transformateur de puissance. L'infiltration de l'humidité dans l'isolant est l'une des causes possibles, elle peut être due à divers facteurs tels que la respiration du transformateur qui expose l'huile à l'atmosphère, des fuites au niveau des joints, l'installation de transformateur ou sa réparation peuvent aussi conduire à l'augmentation du niveau d'humidité dans l'isolant. Le processus normal de vieillissement peut aussi entraîner l'apparition d'eau produite par la décomposition de la cellulose.

La théorie de l'analyse de la réponse diélectrique a été développée au début par Jonscher en 1990 [31], mais en réalité, elle n'était pas destinée au diagnostic. Ce n'est que récemment que les laboratoires de recherche dans le domaine du diagnostic ont concentré leurs travaux sur l'étude de ce nouvel outil, attiré par sa qualité d'être non destructif, et le fait qu'il donne une information sur la qualité de l'ensemble de l'isolation.

Trois techniques se réfèrent à l'analyse de la réponse diélectrique. Elles peuvent être divisées en méthodes d'analyse en domaine temporel, et méthodes d'analyse en domaine fréquentiel [31]. En domaine fréquentiel (FDS), nous retrouvons la mesure du facteur de dissipation diélectrique, la mesure de la capacité et la mesure du facteur de puissance en fonction de la fréquence. En domaine temporel, nous parlons de la mesure de la tension de recouvrement (RVM), et des courants de polarisation et de dépolarisation (PDC) [33-35].

1.6.2.2.1. Spectroscopie en domaine fréquentiel (FDS):

La technique repose sur une généralisation des mesures traditionnelles de la capacité et du facteur de dissipation, effectuées habituellement à la fréquence industrielle. Pour cet effet un signal sinusoïdal à une plage de fréquence qui peut s'étendre de 1mHz jusqu'à 1kHz et une tension de valeur efficace comprise entre 5 et 200 Volts générés à l'aide d'un processeur à signal digital (DSP) est appliqué aux bornes de traversées haute tension en mettant la cuve et le circuit magnétique à la terre. Par la mesure de la tension et du courant traversant le transformateur du côté basse tension d'une part et de la capacité et le facteur de perte diélectrique en fonction de la fréquence d'autre part; on peut arriver finalement à évaluer l'état des transformateurs de puissance [36].

1.6.2.2.2. Mesure de la tension de rétablissement (RVM) :

Cette technique est basée sur la réponse en tension du diélectrique. Une tension continue est appliquée aux bornes du diélectrique, après un certain temps de charge, le diélectrique est court-circuité et ensuite déchargé au minimum la moitié du temps de charge. Pendant la décharge, le maximum de la tension, le temps qui lui correspond et sa pente initiale sont enregistrés. La répétition de ce cycle de mesure pour différents temps de charge donne à la fin la courbe du maximum de la tension de recouvrement en fonction du temps de charge [8].

Les figures 1.9 et 1.10 montrent le circuit de mesure de la tension de recouvrement, et l'allure de la courbe de la tension mesurée par le voltmètre aux bornes du diélectrique pour un cycle de mesure.

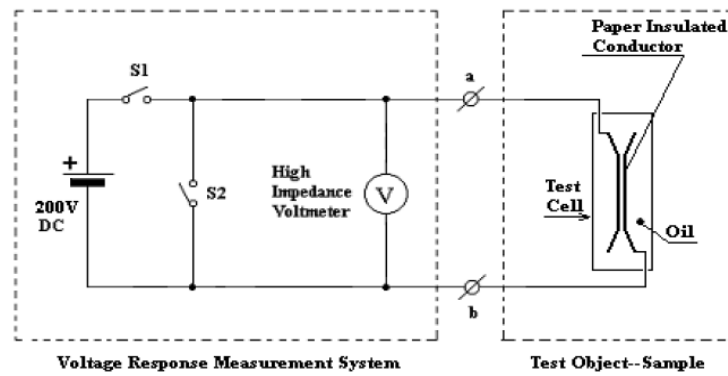


Figure 1. 9 Circuit simplifié de la mesure par RVM []

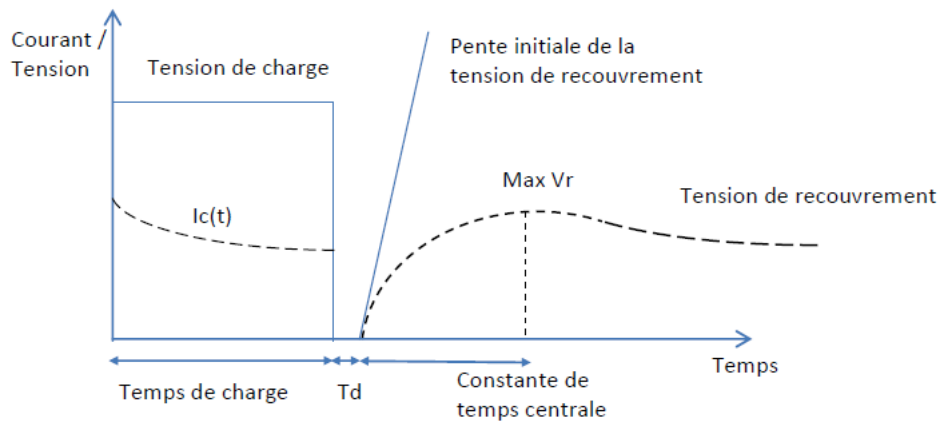


Figure 1. 10 Exemple de mesure par RVM (avec I_c = courant de charge. T_d = temps de décharge. V_r = tension de recouvrement).

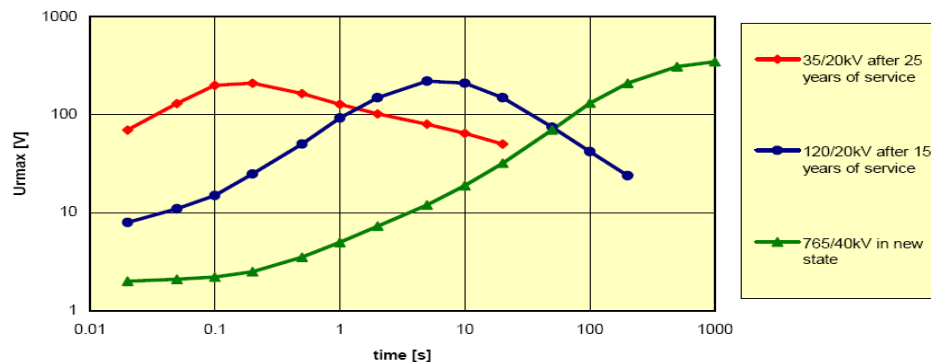


Figure 1. 11 Courbes de la réponse en tension maximale en fonction du temps de charge pour différents transformateurs d'âge différents [8].

Du point de vue investigation, le diagnostic par tension de recouvrement RVM, se trouve au premier rang par rapport aux autres techniques de diagnostic modernes. Le spectre représentant la réponse RVM est caractérisé par un seul pic correspondant à un temps appelé constante de temps centrale. D'après les travaux [34, 37], il a été démontré que plus la constante de temps centrale est basse plus l'état du système d'isolation est dégradé. Mais cette conclusion ne fait aucune différence entre les qualités d'huile et du papier ni la distinction entre une isolation vieillie et une autre qui présente un taux d'humidité élevé [38]. Des tentatives de séparation entre l'effet des facteurs humidité et vieillissement ont montré que la constante centrale diminue toujours avec l'un des deux facteurs [35, 38]. En ce qui concerne

la séparation de la qualité de l'huile et celle du papier, des études ont confirmé l'impossibilité de faire cette séparation avec la RVM. D'autres études ont suggéré que la présence d'un autre pic, hormis le pic dominant qui correspond à la constante de temps centrale pourra aider à la résolution du problème. Une autre approche d'interprétation des résultats de la RVM suppose que la valeur maximale de la tension de recouvrement est liée à l'état de l'isolation. Dans le travail publié dans la référence [39], il a été remarqué qu'effectivement le maximum de la tension de recouvrement tend à augmenter avec le vieillissement, mais cette information n'a pas été confirmée plus tard dans les travaux des mêmes auteurs.

1.6.2.2.3. Courant de polarisation et de dépolarisation (PDC)

La mesure du courant de polarisation et de dépolarisation est basée sur l'application d'une tension continue à travers l'échantillon ou l'appareil (transformateur), durant le temps de charge, le courant de polarisation, qui augmente à cause de la conductivité de l'isolation, est mesuré. L'échantillon est ensuite court-circuité en enlevant la tension appliquée. Le courant de dépolarisation augmente alors dans le sens opposé comme le montre la figure 1.13, le courant de polarisation est très fortement influencé par le taux d'humidité présent dans l'isolation, c'est pourquoi cette méthode peut être utilisée pour le contrôle du taux d'humidité et du vieillissement dans le papier et dans l'huile en même temps.

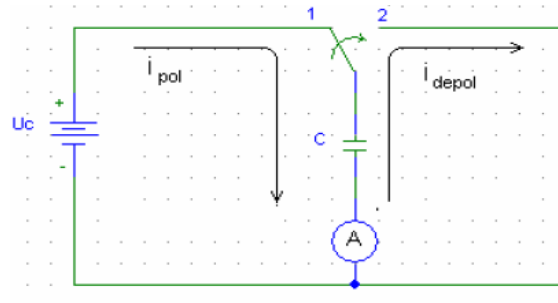


Figure 1. 12 Circuit simplifié de la mesure par PDC [34].

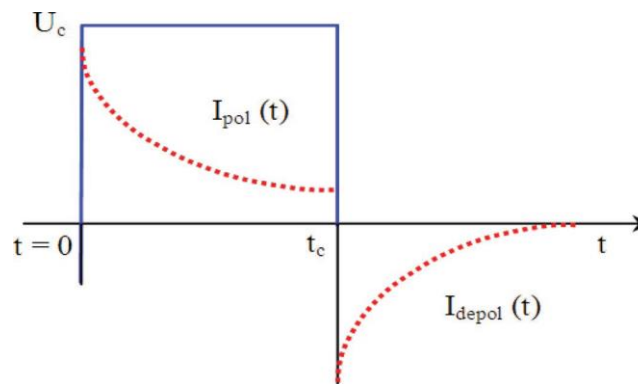


Figure 1. 13 Allure des courbes de polarisation et de dépolarisation [8]

Contrairement à la technique de diagnostic par l'analyse de la tension de recouvrement. Les conclusions obtenues pour l'analyse des courants de polarisation et de dépolarisation sont plus consistantes. Il a été constaté que les valeurs initiales du courant de polarisation représentent l'état de l'huile et les valeurs finales dévoilent l'état du papier [8].

1.6.2.3. Tests chimiques :

1.6.2.3.1. Spectroscopie photo-électronique par rayon X (XPS)

Saha et al ont signalé que lors du vieillissement, la surface du papier qui est en contact direct avec l'huile du transformateur subit un changement de couleur et devient plus sombre.

Cela est particulièrement évident dans le cas des transformateurs à respiration libre. Afin d'identifier la nature des changements responsables de la modification de la couleur du papier, des échantillons de papier ont été soumis à une analyse par spectroscopie photo-électronique par rayons X, XPS [29]. La XPS, aussi connue sous le nom de spectroscopie électronique pour l'analyse chimique (ESCA), permet de connaître la composition élémentaire, l'état électronique et chimique des éléments contenus dans les 1 à 10 premiers nm de la surface d'un matériau. Cette technique à ultra haut-vide (UHV) mesure les photoélectrons émis par un échantillon après qu'il ait été irradié par des rayons X d'aluminium ou de magnésium. L'analyse des pics de carbone et d'oxygène indique qu'il y a une concentration significative des liaisons doubles de ces deux éléments dans la surface de l'échantillon du papier cellulosique. Ces liaisons surviennent probablement des produits d'oxydation de l'huile et sont attirées par la surface polaire du papier. La présence des hydrocarbures sur la surface du papier, même après un lavage intensif du papier avec le solvant indique que les produits de dégradation d'hydrocarbures provenant de l'huile sont chimiquement liés à la surface, ce qui rend difficile leur arrachement.

1.6.2.3.2. Produits de dégradation de l'huile

La qualité de l'huile change avec le changement de sa composition. Ceci est le résultat d'un processus chimique complexe qui se produit durant le fonctionnement du transformateur, provoqué par les contraintes thermiques, électriques et chimiques sur l'isolation. Des réactions chimiques aléatoires décomposent à la fois l'huile et le carton en cassant les liaisons hydrocarbures, avec pour conséquence, la formation des gaz de défaut et des colloïdes.

Comme l'estimation de la dégradation de l'huile due à l'oxydation par la mesure de la tension interfaciale et le nombre d'acides total, est parfois imprécise, une nouvelle méthode, désignée D6802 intitulée "Test Method for Determination of the Relative Content of Dissolved Decay Products in Mineral Insulating Oils by Spectrophotometry", a été développée. Cette méthode permet le suivi de formation des produits dus à l'oxydation dans l'huile étape par étape [40].

La spectrophotométrie est utilisée pour la détermination de la teneur relative des produits de dégradation solubles dans l'huile minérale (D6802). Les produits dissous dans l'huile minérale isolante représentent une variété de composés comme les peroxydes, les aldéhydes, les cétones et les acides organiques. Chacun de ces composés est partiellement adsorbé par l'isolation solide ce qui accélère encore plus sa dégradation. L'évaluation de ces produits dissous est par conséquent un indicateur de vieillissement.

1.6.2.3.3. Analyse de la spectroscopie infrarouge par transformée de Fourier :

La spectroscopie infrarouge par transformée de Fourier (FTIR) est considérée comme un outil très puissant pour la surveillance et le contrôle des lubrifiants et des huiles des machines, puisqu'elle identifie les composés et la constitution des échantillons. Comme chaque liaison se caractérise par ses propres nombres d'onde, elle peut facilement être identifiée. Cette sensibilité aux constituants de l'huile peut être utilisée pour détecter tous les produits de dégradation. Comme pour l'huile des machines, FTIR peut être utilisée pour identifier l'eau, les acides et d'autres produits de détérioration dans les huiles des transformateurs. Cette méthode a un énorme potentiel pour améliorer l'analyse des données recueillies par les méthodes traditionnelles [40].

1.6.2.4. Analyse de la réponse en fréquence (FRA) ou fonction de transfert :

Les transformateurs de puissance sont des constituants essentiels de tous les réseaux de transport et de distribution d'électricité. L'apparition d'un défaut dans le système provoque la circulation de forts courants de court-circuit dans le transformateur, induisant des champs parasites dans celui-ci. Ces champs parasites produisent des forces axiales et radiales sur les enroulements du transformateur. La structure mécanique et les enroulements du transformateur sont donc soumis à de fortes sollicitations mécaniques. Un transformateur peut aussi être soumis à des contraintes pendant son transport et son installation ainsi que par suite des variations cycliques de la température ambiante. Les contraintes imposées aux transformateurs de puissance peuvent entraîner des déformations mécaniques ou des défauts dans leurs enroulements et leurs noyaux magnétiques.

Le diagnostic repose sur l'analyse de la réponse en fréquence (frequency response analysis FRA) des enroulements du transformateur. Le circuit équivalent de l'enroulement d'un transformateur inclut la résistance et l'inductance d'une bobine ainsi que des capacités parasites entre les bobines adjacentes et entre l'enroulement et la paroi de la cuve. La réponse en fréquence de l'enroulement est par conséquent une caractéristique propre à chaque enroulement de transformateur. Les déformations mécaniques des enroulements provoquent des modifications du circuit équivalent. En mesurant la réponse en fréquence des enroulements du transformateur sur une large plage de fréquences (**Figure. I. 14**) et en les comparant par des réponses obtenues avec des résultats de simulation et/ou une base de données, il est possible de déceler les défauts présents dans l'enroulement et dans le noyau magnétique du transformateur [41].

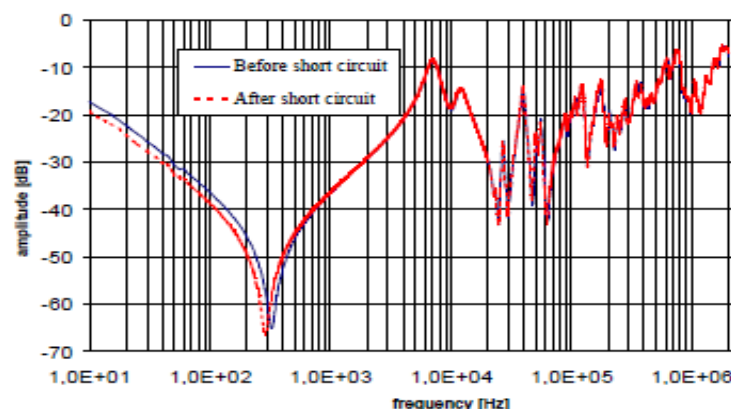


Figure 1. 14 La réponse fréquentielle avant et après un court-circuit

1.6.2.5. Diagnostic de l'équipement auxiliaire :

Comme l'ont montré les études commentées au paragraphe I.3, les principales sources de défaillances proviennent de l'équipement auxiliaire. Celui-ci est composé de trois éléments ou groupes d'éléments. Le premier d'entre eux est le dispositif de refroidissement. Sa surveillance se limite généralement aux signaux logiques de fonctionnement. Suivant les cas, des paramètres additionnels sont mesurés. Il s'agit des températures (huile et air) entre l'entrée et la sortie des échangeurs de chaleur ainsi que les vitesses des fluides [2].

Les deux autres éléments, qui sont par ailleurs les parties les plus sensibles des transformateurs, sont les suivantes.

1.6.2.5.1. Bornes de traversées :

Les bornes de traversée sont des composants-clés d'un grand nombre d'équipements de puissance tels que les disjoncteurs, les réactances, les condensateurs, etc. Elles permettent au courant de traverser la cuve métallique des appareils tout en l'isolant de cette dernière. Les deux types de bornes de traversée les plus utilisés dans les transformateurs en tant qu'entrées principales sont les bornes de traversée en porcelaine pour les transformateurs de faible puissance et les bornes immergées en papier imprégné d'huile pour les transformateurs de plus grandes puissances.

La détérioration et la dégradation de ces bornes de traversée mènent souvent à leur explosion et donc à la défaillance du transformateur. Dans certains cas, l'explosion des traversées peut également endommager les équipements de puissance adjacents, voire provoquer des interruptions de courant et par conséquent des pertes financières colossales. La surveillance et le diagnostic précis de cet important accessoire, durant le processus de fabrication et en cours de service, sont donc fondamentaux.

Jusqu'à présent, l'entretien et les essais de qualification les plus souvent utilisés pour vérifier l'état des bornes de traversée sont l'inspection visuelle, les mesures du facteur de puissance et de la capacité à fréquence industrielle. La demande croissante d'outils appropriés non destructifs et sûrs a conduit au développement de nouveaux outils de diagnostic basés sur le changement des propriétés diélectriques de l'isolation. Les techniques de spectroscopie diélectriques sont de nouvelles méthodes, simples et directes, basées sur les phénomènes linéaires de polarisation, qui permettent de diagnostiquer l'isolation composée d'huile et de papier [42].

1.6.2.5.2. Changeur de prise en charge :

Les changeurs de prises en charge (CPC) sont des dispositifs de commutation mécanique largement utilisés pour la régulation de tension dans les réseaux électriques. Il a été montré que le CPC est la principale cause de défaillance durant le fonctionnement des transformateurs. Le résultat des statistiques et des études sur les modes de défaillance des CPCs, a montré que la maintenance incorrecte et le vieillissement des composants sont les principaux contributeurs au défaut dans les changeurs de prises. Les modes de défaillances dominantes liées au vieillissement sont l'usure des contacts, l'affaiblissement des ressorts, et la rupture des composants du mécanisme d'entraînement [43]. Il s'agit d'une tendance

moderne à effectuer reposant sur la surveillance de l'état du matériel plutôt que l'approche traditionnelle basée sur l'entretien périodique [44].

Les méthodes les plus répandues pour la surveillance de l'état de CPC peuvent être citées comme suite [2, 44]:

- Inspection visuelle.
- Mesure du profil de températures;
- Analyse des gaz dissous (prélèvement d'huile);
- Enregistrement du couple, de la puissance ou du courant moteur, ainsi que de la position du changeur de prise.
- Relevé des vibrations ou de l'enveloppe acoustique lors des opérations de changement de prise.
- Mesure de la résistance statique et dynamique. Cette méthode peut-être utile pour évaluer l'état des contacts des prises.

1.6.2.6. Diagnostic par mesure des courants :

Le courant de charge dans les enroulements primaires, secondaires et tertiaires peut être utilisé pour accéder à l'état du transformateur. Un courant déséquilibré dans le transformateur est un indicateur d'un problème en cours de développement ou une défaillance imminente. La surconsommation ou la sous-consommation du courant dans le système de refroidissement indique un défaut au niveau de la banque de ventilation ; la surveillance similaire est faite au courant du moteur d'entraînement du changeur de prise [32, 45].

1.6.2.7. Mesure de température interne par système à fibres optiques:

La méthode traditionnelle pour mesurer la température des enroulements du transformateur est de savoir la température en haut et en bas de l'huile et selon laquelle on estime la température du point chaud. De nouveaux équipements à fibres optiques ont été développés qui sont capables de surveiller la température de deux façons. La première est la mesure de la température distribuée sur toute la longueur de l'enroulement par un câble en fibre optique mis préalablement lors de la phase de construction. Les inconvénients qui prennent la préoccupation majeure pour cette technologie sont le coût élevé et les fortes contraintes mécaniques sur les fibres optiques (compression et déformation), cela nécessite un soin particulier durant la fabrication.

Le deuxième type de systèmes utilise les fibres optiques pour la mesure de la température dans différents points. Puisque les capteurs et les câbles associés sont isolés, ils peuvent être installés directement sur le point chaud du transformateur. Le moment opportun pour installer ses capteurs est pendant la construction et dans l'emplacement indiqué par une modélisation thermique du transformateur. Néanmoins, ils peuvent être réassemblés à un transformateur existant, mais cela est difficile à réaliser [21].

1.7. Conclusion :

Le transformateur de puissance représente environ 60% du coût global du réseau et est conçu pour fonctionner en toute sécurité entre 25 et 30 ans. Le transformateur de puissance est classé parmi les composants les plus importants et les plus onéreux du secteur de l'électricité. Récemment, une plus grande attention a été accordée aux techniques de gestion

du cycle de vie et de surveillance de l'état des transformateurs de puissance en raison de leur contribution significative à la réduction des risques d'interruptions forcées, à la réduction des coûts et à l'extension de la durée de vie. Des dizaines de méthodes de surveillance pour évaluer l'état des transformateurs sont présentées dans la littérature, ces techniques sont mises en application par des entreprises, qui, pour des raisons économiques et techniques, tendent à changer leur stratégie de surveillance et privilégient désormais une surveillance basée sur l'état de l'équipement plutôt que sur l'entretien périodique. En outre, dans de nombreux cas, le coût en capital de l'interruption non planifiée du transformateur coûte plusieurs millions de dollars. La détérioration progressive d'un transformateur se produit pour de nombreuses raisons, en particulier pour les transformateurs vieillissants en service. La surcharge, le manque d'entretien, les problèmes de conception, la température ambiante et d'autres facteurs accélèrent le processus de détérioration. Donc, les procédures de surveillance et d'évaluation de l'état visent à suivre le comportement de différents composants et à détecter rapidement les défauts naissants; par conséquent, la réduction des coûts de maintenance et une bonne évaluation de la santé peuvent être atteintes.

En général, les techniques les plus répandues dans le diagnostic de l'état des transformateurs sont les essais du système d'isolation notamment l'analyse des gaz dissous et la qualité de l'huile, d'autres nouvelles méthodes chimiques ont été également décrites dans ce chapitre. Récemment, un certain nombre de techniques électriques ont acquis une importance exceptionnelle pour les professionnels. La température est aussi un paramètre crucial. Pour cela des moyens de mesure et de surveillance ont été utilisés.

CHAPITRE 2

ANALYSE DES GAZ DISSOUS

Chapitre 2 : Analyse des Gaz Dissous

2.1. Introduction

Le principal facteur limitant la durée de vie a été trouvé comme étant la diminution de la résistance mécanique de l'isolation solide cellulosique, plutôt que la détérioration de sa rigidité diélectrique. Il est évident que la façon la plus fiable d'évaluer la résistance mécanique des papiers et du carton est de mesurer directement sa résistance à la traction ou, de manière équivalente, son degré de polymérisation. Cependant, cela n'est pas toujours possible dans le cas d'un appareil de puissance rempli d'huile: la cellulose n'est pas facilement accessible de l'extérieur, car l'isolation interne en papier est habituellement immergée dans l'huile. Par conséquent, pour prendre un échantillon, l'appareil doit être mis hors tension et ouvert. Mais même dans ce cas, l'échantillon ne fournirait pas un résultat représentatif fiable, puisque les zones de contrainte thermique et électrique les plus élevées se trouvent dans les couches de papier internes directement adjacentes aux électrodes (conducteurs) et ne sont donc pas accessibles. C'est pour cette raison que d'autres techniques de surveillance non invasives doivent être appliquées afin d'évaluer l'état de l'isolation interne.

Les techniques de surveillance non invasives extraient des informations sur l'état de l'isolation interne principalement à partir de l'huile comme source d'information importante par analogie avec le test sanguin [analyse de l'huile] qui peut avertir sur des problèmes imminents, donner un diagnostic précoce, et augmenter les chances de trouver le remède approprié, et parfois de l'espace gazeux au-dessus de l'huile. L'huile contient des produits de réaction à la fois en raison du vieillissement de l'huile elle-même (par exemple boues et acides d'oxydation) ainsi qu'en raison du vieillissement du papier (principalement de l'eau). La surveillance de la neutralisation et de la saponification de l'huile ainsi que de sa teneur en eau est donc fortement recommandée. En plus des boues, de l'eau et des acides, les contraintes thermiques et diélectriques appliquées aux équipements remplis d'huile pendant le service conduisent également au dégagement des produits gazeux.

Il convient de noter que l'analyse des gaz du défaut peut être effectuée de deux manières différentes: la première possibilité consiste à utiliser les gaz libres recueillis dans le relais Buchholz ou dans l'espace gazeux au-dessus de l'huile. Le principal inconvénient de l'utilisation de gaz libres est que les gaz de défaut doivent d'abord saturer l'huile et diffuser à la surface avant de s'accumuler dans le relais Buchholz ou dans la couverture de gaz au-dessus de l'huile. Cette méthode a été appliquée principalement avant l'invention de la chromatographie en phase gazeuse. La deuxième approche, qui est largement suivie de nos jours, est basée sur l'analyse des gaz dissous dans l'huile. L'extraction des gaz directement de l'huile permet la détection la plus précoce possible d'un défaut naissant.

Dans le présent chapitre, on se focalisera principalement sur la technique de l'analyse des gaz dans l'huile des transformateurs, comme un moyen fiable de surveillance et détection des défauts naissants dans les équipements et les transformateurs de puissance remplis d'huile.

2.2. Défauts des transformateurs

Les défauts naissants dans les transformateurs proviennent d'un changement permanent et irréversible de l'état du transformateur. Les défauts naissants sont très fréquents dans les transformateurs et se produisent par intermittence, provoquant un vieillissement accéléré et une détérioration du système d'isolation. Ils peuvent servir comme avertissement d'un état défectueux du transformateur, cependant l'omission de remarquer les défauts peut conduire à une défaillance permanente du transformateur [46].

La norme CEI 60599 classe les défauts du transformateur détectables par analyse des gaz en 2 catégories: le défaut électrique et le défaut thermique. Ces deux principales catégories peuvent encore être classées en 6 types de défauts de transformateur, en fonction des ampleurs de l'énergie de défaut: [47]

- Décharges partielles (DP)
- Décharge de faible puissance
- Décharge de puissance élevée
- Défauts thermiques avec des températures inférieures à 300 °C
- Défauts thermiques avec des températures entre 300 °C et 700 °C
- Défauts thermiques avec des températures supérieures à 700 °C

2.2.1 Décharges partielles (DP)

Une décharge partielle est une décharge électrique très localisée de faible intensité qui se produit entre deux conducteurs séparés. Les décharges partielles apparaissent sous la forme des impulsions de courte durée qui s'accompagnent souvent d'une émission de son, de lumière, de chaleur et de réactions chimiques. Les sources de décharges partielles comprennent des vides et des fissures dans l'isolation solide, des composants flottants tels que des gouttes d'eau et des bulles d'air, ainsi que l'effet couronne causé par des bords et coins pointus d'isolation solide, des enroulements ou de la cuve [46].

La décharge partielle correspond au type de décharge qui ne comble que partiellement l'espace d'isolation entre les conducteurs / électrodes. La décharge peut se produire totalement à l'intérieur de l'isolation du transformateur ou à proximité des conducteurs. La DP autour d'une électrode dans un milieu gazeux est appelée décharge à plasma froid ou *effet couronne*, tandis que les autres telles que celle qui se produit dans un liquide de transformateur est communément appelée *streamer*.

Les décharges partielles, connues comme l'une des raisons les plus déterminantes de la dégradation des isolateurs, qui pourraient entraîner un claquage lorsqu'elles s'accumulent et se propagent complètement entre deux parties conductrices (Figure 2.1). Pour éviter les défaillances coûteuses des transformateurs, il est extrêmement important de surveiller les activités des PDs pour une détection précoce de la naissance des défauts dans les transformateurs. [47]

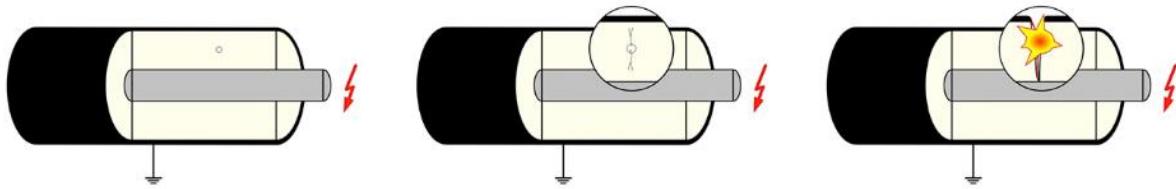


Figure 2. 1 Evolution de la décharge partielle

Habituellement, ce type de défaut est caractérisé par la production d'hydrogène et de méthane.

2.2.2 Décharges d'arc ou d'étincelle

Après des décennies d'étude, généralement il est maintenant admis que le claquage se produit après que les streamers se propagent entièrement à travers l'espace des électrodes. Lorsque l'énergie du claquage diélectrique est limitée, il agit comme de petits arcs appelés «défaut d'étincelles». En comparaison avec les défauts des DP, les défauts d'étincelles génèrent beaucoup plus de gaz pendant le défaut qui peuvent être critiques pour le fonctionnement du transformateur [47].

Les décharges d'arc génèrent des températures très élevées (supérieures à 5000 °C) et une grande quantité de gaz par rapport aux types précédents, principalement de l'acétylène et de l'hydrogène. Ce type de défaut est très dangereux et, s'il n'est pas contrôlé, peut provoquer une pression excessive dans la cuve du transformateur, menant même à une explosion [46].

2.2.3 Défaut thermique

Les défauts thermiques résultent de la surchauffe des conducteurs, court circuits, surchauffe des enroulements dus aux courants de Foucault, connexions desserrées et refroidissement insuffisant. Les surchauffes localisées sont connues sous le nom de points chauds (hot spots). La température d'un point chaud sur une surface métallique peut atteindre 1500 °C provoquant ainsi un réchauffement local de l'huile environnante, conduisant à la génération de gaz d'hydrocarbures [46]. Différents types de gaz de défaut seront formés dans différentes plages de température; par conséquent, les gaz de défaut pourraient être utilisés pour diagnostiquer la température de défaut du transformateur [47].

2.3. Détectabilité des défauts par analyse des gaz dissous :

La majorité des défauts sont lents à se développer, nécessitant un processus de surveillance continue par analyse des gaz dissous (AGD). Le comité CIGRE décrit les emplacements et les sources des défauts détectables et non détectables par AGD dans le transformateur sous forme d'un diagramme dit modèle fonctionnel de défaillances (figure 2.2) [48][49].

Un modèle fonctionnel de défaillance de transformateur doit répondre aux questions:

- Quels sont les défauts (*décharge partielle DP*) qui peuvent être attendus d'un composant particulier (*huile*) d'un transformateur lié à un sous-système fonctionnel particulier (*système d'isolation*)?

- Quel est le chemin probable de l'évolution du défaut à un dysfonctionnement, puis une défaillance?

Cependant, les défauts instantanés qui sont rapides parfois ne peuvent pas être détectés par AGD.

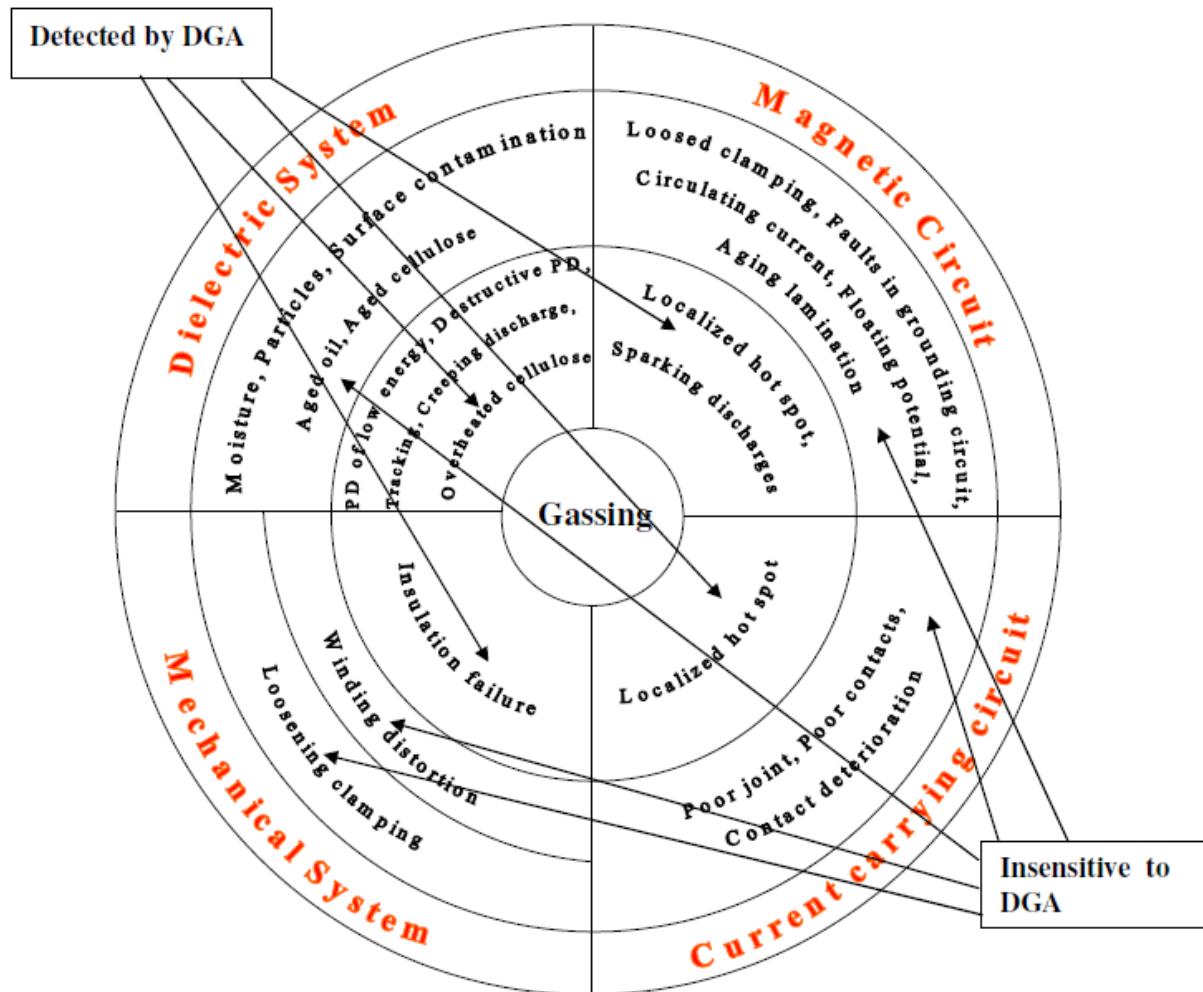


Figure 2. 2 Modèle fonctionnel de défaillances des transformateurs, défauts typiques détectables au moyen de l'AGD [49]

Il faut noter que les défauts thermiques et électriques peuvent se produire simultanément ou l'un peut provoquer l'autre [50].

2.4. Théorie du mécanisme d'évolution des gaz dans les transformateurs:

La décomposition des huiles minérales isolantes sous contrainte thermique et électrique peut progresser suivant deux schémas de réaction différents: la décomposition électrochimique qui résulte de la contrainte électrique appliquée à basse température, tandis que la décomposition thermique se produit par pyrolyse ou décharge disruptive (arc) à des températures supérieures à 400 °C. La répartition de l'énergie de décharge et de la température au voisinage du défaut, ainsi que la durée de la contrainte appliquée, jouent un rôle déterminant sur l'évolution des gaz au cours de la décomposition de l'huile. D'une manière générale, le taux d'évolution des

gaz est proportionnel à l'ampleur du défaut, tandis que la composition des gaz est principalement liée au type du défaut, bien que la composition de l'huile joue également un rôle important [23].

2.3.1 Gaz de défaut

Le gazage des huiles isolantes en service résulte principalement de la rupture des liaisons de valence dans les molécules d'hydrocarbures instables. Pour comprendre le mécanisme par lequel ce processus se produit, il est important d'identifier la source d'énergie qui déclenche la décomposition des chaînes hydrocarbonées de faible stabilité. Tant que les liaisons chimiques à l'intérieur des chaînes d'hydrocarbures ne sont pas brisées, les formations de produits de dégradation sont entravées [8].

Le tableau 2.1 montre les énergies nécessaires pour la rupture des liaisons moléculaires des hydrocarbures. Les sources d'énergie capables de diviser une liaison covalente constituée d'une paire d'électrons sont de trois ordres [19] :

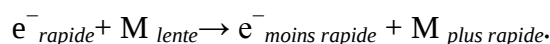
- Le fort champ électromagnétique qui déclenche le processus d'injection d'électrons libres dans l'isolation liquide.
- L'énergie thermique générée par les parties actives.
- Et finalement, l'agressivité de l'oxygène dissous.

Tableau 2. 1 Énergies requises pour briser les liaisons moléculaires.

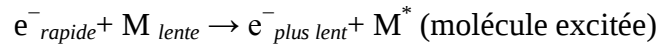
Liaisons	Hydrocarbures	Énergie de liaison (kJ/mol)
C-C	Aliphatique saturée	315 – 380
	Aliphatique insaturée	255 – 960
	Aromatique	230 – 480
C-H	Aliphatique saturée	395 – 440
	Aliphatique insaturée	320 – 560
	Cyclique	310 – 485
	Aromatique	270 – 480

Les électrons libres (e^-) sont considérés comme la source principale d'énergie pour la rupture des liaisons covalentes vulnérables (approximativement $4\text{eV} \approx 386 \text{ kJ mol}^{-1}$). Les électrons s'échappent de la surface du conducteur métallique, en particulier durant les périodes brèves, mais fréquentes, de surtensions. Les électrons libres injectés dans le liquide isolant sont accélérés par le champ électrique. La collision d'un électron accéléré (et rapide) avec une molécule M peut être soit élastique ou inélastique, conduisant à des résultats très différents.

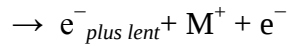
(i) Collision élastique:



(ii) Collision inélastique:

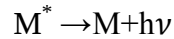


ou

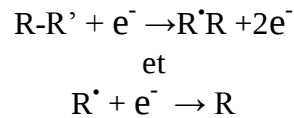


M représente une molécule.

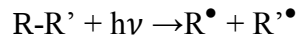
Ces collisions conduisent à une transition électronique suivie par la rupture des molécules excitées ou la perte de l'énergie absorbée sous la forme d'un quantum de lumière :



Ce phénomène est appelé fluorescence ; il donne naissance à une décharge partielle. Un tel bombardement peut déclencher deux autres types de réactions, chacune contribuant à l'augmentation du facteur de dissipation :



Les molécules vulnérables (R-R') se décomposent et génèrent une paire de radicaux libres (R[•] et R'[•]) selon la réaction :



Les radicaux libres sont généralement de deux catégories : grands et petits radicaux libres. Les petites deviennent des gaz dissous dans l'huile, tandis que les radicaux à large poids moléculaire génèrent des suspensions colloïdales insolubles (figure 2.3).

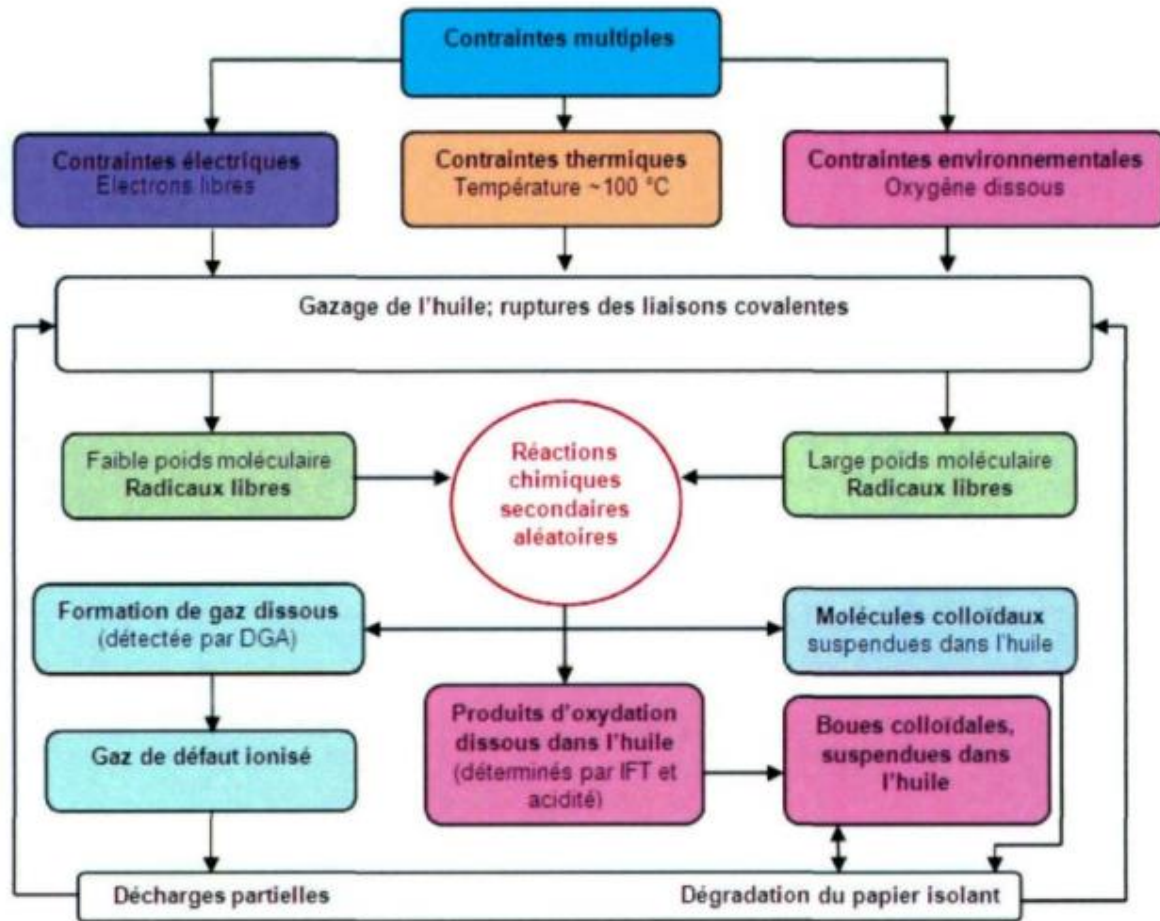


Figure 2. 3 Processus de dégradation de l'isolation dans les transformateurs à respiration libre.

Les petits radicaux sont généralement de forme radicalaire ou ionique (H^* , CH_3^* , CH_2^* , CH^* ou C^* (parmi bien d'autres formes plus complexes) [51], comme indiqué dans la Figure 2.4

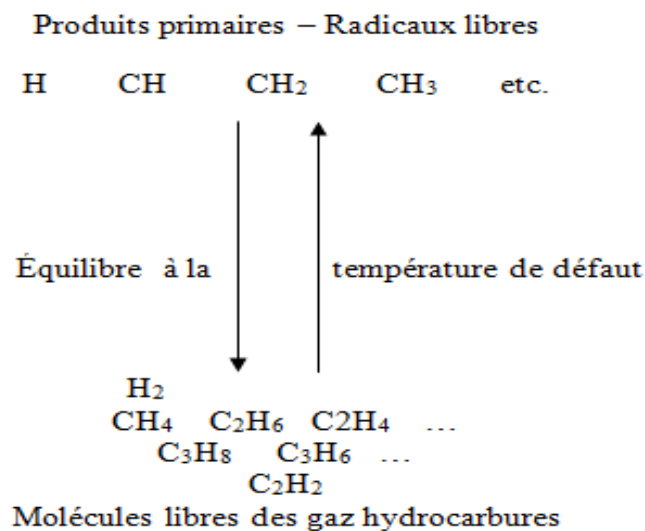


Figure 2. 4 Radicaux libres résultant de l'échauffement de l'huile minérale

C'est ces radicaux libres qui se recombinent ensuite pour produire des gaz hydrocarbures à bas poids moléculaire [48]. La structure chimique des gaz résultants est généralement composée d'un ensemble de liaisons moléculaires des formes suivantes : C-H, C≡O, C-C, C=C, C≡C comme le montre la figure 2.5. Une faible énergie est suffisante pour former ou casser la liaison C-H, par contre les autres liaisons pour qu'elles se cassent, elles nécessitent une grande énergie ou une température élevée d'ordre croissant selon le nombre et la nature des liaisons covalentes constituant l'isolation.

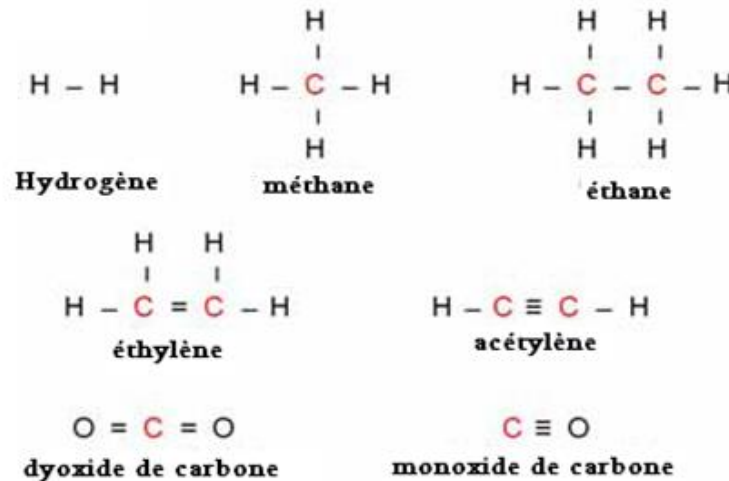


Figure 2. 5 Structure chimique des gaz dissous dans l'huile des transformateurs

Ce processus de recombinaison est largement déterminé par la température de service, mais aussi influencé par d'autres facteurs. Le résultat est que le modèle d'évolution des gaz qui apparaissent dans l'huile a la forme montrée dans la figure.2.6. Pour les défauts à la température la plus basse CH₄ et H₂ les deux sont générés, avec prédominance du CH₄. Comme la température de défaut augmente, C₂H₆ commence à se dégager et CH₄ est réduit, alors que le rapport C₂H₆/CH₄ devient prédominant. A des températures encore élevées, le taux d'évolution de C₂H₆ est réduit et la production du C₂H₄ commence à s'établir et bientôt la proportion de C₂H₆ s'emporte. Finalement à de très hautes températures C₂H₄ commence à apparaître, et comme la température augmente encore il dévient le gaz le plus prédominant [52].

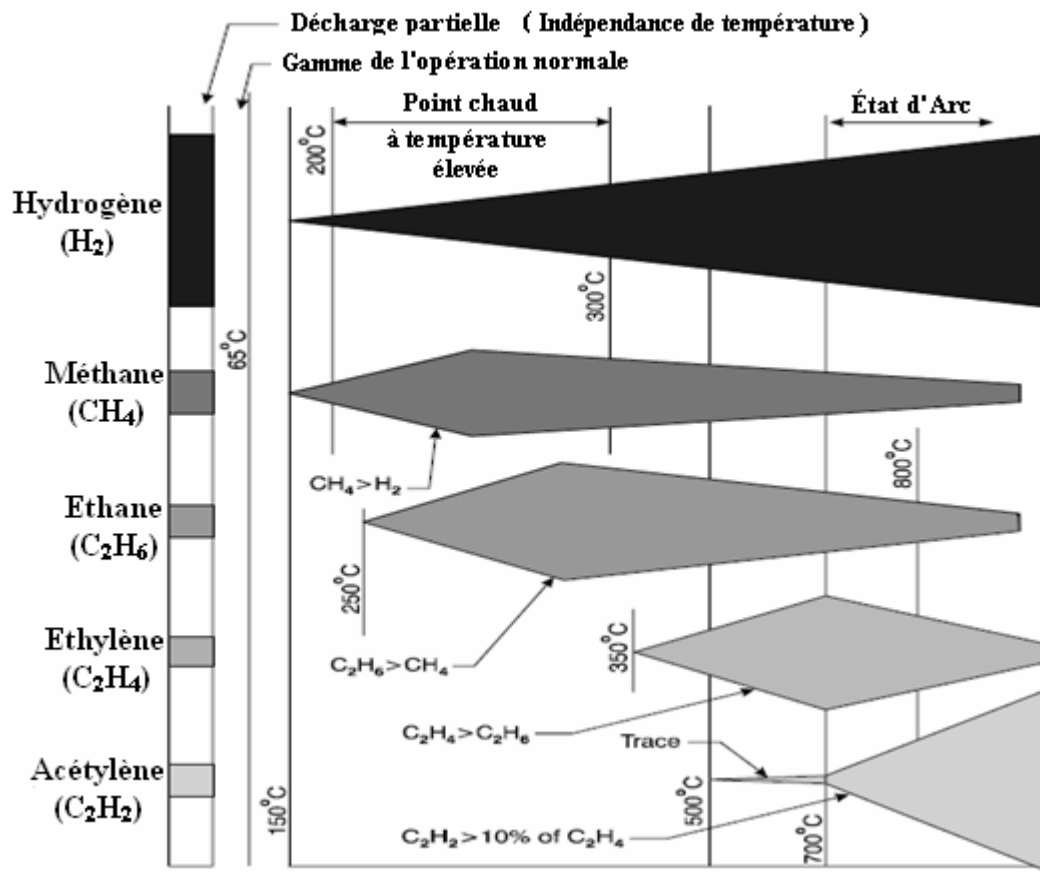


Figure 2. 6 Evolution des gaz hydrocarbures dans les huiles de transformateurs en fonction de la température.

La dégradation de l'isolation solide du transformateur est conventionnellement diagnostiquée à partir de la quantité et du rapport de monoxyde et dioxyde de carbone dissous dans l'huile. Leur quantité est augmentée au-dessus d'un seuil de température d'environ 140-150 °C. Toutefois, cette constatation n'est pas suffisante pour mettre en place une technique de diagnostic définitif, parce que le CO et le CO₂ peuvent être présents dans le transformateur comme un résultat d'oxydation à long terme et à faible température d'huile. Les chercheurs ont constaté que le CO et le CO₂ peuvent être absorbés par le papier isolant après avoir été générés, ce qui entraîne une fluctuation des concentrations mesurées [53].

Dans certains cas, des gaz peuvent se former, non pas à la suite de défauts dans le matériel, mais à cause de réactions chimiques de corrosion ou autre impliquant l'acier, les surfaces non peintes ou les peintures de protection elles même.

L'hydrogène peut être produit par réaction de l'acier avec l'eau, tant que de l'oxygène est présent dans l'huile qui est à proximité. Des quantités importantes d'hydrogène ont donc été observées dans des transformateurs qui n'avaient jamais été mis sous tension. L'hydrogène peut aussi se former par réaction d'eau libre avec des revêtements spéciaux de surfaces métalliques, ou par réaction catalytique de certains types d'acier inoxydable avec l'huile, en particulier avec de l'huile contenant de l'oxygène dissous à des températures élevées. L'hydrogène peut aussi être présent dans de l'acier inoxydable neuf, absorbé pendant le procédé de fabrication, ou produit pendant le soudage, et libéré lentement dans l'huile.

L'hydrogène peut aussi être formé par la décomposition du mince film d'huile entre les lamelles du noyau à des températures supérieures ou égales à 140 °C. Des gaz peuvent aussi être produits par exposition de l'huile à la lumière solaire ou se former au cours de travaux de réparation du matériel.

Des peintures internes du transformateur, comme les résines alkydes et les polyuréthanes modifiés, contenant des acides gras dans leur formulation, peuvent aussi former des gaz. De tels cas ne se produisent néanmoins qu'extrêmement rarement, et peuvent être détectés en effectuant des analyses d'AGD sur des matériels neufs qui n'ont jamais été mis sous tension et par des essais de compatibilité des matériaux. La présence d'hydrogène, en l'absence totale d'autres hydrocarbures gazeux peut être, par exemple une indication d'un tel problème [51].

2.3.2 Gazage parasite

En plus des gaz libérés de l'huile par des défauts électriques et thermiques, quelques huiles minérales auront tendance à générer des quantités excessives de gaz, même en l'absence de défaut. Ce comportement est nommé « gazage parasite » « stray gassing »; Cigré définit le gazage parasite comme: *“the formation of gases from insulating mineral oils heated at relatively low temperatures (90°C–200°C)”*. La formation de gaz à partir d'huiles minérales isolantes chauffées à des températures relativement basses (90°C- 200°C) [23]. Le gazage parasite est caractérisé par un comportement de gazage rapide qui génère des concentrations prédominantes élevées d'hydrogène et de méthane. Cette tendance croissante reste jusqu'à ce que les concentrations atteignent un plateau.

Ce mécanisme de gazage n'a pas été complètement identifié, mais il semble provenir d'une forte hydrogénation au cours du raffinage de l'huile. Le gazage parasite de l'huile est fortement influencé par d'autres matériaux de transformateur qui déclenchent des réactions catalytiques entre les surfaces d'huile et de métal tels que le cuivre, l'acier à grain orienté, l'acier zingué et les vernis [54].

2.4. Procédure de collecte des données de l'AGD

Aujourd'hui la technique de l'AGD est préférable d'être effectué au laboratoire, car elle nécessite des instruments de mesure avec une grande précision. On pourrait résumer la procédure de l'AGD en quatre étapes [50]:

1. Prélèvement d'échantillon d'huile de transformateur.
2. Extraction des gaz de l'huile.
3. Analyse du mélange de gaz extrait.
4. Interprétation des données des gaz.

2.5. Prélèvement d'échantillons d'huile de transformateur.

Quel que soit le test envisagé, la vérification d'un diélectrique passera toujours par le prélèvement d'un échantillon ; des précautions sont nécessaires pour que celui-ci soit représentatif du diélectrique contenu dans le transformateur. Le prélèvement de l'échantillon à analyser s'avère être différent selon le lieu, le mode, la durée, la fréquence et les conditions

atmosphériques et climatiques. Toutes ces conditions auront une influence sur la fiabilité des résultats. Il faut donc prendre conscience de ces effets sur l'échantillon pris.

Autant que possible, effectuer un prélèvement moins de trois heures après l'arrêt du transformateur, afin de recueillir un échantillon moyen résultant du brassage opéré par la circulation du diélectrique. D'autre part, cet échantillon sera encore tiède, donc moins exposé à d'éventuelles condensations de l'humidité ambiante.

En effectuant la prise, on évite de former des tourbillons afin de minimiser le contact du diélectrique avec l'air ambiant (formation de bulles).

La plus grande propreté est de rigueur, on ne devra pas négliger de nettoyer les orifices et tuyauteries de prélèvement qui sont souvent souillés de poussières agglomérées en raison de suintements. Il est prudent de laisser écouler une certaine quantité de diélectrique, environ 10 fois le volume des tubulures de prélèvement, avant de recueillir l'échantillon, afin de purger et rincer ces tubulures [22]. En plus l'échantillon prélevé doit être pris d'une huile en mouvement afin d'augmenter la possibilité d'attraper des gaz d'un endroit autre que le point de prélèvement [50].

Il est conseillé de remplir le récipient de prélèvement à l'aide d'un tube plongeur et de laisser déborder environ une fois la contenance du récipient après remplissage, ce qui assure un ultime rinçage du récipient par le liquide à prélever.

Enfin, s'assurer que les matériaux constituant l'outillage ou les récipients de prélèvement sont sans interaction possible avec le diélectrique. De ce point de vue le verre est le plus recommandable [22].

Le récipient le plus approprié pour prélever des échantillons pour des analyses de gaz dissous dans l'huile (AGD) et le plus facile à manipuler est la seringue en verre dépoli dont le cylindre et le plongeur ont des tolérances extrêmement serrées (figure 2.7) [55].

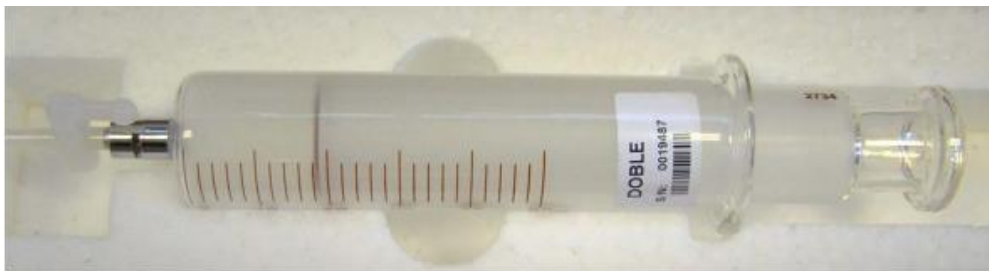


Figure 2. 7 Exemple de seringue en verre

Une partie de l'oxygène dissous présent dans l'échantillon d'huile peut être consommé dans le processus d'oxydation et former des hydrocarbures et des oxydes de carbone lorsque l'huile est exposée à la lumière du soleil. Par conséquent, la seringue doit être protégée dans un paquet directement après l'échantillonnage de l'huile.

Il existe un certain nombre de pratiques qui définissent clairement la manière appropriée de prélever des échantillons d'appareils électriques ou de conteneurs de stockage. Ces pratiques ont été développées au cours de nombreuses années et ont incorporé l'expertise de

nombreuses personnes. Ces pratiques (figure 2.8) doivent être suivies de la manière la plus pratique possible en sachant que toutes les situations de prélèvement ne sont pas identiques [55, 56].

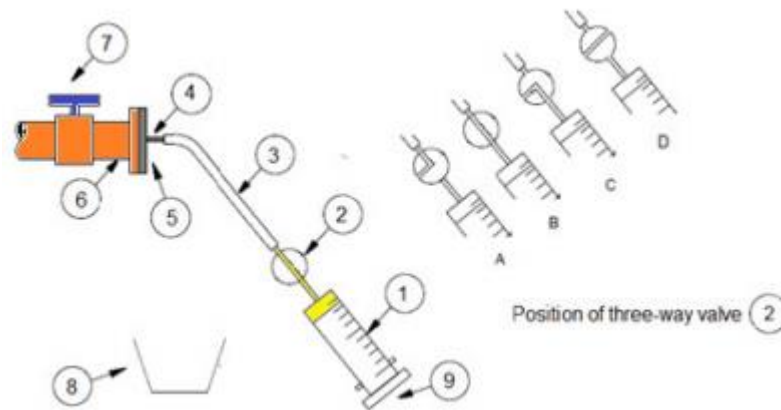


Figure 2. 8 Procédure de prélèvement d'échantillons d'huile pour AGD

1. Retirez la couverture du point de prélèvement de la sortie (6) d'un transformateur.
2. Retirez toute la saleté et la poussière visibles du point de prélèvement (6).
3. Monter un adaptateur approprié (5) avec la buse (4) dans le point de prélèvement (6).
4. Fixez un morceau de tuyau en plastique (3) à la buse (4).
5. Ouvrir la vanne de vidange d'huile (7) et laisser s'écouler lentement au moins 2 litres d'huile dans un récipient à déchets (8). Réglez ensuite la vanne (7) à un faible débit.
6. Réglez la vanne à trois voies (2) en position (A), puis fixez-la à la tubulure en plastique (3). Permettre à l'huile de s'écouler dans le récipient à déchets (8).
7. Tourner la soupape à trois voies (2) en position (B) pour permettre à l'huile de pénétrer dans la seringue (1). Le piston (9) ne devrait pas être retiré, mais permettre de reculer sous la pression de l'huile.
8. Tourner la soupape à seringue à trois voies (2) en position (C) pour permettre à l'huile dans la seringue de s'écouler vers le récipient à déchets (8) pendant que le piston (9) est poussé pour vider la plus grande partie de l'huile dans la seringue (1) qui doit être approximativement verticale pour être sûr que toutes les bulles d'air sont exclues.
9. La procédure décrite aux étapes 7 et 8 est ensuite répétée jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de bulles de gaz.
10. Tourner la valve à trois voies (2) en position (B) et remplir la seringue (1) d'huile jusqu'à 50 ml.
11. Tournez ensuite la vanne à trois voies (2) en position (D) pour fermer le côté de la seringue et débranchez-la de la tubulure en plastique (3). Retourner la seringue (1) avec sa valve à seringue à trois voies (2) dans le sachet.
12. Fermez le robinet de vidange d'huile (7).

2.6. Extraction des gaz de l'huile

Pour permettre le diagnostic du transformateur, les gaz doivent être extraits de l'huile. Les normes ASTM D3612 et IEC 60567 détaillent trois techniques qui peuvent être employées, mais aucune d'entre elles n'élimine tout le gaz présent en raison des coefficients de solubilité. Ces coefficients sont une indication de la capacité des gaz à se dissoudre dans l'huile, l'éthane étant facilement dissoluble et donc difficile à éliminer de l'échantillon alors que l'hydrogène est le gaz le moins dissoluble et plus facile à extraire de l'échantillon d'huile [57].

Différents gaz ont différents niveaux de solubilité dans l'huile minérale. Il est important d'identifier correctement les niveaux de gaz produits dans les conditions défectueuses associées avant de procéder à toute analyse de gaz dissous.

Le tableau 2.2 présente les coefficients de solubilité de différents gaz de défauts trouvés dans les huiles de transformateurs, et qui a été fourni par le fournisseur de technologie (Energy Support GmbH). Ces coefficients sont généralement déterminés expérimentalement sur la base de la norme d'huile [Méthode d'essai ASTM D2780] ou calibrés selon une méthode particulière [54].

Tableau 2. 2 Coefficients de solubilité des gaz, étalonnés pour la méthode d'extraction par seringue

Gaz	H_2	CH_4	C_2H_6	C_2H_4	C_2H_2	CO	CO_2	O_2	N_2
Coefficient de solubilité	1.6	2.5	9.0	6.1	4.7	1.7	4.1	1.5	1.4

2.6.1 Extraction sous vide (vacuum extraction)

Dans cette méthode, l'extraction de gaz est accomplie par l'exposition de l'huile au vide dans un système scellé. L'efficacité d'extraction dépend de la solubilité du gaz composant. La correction de cette extraction incomplète de gaz est obtenue par calcul en utilisant les coefficients de solubilité d'Ostwald des gaz dans les huiles de transformateur [57].

Efficacité d'extraction à l'équilibre pour chaque gaz composant (E_i):

$$E_i = 1 / (1 + K_i V_o / V_t - V_o) \quad (2.1)$$

E_i = Efficacité d'extraction à l'équilibre pour chaque gaz i

K_i = Coefficient de solubilité d'Ostwald, coefficient pour chaque composé gaz i

V_o = volume de l'échantillon d'huile

V_t = volume total d'expansion

Concentration volumique corrigée pour chaque gaz (C_i):

$$C_i \text{ (corrigée)} = C_i \text{ (apparente)} / E_i \quad (2.2)$$

Une fois que les gaz ont été extraits de l'huile, ils sont comprimés à la pression atmosphérique et le volume mesuré en cassant le vide avec un piston au mercure.

C'est la méthode originale qui offre des résultats précis et fiables si elle est suivie correctement. Des méthodes alternatives ont été acceptées, car elles ont démontré leur fiabilité, sont facilement automatisées et ne nécessitent pas l'utilisation de mercure.

2.6.2 Extraction utilisant la méthode headspace

Cette technique consiste à injecter un volume connu d'huile dans un récipient d'échantillon de volume connu. Ceci amène alors l'échantillon en contact avec un espace de tête de volume connu où, sous agitation, le gaz dans l'huile est transféré. Après un temps prédéfini, un échantillon de gaz dans l'espace de tête est ensuite prélevé et analysé (figure 2.9).

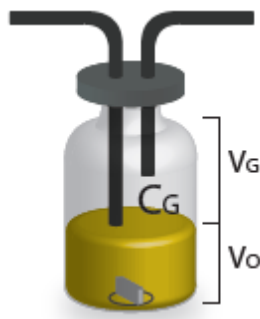


Figure 2. 9 La méthode headspace

La concentration initiale de gaz dans un échantillon d'huile est calculée en utilisant la loi de Henry et les normes de gaz dans l'huile:

$$C_L^0 = C_G (K_i + V_G / V_O) \quad (2.3)$$

C_L^0 = concentration initiale de gaz dans l'échantillon d'huile

C_G = concentration de gaz dans l'espace de tête

K_i = coefficient d'Ostwald pour le composant i, voire (Tableau 2.3)

V_G = volume de l'espace de tête

V_O = volume d'échantillon d'huile

Tableau 2. 3 Coefficient d'Ostwald

Gaz	H_2	CH_4	C_2H_6	C_2H_4	C_2H_2	CO	CO_2	O_2	N_2
Coefficient d'Ostwald	0.0429	0.337	1.99	1.35	0.938	0.102	0.9	0.138	0.0745

D'autres méthodes d'extraction, telle que celle connue sous le nom de Shake Test, a été introduite par Morgan-Shaffer en 1993. On peut extraire rapidement les gaz dissous, même sur le terrain [58]. Egalement la méthode d'extraction par arrachement (*stripping extraction*) qui fait partie intégrante de la chromatographie en phase gazeuse, permet d'extraire presque tous les composés gazeux [57, 58].

2.7. L'analyse du mélange des gaz extraits

Après extraction, le mélange de gaz extrait est séparé en différents composés chimiques. Chaque composé est alors identifié et leurs concentrations sont déterminées.

Il existe pratiquement certaines techniques qui peuvent être utilisées pour détecter les gaz contenus dans un mélange de composés gazeux tel qu'extrait de l'huile de transformateur et déterminer la quantité de chaque gaz.

2.7.1 Chromatographie en phase gazeuse :

On attribue la découverte de la chromatographie en phase gazeuse (C.P.G) à Archer John, Porter Martin et Richard Laurence Millington SYNGE, qui publient dès 1941 la théorie de la chromatographie de partage. Ils reçoivent en 1950 le prix Nobel de chimie pour cette découverte qui bouleversera le monde de l'analyse [59].

Puis en 1960, le travail a été fait utilisant la chromatographie en phase gazeuse pour aider l'ingénieur électrotechnicien. Les techniques développées visaient à identifier les gaz dissous dans l'huile de transformateur en défaut.

L'ingénieur électricien avait élaboré des méthodes de collecte des gaz produits dans le transformateur avec l'espoir d'être capable d'identifier l'origine du problème. Une fois les gaz collectés, ils devaient être pris au laboratoire pour identification [52].

➤ Principe

Le principe de la séparation chromatographique est illustré sur le schéma de la figure 2.10 suivante.

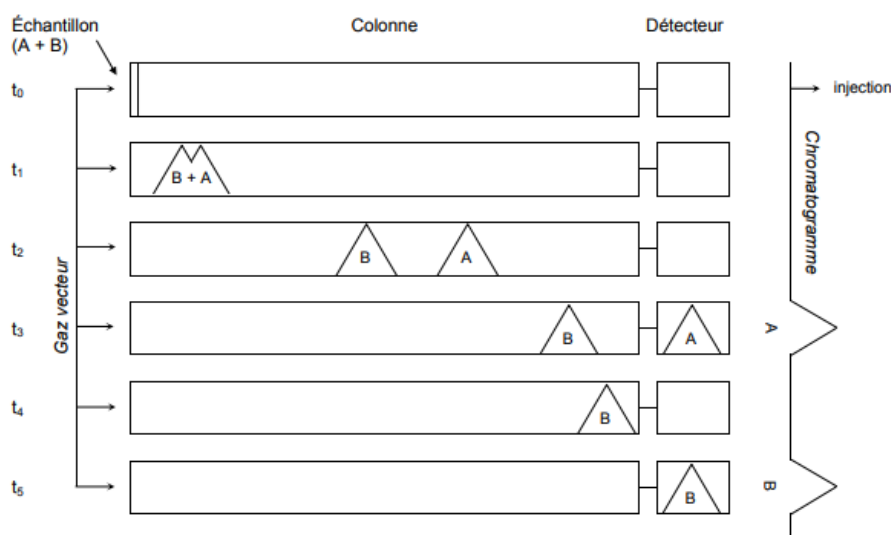


Figure 2. 10 Séparation d'un mélange de deux composés en CPG

Le mélange de composés est introduit à l'aide d'une seringue de façon à ce qu'il entre dans la colonne sous forme vapeur. La phase mobile est un gaz chimiquement inerte (l'hélium, l'argon, l'azote et le dioxyde de carbone.), appelé gaz vecteur. Celui-ci entraîne avec lui le mélange de composés à travers la colonne qui contient une phase stationnaire. Les composés du mélange traversent la colonne à des vitesses différentes. Lorsqu'ils arrivent à la sortie de la colonne, ils sont détectés par un détecteur qui transmet un signal électrique à un enregistreur. Les résultats apparaissent sur le chromatogramme sous forme de pics (figure 2.11) [60].

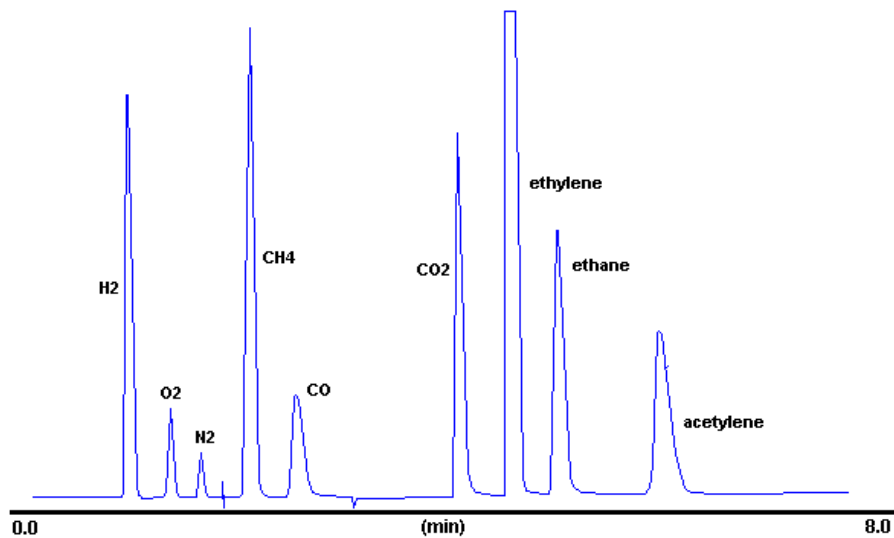


Figure 2. 11 Un chromatogramme gazeux typique

Quel que soit le chromatographe à gaz, on retrouve toujours les principales composantes illustrées dans le schéma de la figure 2.12 :

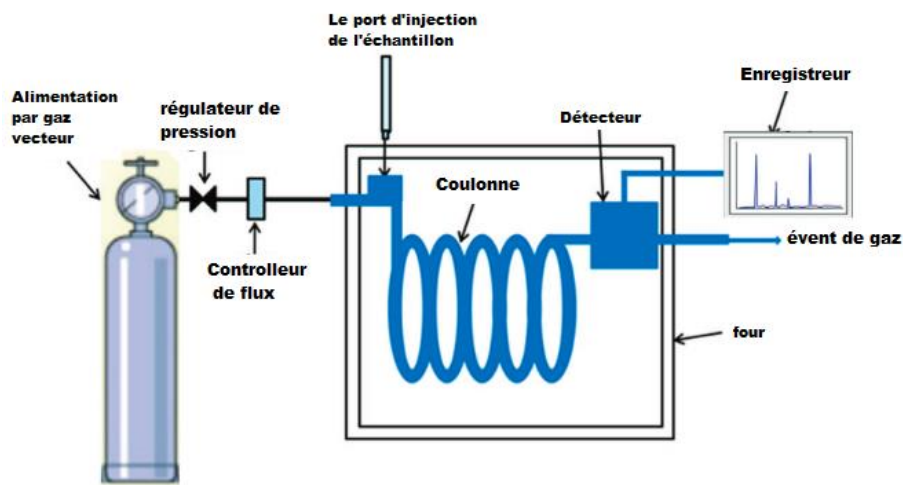


Figure 2. 12 Principaux composants de la chromatographie [58]

➤ Analyse qualitative

L'analyse qualitative consiste à identifier un ou plusieurs composés du mélange inconnu injecté. Pour ce faire, il faut posséder des échantillons standards des composés soupçonnés dans le mélange. Pour un ensemble de paramètres donné (débit de gaz vecteur, température du four, etc.), chaque composé est caractérisé par son temps de rétention t_r :

t_r = distance parcourue par le composé / vitesse de déroulement du papier

Le temps de rétention d'un composé représente le temps que prend le composé pour traverser la colonne chromatographique. La distance parcourue par le composé se calcule à partir du moment de l'injection jusqu'à son apparition au détecteur, mesurée au sommet du pic sur le chromatogramme.

➤ Analyse quantitative

L'analyse quantitative consiste à doser, c'est-à-dire déterminer la concentration d'un ou de plusieurs composés du mélange inconnu, une fois que ces composés ont été identifiés. La méthode repose essentiellement sur la détermination de la surface (parfois la hauteur) des pics.

La surface des pics d'un chromatogramme peut être déterminée selon l'une des méthodes suivantes :

- La méthode par triangulation est utilisée lorsqu'on utilise un enregistreur à plume qui ne possède pas d'intégrateur électronique (figure 2.13).

$$Sa = \frac{B \times H}{2} \quad (2.4)$$

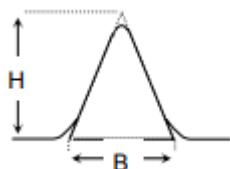


Figure 2. 13 Dimensions du pic chromatographique

- La méthode par intégration électronique est utilisée lorsqu'on possède un enregistreur (ou un logiciel d'application) muni d'un intégrateur électronique. Le chromatogramme est subdivisé en un nombre de points équidistants sur l'axe des X et sur l'axe des Y et l'intégrateur additionne le nombre de points situés à l'intérieur de la surface du pic à partir de la ligne de base. La somme des points du pic, qui est proportionnelle à sa grosseur, est gardée en mémoire pour les calculs ultérieurs de concentration.

Exemple : le pic A contient 2854 points, le pic B contient 677 points, etc.

2.7.2 Spectroscopie photo-acoustique

En 1880, Alexander Graham Bell découvrait l'effet photoacoustique dans les solides, puis les gaz. L'observation est simple : le rayonnement solaire, bloqué périodiquement, focalisé dans des objets, permet l'émission d'ondes sonores audibles à la fréquence de la modulation [61]. Par la suite, la spectroscopie photo-acoustique a été utilisée dans diverses applications telles que la surveillance de la qualité de l'air ambiant et de la pollution de l'air par les gaz d'échappement des voitures. Cependant, son utilisation pour surveiller l'état des transformateurs de puissance est relativement nouvelle [58].

Le principe général est le suivant (figure 2.14) : une onde lumineuse, de fréquence ν , traverse le mélange des gaz de défaut, faisant passer les molécules de ce gaz dans un état excité, sous réserve que $h\nu$ corresponde à une transition pour cette espèce moléculaire. Suite à cette transition, les molécules excitées peuvent retourner à leur état fondamental en dissipant l'énergie absorbée par collision vers les molécules voisines, donc sous forme de chaleur. On observe ainsi un échauffement local transitoire, qui donne naissance à une onde de pression lorsque l'onde lumineuse est modulée. Cette onde de pression peut être détectée par un microphone. Il est ainsi possible, par analyse de la réponse acoustique en fonction de la longueur d'onde d'excitation, d'obtenir le spectre d'absorption de la molécule. De cette

manière, les concentrations de divers gaz de défaut, par exemple H_2 , CO , CO_2 , CH_4 , C_2H_4 , C_2H_2 et C_2H_6 , peuvent être obtenues [61].

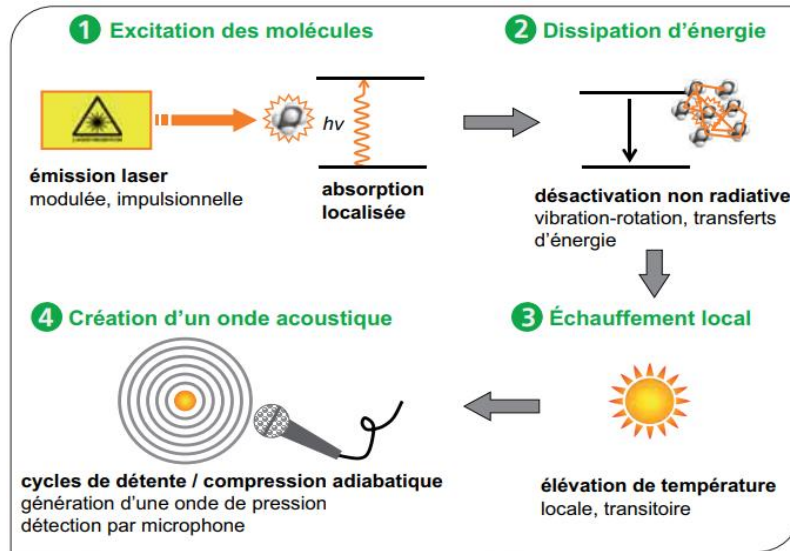


Figure 2. 14 Principe de l'effet photo-acoustique : le faisceau lumineux modulé (ou impulsionnel) est focalisé, une onde sonore est générée et détectée [61].

La figure 2.15 montre l'absorption caractéristique de divers gaz et de vapeur d'eau. La sensibilité de détection de l'équipement varie d'un gaz à l'autre, et sa précision de détection est influencée par l'environnement externe, par exemple la température et la pression, et par la vibration.

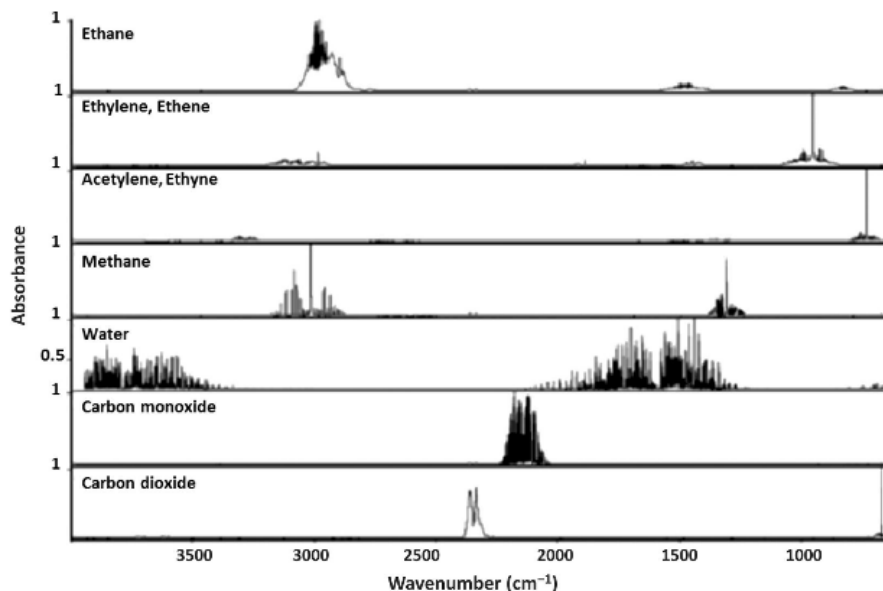


Figure 2. 15 Absorption caractéristique des gaz de défaut

2.8. Interprétation des résultats obtenus

Lorsque les différents gaz dans l'échantillon d'huile ont été identifiés et quantifiés, il reste à interpréter le résultat. Que faut-il décider dans le but d'évaluer l'état du transformateur, c'est de savoir si la quantité actuelle des gaz dissous peut être considérée comme anormale ou non.

Dans le cas où il y a une production anormale du gaz, on essaye de comprendre l'origine de cet état, c'est-à-dire trouver les causes probables de défauts.

Il existe de nombreuses méthodes qui permettent d'interpréter l'excès des gaz produits. Tous les transformateurs en service génèrent des gaz dans une certaine mesure et le problème fondamental avec l'AGD est de pouvoir distinguer entre l'état normal et anormal.

L'AGD est beaucoup plus une analyse de tendance, donc pour pouvoir tirer des conclusions raisonnables, il est nécessaire d'effectuer l'AGD à intervalles réguliers. Une augmentation soudaine de la concentration de gaz clés, à savoir, le taux de production de gaz est plus important dans l'évaluation que la quantité de gaz. Il n'y a pas de règle générale pour définir les quantités normales des gaz produits. Chaque transformateur est unique, sa conception particulière, l'âge et l'historique des événements sont des facteurs qui doivent être pris en considération lors de décision si les gaz au sein d'un transformateur particulier sont en augmentation significative ou non. Le personnel qui vient d'interpréter le résultat de l'AGD sont généralement des experts dans le domaine, donc ils utilisent leur expérience préalable pour savoir qui a lieu en différents cas lors d'interprétation des données [50].

2.8.1 Gaz clés :

L'étude de la méthode des gaz clés a commencé dans les laboratoires de la compagnie de Double. Elle a d'abord été résumée en 1973 et proposée officiellement en 1974 [53]. Les méthodes des gaz clés, comme leur nom l'indique, fournissent pour chaque gaz détecté l'interprétation principale que l'on peut en donner (Tableau 2.4), en plus elles sont des méthodes de diagnostic de défauts à partir des gaz qui sont typiques ou prédominants dans différentes températures (Figure 2.16) [50].

Tableau 2. 4 Interprétation principale des gaz dissous dans l'huile.

Gaz détecté		Interprétation
Oxygène	O ₂	Défaut d'étanchéité du transformateur
Mono- et dioxyde et CO ₂ de carbone	CO	Décomposition de la cellulose (vieillesse ou défaut)
Hydrogène	H ₂	Décharges électriques (effet couronne, faibles décharges partielles)
Acétylène	C ₂ H ₂	Défaut électrique (arc, étincelle)
éthylène		Défaut thermique (surchauffe locale)
Éthane	C ₂ H ₆	Indicateur secondaire d'un défaut thermique
Méthane	CH ₄	Indicateur secondaire d'un arc ou d'une surchauffe importante

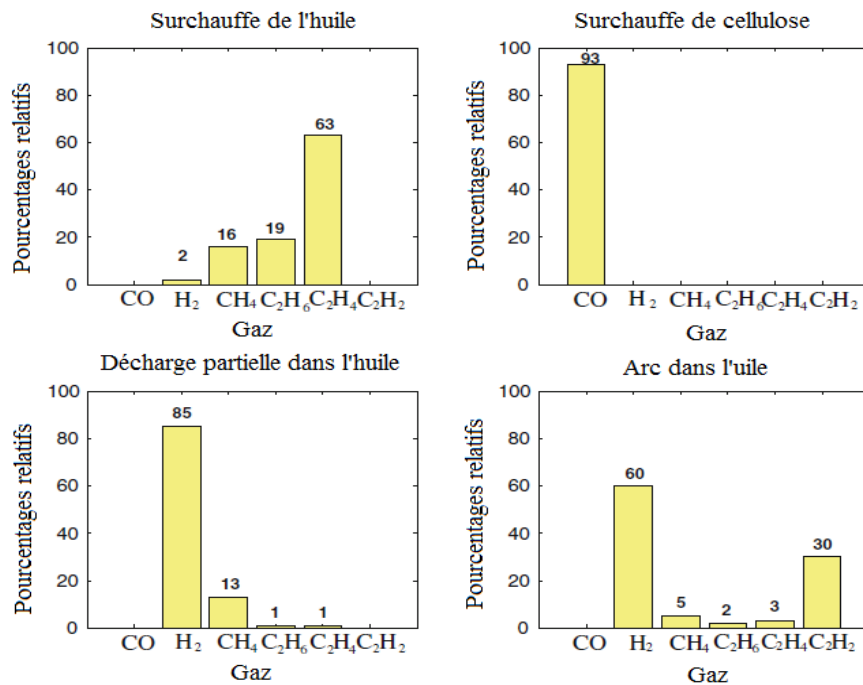


Figure 2. 16 Graphiques de la méthode des gaz clés

Ces graphiques semblent simples, mais ils ne sont pas largement acceptés comme outils de diagnostic fiables pour les transformateurs de puissance. Des études basées sur une banque de données CEI de transformateurs contrôlés montrent que seulement 42% des diagnostics par cette méthode sont corrects [58].

2.8.2 Méthode D'IEEE (TDCG)

Suivant le même principe, une technique globale est parfois utilisée : seule la quantité totale des gaz combustibles dissous (TDCG : Total Dissolved Combustibles gases) est prise en compte pour effectuer le diagnostic [2]. Un guide relative à l'AGD utilise quatre états pour classer les risques des transformateurs qui n'ont subi aucun problème antérieur a été publié dans le standard IEEE C57-104. Le guide prend les concentrations totales et individuelles des gaz combustibles comme indicateur au problème. Ce guide n'est pas universellement accepté et il est seulement l'un des outils utilisés pour évaluer l'état des transformateurs. Les quatre états sont définis ci-dessous et les limites des concentrations des gaz sont présentées au tableau 2.5 [62,63].

Tableau 2. 5 Limites de Concentration des gaz dissous dans l'huile selon IEEE

Etats	Concentrations des gaz combustible							
	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	CO	CO ₂	TDCG
Etat 1	100	120	35	50	65	350	2500	720
Etat 2	101-700	121-400	36-50	51-100	66-100	351-570	2501-4000	721-1920
Etat 3	701-1800	401-1000	51-80	101-200	101-150	571-1400	4001-10000	1921-4630
Etat 4	>1800	>1000	>80	>200	>150	>1400	>10000	>4630

Note: La valeur du TDCG n'inclut pas le CO₂, qui n'est pas un gaz combustible.

Etat 1 : Une TDCG au-dessous de ce niveau indique que le transformateur fonctionne d'une manière satisfaisante. Tout gaz excédant les niveaux donnés au tableau 2.5 doit avoir une investigation supplémentaire.

Etat 2 : Une TDCG dans cette plage indique la présence d'un niveau anormal du gaz combustible. Tout gaz excédant les niveaux donnés au tableau 2.5 doit avoir une investigation supplémentaire : possibilité de défaut. Donc il est conseillé de prélever des échantillons assez suffisants pour calculer la quantité produite de chaque gaz par jour (taux de production du gaz).

Etat 3 : TDCG à l'intérieur de cette gamme indique un niveau élevé de décomposition de l'isolation cellulosique et/ou d'huile. Tout gaz dépassant les niveaux spécifiés mérite une attention particulière. Il existe un ou plusieurs défauts probables. Le calcul du taux de génération des gaz est recommandé nécessitant un prélèvement particulier.

Etat 4 : TDCG à l'intérieur de cette gamme indique une décomposition excessive de l'isolation du transformateur. Le maintien en exploitation du transformateur pourrait mener à une panne de celui-ci. On procède à un arrêt immédiat.

- Soit le niveau le plus haut basé sur les gaz individuels combustibles ou la TDCG peuvent déterminer l'état du transformateur. Par exemple, si la TDCG se situe entre 1941 ppm et 2630 ppm, cela indique l'état 3. Cependant, si l'hydrogène est supérieur à 1800 ppm, le transformateur est dans l'état 4.
- Quand le tableau dit « déterminer la dépendance de la charge » c'est-à-dire essayer de savoir si le taux de production de gaz en ppm/jour varie avec la charge. Le transformateur peut être surchargé, ou a un problème de refroidissement. Prélever des échantillons d'huile à chaque changement de charge; si les changements sont trop fréquents, cela peut ne pas être possible.
- Pour obtenir le taux de gazage, l'équation suivante est appliquée [48]:

$$R_i = \frac{C_{i2} - C_{i1}}{\Delta t} \cdot \frac{G}{\rho} \quad (2.1)$$

Où R_i est le taux de gazage en (ml/h ou jour), C_{i2}, C_{i1} respectivement les concentrations du premier et du deuxième échantillon en (ppm), G est le poids total de l'huile en (Ton), ρ la densité de l'huile (Ton/m³) et Δt et le temps de fonctionnement actuel dans l'intervalle de prélèvement en (heure ou jour).

2.8.3 Rapports de Rogers

Comme alternative aux gaz clés, la méthode du rapport des gaz est également une interprétation utile des gaz dissous dans l'huile de transformateur. Les méthodes de rapport utilisent les rapports des concentrations de gaz dissous comme base du diagnostic des défauts. La méthode du ratio du gaz la plus couramment utilisée est celle des rapports de Rogers qui ont été dérivés de l'expérience et sont modifiés continuellement [48]. En regardant le graphique représentant le mécanisme de génération de gaz (figure 2.6), on peut voir qu'à certaines températures, un gaz sera généré plus que d'autres gaz. Rogers a utilisé ces relations et a déterminé que si un certain ratio existait, alors une température spécifique avait été atteinte [64]. La version récente considère trois ratios CH_4 / H_2 , $\text{C}_2\text{H}_2 / \text{C}_2\text{H}_4$, $\text{C}_2\text{H}_4 / \text{C}_2\text{H}_6$ pour identifier 6 conditions de défaut. Le Tableau 2.6 montre comment cette méthode peut s'appliquer.

Tableau 2. 6 Version modifiée des rapports de Rogers

Case	CH_4/H_2	$\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$	$\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$	Défaut
0	<0.1	>0.1 <1.0	<1.0	Etat Normal
1	<0.1	<0.1	<1.0	Décharge partielle
2	0.1-3.0	0.1 -1.0	>3.0	Arc
3	<0.1	>0.1 <1.0	1.0-3.0	Défaut thermique de basse température
4	<0.1	>1.0	1.0-3.0	Défaut Thermique de température <700°C
5	<0.1	>1.0	>3.0	Défaut thermique de température >700°C

Le test de rapport CO_2 / CO est effectué dans le cadre de l'AGD. Il donne une indication de l'implication de l'isolation du papier dans les défauts et de la carbonisation, donc de la détérioration de la cellulose [65]. Normalement, en cas de surchauffe de la cellulose, le rapport est supérieur à 10 et en cas de dégradation de la cellulose provoquée par un défaut électrique, le rapport est inférieur à 3 [48]. De l'autre côté, un transformateur de type conservateur vieillissant normalement devrait avoir un rapport CO_2 / CO d'environ 7 [66].

2.8.4 Rapport de CEI

Cette méthode utilise les trois rapports révisés de Rogers, mais suggère des gammes et des interprétations différentes, comme le montre le tableau 2.7. Un nouveau rapport de gaz a été

introduit, à savoir C_2H_2/H_2 pour détecter la contamination possible des compartiments du changeur de prises en charge [58].

Tableau 2. 7 Modèle d'interprétation de CEI

Case	Défaut	C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H_2	C_2H_4/C_2H_6
DP	Décharge partielle	NS	<1.0	<0.2
D1	Décharge de faible énergie	>1	0.1-0.5	>1
D2	Décharge de forte énergie	0.6 -2.5	0.1-1	>2
T1	Défaut thermique de température < 300 °C	NS	>1, mais NS	<1
T2	Défaut thermique de température > 300 °C et <700°C	<1.0	>1	1-4
T3	Défaut thermique de température >700°C	<0.2	>1	>4

2.8.5 Méthode de Doernenburg

Doernenburg est l'un des premiers chercheurs, qui a publié une technique pour le diagnostic des défauts dans des transformateurs de puissance en utilisant les résultats issus des AGD. En 1970 il a été capable de différencier entre les défauts thermiques et électriques en utilisant six gaz et quatre rapports. Le tableau 2.8 recense les quatre rapports et leurs interprétations [67].

Tableau 2. 8 Méthode des rapports de Doernenburg.

Défaut	CH_4/H_2	C_2H_2/C_2H_4	C_2H_2/CH_4	C_2H_6/C_2H_2
Décomposition thermique	>1.0	<0.75	<0.3	>0.4
Effet couronne (DP faible énergie)	<0.1	Non signifié	<0.3	>0.4
Arc (DP haute énergie)	>0.1 et <1.0	>0.75	>0.3	<0.4

La méthode exige la présence significative des niveaux de concentration des gaz afin que le diagnostic soit valide [67]. Cela signifie qu'au moins l'un des gaz de chaque rapports excède le niveau assigné dans le tableau 2.9 et qu'au moins une des concentrations (en ppm) des 4 gaz suivants H_2 , CH_4 , C_2H_2 , et C_2H_4 , dépasse deux fois les valeurs limites L1 [58].

Tableau 2. 9 Les niveaux limites des gaz de Doernenburg

Gaz	H_2	CH_4	CO	C_2H_2	C_2H_4	C_2H_6
Niveaux limites en (ppm) L1	100	120	350	35	50	65

Afin d'appliquer la méthode de Doernenburg, une procédure étape par étape est utilisée, Selon la norme IEEE C57.104-1991 l'organigramme de la figure 2.17 donne un aperçu sur cette procédure. et qui est décrit dans les points suivants :

Étape 1: Les concentrations de gaz sont obtenues par extraction et séparation par chromatographie ou autre méthode de séparation.

Étape 2: Si au moins une des concentrations (en ppm) des 4 gaz suivants H_2 , CH_4 , C_2H_2 , et C_2H_4 , dépasse deux fois les valeurs limites L1 (voir le tableau 2.9) et un des 3 autres gaz (CO,

CO₂ et C₂H₆), dépasse les valeurs limites L1, le transformateur est considéré défectueux. Alors on procède à l'étape 3 pour déterminer la validité de la méthode des rapports.

Étape 3: Détermination de la validité de la méthode des rapports de Doernenburg: Si au moins un des gaz dans chaque rapport R1, R2, R3, ou R4 dépasse la limite L1, la méthode est valide: donne de résultats corrects (tableau 2.8, Tableau 2.9). Sinon, les rapports ne sont pas significatifs ; la méthode ne donne pas de résultats-. L'unité devrait, être donc, rééchantillonné et étudié par d'autres méthodes alternatives.

Étape 4: Supposant que l'analyse des rapports est valide, chaque rapport successif est comparé aux valeurs du tableau 2. 8 dans l'ordre R1, R2, R3, et R4.

Étape 5: Enfin, si tous les rapports satisfont un type spécifique de défauts illustrés dans le tableau 2.8 le diagnostic suggéré est valide [67, 53].

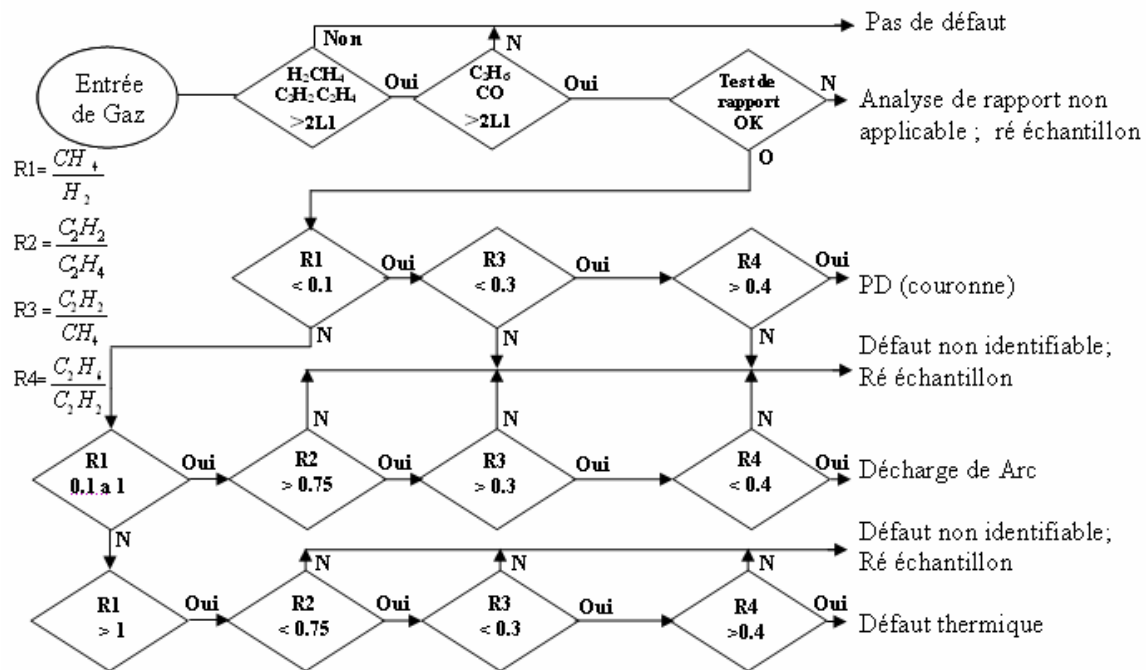


Figure 2. 17 Organigramme de la méthode de Doernenburg

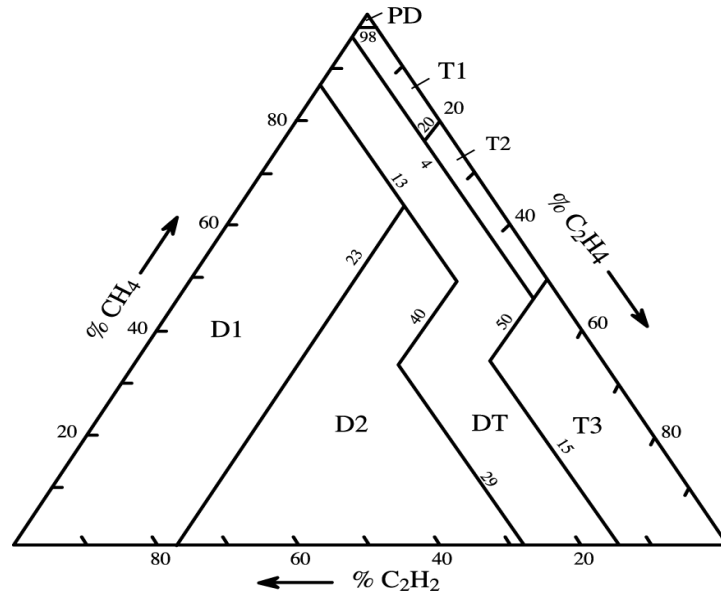
2.8.6 Triangle de Duval

En 1974, Michel Duval de l'institut de recherche d'Hydro-Québec Canada a développé un modèle graphique en se basant sur des milliers d'analyse des gaz dissous et problèmes de diagnostic [63, 68]. Il utilise trois gaz (CH₄, C₂H₂, C₂H₄), ceux-ci correspondent à l'accroissement des niveaux d'énergie nécessaire de la production des gaz dans les transformateurs en service [68]. Les concentrations des trois gaz cités précédemment sont exprimées en pourcentage par rapport à la concentration totale (CH₄ + C₂H₂ + C₂H₄), et puis le point de coordonnées triangulaires (CH₄%, C₂H₂%, C₂H₄%) est tracé dans un graphe triangulaire (figure 2.18) qui a été divisé en plusieurs zones de défauts. Selon la zone où le point est localisé, on tire l'hypothèse probable de l'origine du défaut. Le tableau 2.11 donne la désignation de chaque zone du triangle.

La méthode du triangle de Duval est appliquée seulement s'il y a suspicion de défaut basée sur l'accroissement de concentration de gaz dissous au-dessus des limites assignées au tableau 2.10.

Tableau 2. 10 Niveaux limites des concentrations des gaz

Gaz	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	CO	CO ₂
Niveaux limites en (ppm)	100	75	3	75	75	700	7000


Figure 2. 18 Triangle de Duval et différentes zones de défauts.
Tableau 2. 11 Interprétation de différentes zones du triangle de Duval.

PD	décharge partielle
T1	Défaut thermique, température faible en dessous de 300°C
T2	Défaut thermique moyenne température (300-700°C)
T3	Défaut thermique à haute température (au-dessus 700°C)
D1	Décharge électrique à faible énergie
D2	Décharge électrique à haute énergie
DT	Indéterminé- défaut thermique ou décharge électrique

De plus, comme le triangle n'inclut pas l'état « Normal ou pas de défaut », la méthode ne peut pas être utilisée pour détecter des défauts naissants. Duval [69] a proposé d'autres versions de DTM (**Duval Triangle Method**), par exemple DTM 2 pour les changeurs de prise de type à l'huile, DTM 3 pour les équipements remplis d'huiles non minérales et DTM 4 et DTM 5 comme compléments du DTM original pour les défauts à basse température dans les transformateurs (*stray gassing*). H₂, CH₄ et C₂H₆ sont utilisés dans le DTM 4 et C₂H₄, CH₄ et C₂H₆ dans le DTM 5. DTM 4 et DTM 5 ne sont applicables que lorsque les défauts PD, T1 ou T2 ont été identifiés par le DTM d'origine [58].

En 2013, il a présenté une autre interprétation graphique dans laquelle il a utilisé les cinq principaux gaz (CH_4 , C_2H_6 , C_2H_4 , C_2H_2) représentés dans un pentagone [70].

2.8.7 Nomogramme de Church :

La méthode de Church diffère des précédentes par l'utilisation simple des valeurs absolues directement tracées sur un graphe. Il s'agit d'une combinaison du concept de rapport des gaz de défaut et de valeurs définies. Cette méthode vise à fournir à la fois une représentation graphique des données de gaz de défaut et les moyens d'interpréter leur signification.

Le nomogramme est constitué d'une série d'échelles logarithmiques verticales (figure 2.19) représentant les concentrations des gaz individuels. Des lignes droites sont tracées entre échelles adjacentes pour relier les points qui représentent les valeurs des concentrations des gaz individuels. Les pentes de ces lignes sont les critères de diagnostic qui servent à déterminer le type de défaut. Des ajustements des échelles sont parfois nécessaires, compte tenu des historiques d'utilisation des transformateurs défaillants.

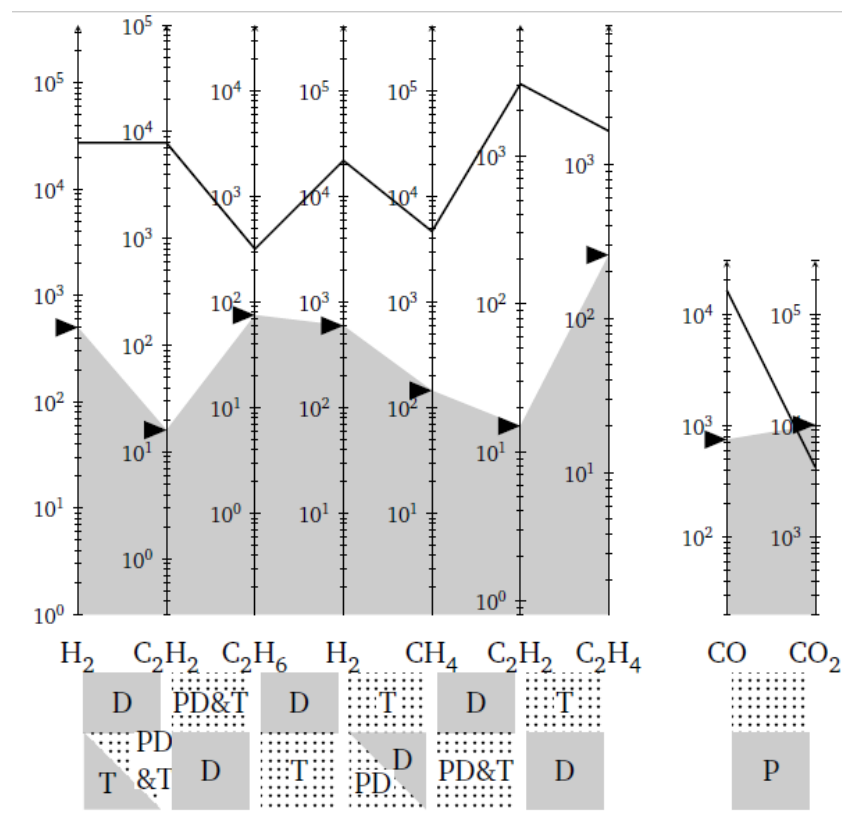


Figure 2. 19 Nomogramme de Church [23]

Cette méthode permet de diagnostiquer quatre types de défauts qui sont: la décharge partielle (PD), la surchauffe (T), l'arc (D) et la dégradation de la cellulose (P). Elle est particulièrement bien adaptée pour une évaluation manuelle [54]. L'exemple tracé ici (figure 2.19) indique un défaut électrique avec une implication possible du papier [23].

Il existe dans la littérature d'autres méthodes d'interprétation qui sont moins connues et moins utilisées par la communauté de diagnostic des transformateurs telle que la Méthode de Schliesinger [67], la méthode de Denkyoken recommandé par Electrical Cooperative Research Associates (ECRA) [71].

2.8.8 L'incorporation de l'intelligence artificielle

Les techniques de diagnostic de défauts utilisant des concentrations ou des rapports de gaz de défauts sont basées sur l'expérience pratique de différents experts plutôt que sur des théories scientifiques quantitatives basées sur des preuves.

La disponibilité de données massives de l'AGD a donc motivé les chercheurs à développer une approche alternative pour l'interprétation des données de l'AGD, basée sur des techniques d'intelligence artificielle (IA).

2.9. Conclusion

Au cours des quatre dernières décennies, l'analyse des gaz dissous (AGD) a été l'une des techniques les plus courantes aux fins de l'évaluation de l'état des équipements électriques remplis d'huile. L'évaluation économique aussi bien en théorie que sur le terrain a permis de vérifier l'influence positive de l'AGD sur le coût de la maintenance. L'AGD aide à identifier les défauts naissants de l'isolation interne pendant le service et réduit le risque d'interruptions imprévues, bien que les tentatives de corréler les résultats individuels de l'AGD avec la probabilité de défaillance des unités respectives échouent toujours. Cependant, il existe un large consensus entre les fabricants d'appareils de puissance remplis d'huile et les compagnies d'électricité concernant le rôle de l'AGD, notamment pour la surveillance des transformateurs de puissance.

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu de l'analyse des gaz dissous, couvrant tous les sujets pertinents: le mécanisme de gazage, le prélèvement de l'huile, l'évaluation de la concentration de gaz dissous et les techniques associées telles que les moyens d'extraction et de séparation de différents composés gazeux et enfin l'interprétation des résultats.

CHAPITRE III

**L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET
SON APPLICATION A
L'INTERPRETATION DE L'ANALYSE
DES GAZ DISSOUS**

Chapitre 3 : L'Intelligence artificielle et son application à l'interprétation de l'analyse des gaz dissous

3.1. Introduction

En suivant l'évolution historique de l'analyse des gaz dissous, on constate clairement que tous les modèles d'interprétation développés au fil des années et qui sont bien abordés au chapitre précédent ont contribué en quelque sorte à améliorer le diagnostic des transformateurs. Cependant, aucun de ces modèles ne peut être utilisé pour prendre des décisions définitives du fait qu'ils ne fournissent pas toujours une interprétation identique et appropriée. Ce problème résulte de la complexité du processus de génération de gaz qui conduit à des combinaisons de gaz de formes complexes, ainsi que de l'incertitude des données de l'AGD due aux procédures de prélèvement et aux conditions d'analyse chromatographique non maîtrisables. Par conséquent, il n'y a pas de relations correspondantes définies entre la quantité caractéristique de défauts et les présomptions du défaut, ce qui rend le diagnostic de défaut plus difficile. Pour faire face aux problèmes complexes de prise de décision, surmonter les limitations des approches traditionnelles et extraire des informations supplémentaires des données de l'AGD, différentes techniques sont développées récemment qui impliquent généralement des méthodes d'intelligence artificielle.

L'intelligence artificielle est un domaine vaste qui peut être subdivisé en plusieurs sous-domaines tels que l'apprentissage automatique, les systèmes experts, la logique floue, etc.

Nous tentons dans ce chapitre de nous concentrer sur l'apprentissage automatique en tant qu'outil d'aide à la décision ayant connu un certain succès dans de nombreux domaines qui utilisent habituellement les données brutes collectées à partir des mesures réelles pour obtenir des informations utiles. Nous voulons observer le résultat de l'application de ce genre de techniques sur les données des gaz dissous dans l'huile des transformateurs dans le but d'évaluer son état.

3.2. Apprentissage automatique

3.2.1 Tentatives de définition

Le **Machine Learning** « ML » ou en français, apprentissage automatique, aussi appelé « analyse prédictive »

- D'après Arthur Samuel, 1959 « *Donner la capacité aux machines d'apprendre sans les programmer explicitement* » [72].
- D'après Tom Mitchell, 1997 « *On dit d'un ordinateur qu'il apprend si sa performance sur une tâche de T mesurée par P augmente avec l'expérience E* » [73].

Le Machine Learning est en effet ce qui donne de la valeur aux données. L'idée de base est de construire un modèle qui permet d'obtenir des prédictions, des diagnostics ou des recommandations à partir d'un jeu de données brutes, duquel les performances peuvent être évaluées en utilisant des méthodes de validation [74].

3.2.2 Processus d'apprentissage

Quelle que soit la plate-forme utilisée, le processus de base de l'apprentissage automatique est à peu près le même. La figure 3.1 montre à quoi il ressemble habituellement [75].

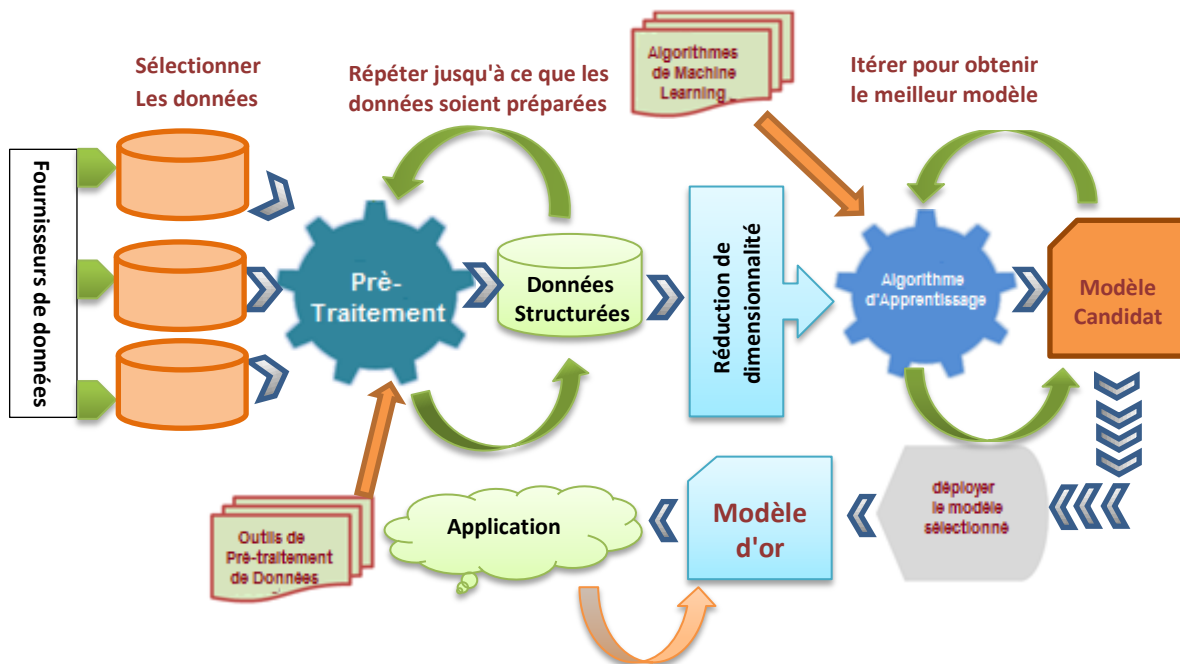


Figure 3. 1 Processus d'apprentissage du "Machine Learning".

Comme le montre la figure 3.1, l'apprentissage automatique commence avec les données: plus vous en avez, meilleurs sont vos résultats.

Parce que nous vivons à l'ère du « Big Data », l'apprentissage automatique est devenu beaucoup plus populaire ces dernières années. Avoir beaucoup de données à travailler dans de nombreux domaines différents permet aux techniques d'apprentissage automatique d'être appliquées à un ensemble plus large de problèmes.

1- Sélection des données

Puisque le processus commence avec les données, il est extrêmement important de sélectionner les données appropriées. Déterminer les données les plus pertinentes pour un projet d'apprentissage automatique est une partie fondamentale du processus, et c'est un domaine où les experts du domaine ont généralement beaucoup à offrir.

2- Prétraitement

Quelles que soient les données que vous choisissez, elles sont rarement parfaites pour être utilisées directement. Le plus souvent aussi, elles n'ont pas été constituées dans le but d'être analysées par une machine. Au lieu de cela, les projets d'apprentissage automatique traitent

généralement ces données brutes avec divers modules de prétraitement, comme le montre la figure 3.1. Par exemple, les données brutes peuvent contenir des entrées en double pour certaines observations, avec peut-être des informations contradictoires. Les données brutes peuvent contenir des valeurs nulles, comme un manque d'informations pour certaines variables. Le but du prétraitement est de créer des données structurées. Mais arriver ici n'est généralement pas simple et facile, simplement parce qu'il n'est pas facile de distinguer ce qui est le résultat d'une erreur ou d'une variation non significative d'une observation authentique [76]. Il s'agit d'un processus itératif, avec plusieurs modules de prétraitement différents appliqués aux données brutes.

3- Réduction de dimensionnalité

Son objectif est de sélectionner ou d'extraire un sous-ensemble optimal de caractéristiques pertinentes selon un critère fixé auparavant. Cette **sélection/extraction** permet donc de réduire la dimension de l'espace des exemples et de rendre l'ensemble des données plus représentatif du problème. Cette réduction a un double objectif, le premier consiste à réduire la redondance et le second permet de faciliter les traitements postérieurs (extraction, classification et reconnaissance de formes, réduire l'espace de stockage nécessaire, réduire le temps d'apprentissage et d'utilisation, identifier les facteurs pertinents...) et donc l'interprétation des données [77].

4- Application des algorithmes de Machine Learning

Une fois les données prétraitées et réduites, on passe à l'étape suivante: la recherche du meilleur moyen de résoudre le problème. Pour ce faire, une multitude d'algorithmes est disponible dans les produits « Machine Learning » qui peuvent être appliqués individuellement ou combinés aux données structurées pour avoir un modèle candidat. Dans presque tous les cas, le premier modèle candidat créé n'est pas le meilleur. Au lieu de cela, le data scientist essaiera de nombreuses combinaisons différentes d'algorithmes et de données structurées, en cherchant celui qui produit le meilleur modèle. Chacune de ces tentatives (c'est-à-dire chaque itération) peut être considérée comme une expérience, et des projets typiques exécuteront de nombreuses expériences pendant la recherche du bon modèle, comme le suggère la figure 3.1.

5- Déploiement du modèle sélectionné

Une fois qu'un modèle efficace existe, il y a une étape de plus: déployer ce modèle. Cela permet aux applications d'utiliser l'algorithme implanté par le modèle. C'est une partie importante du processus sans déploiement, tout le travail effectué jusqu'à présent est sans valeur. Et si le déploiement est trop difficile, les personnes qui créent le modèle pourraient ne pas être en mesure de déployer de nouveaux modèles rapidement, ce qui est souvent nécessaire dans notre monde en évolution rapide.

Cependant, qu'il est déployé, un modèle implémente un algorithme pour reconnaître les formes. Ce modèle a été dérivé des données. Plutôt que de placer quelques personnes

intelligentes dans une pièce et de les laisser inventer un moyen de résoudre un problème, l'apprentissage automatique génère plutôt une solution efficace à partir des données.

3.2.3 Catégories d'apprentissage

Il y a quelques différences dans la façon de définir les types d'algorithmes d'apprentissage automatique, mais généralement ils peuvent être divisés en trois catégories en fonction de leur objectif et les données fournies. Les principales catégories sont les suivantes voir figure 3.2 [78]:

1- Apprentissage Supervisé :

L'apprentissage supervisé désigne un type d'algorithme d'apprentissage automatique qui utilise un ensemble de données connues (appelé ensemble de données d'apprentissage) pour réaliser des prévisions. L'ensemble de données d'apprentissage contient des données d'entrée et des valeurs de réponses. À partir de ces éléments, l'objectif de l'algorithme d'apprentissage supervisé consiste à créer un modèle capable de réaliser des prévisions sur les valeurs de réponse pour un nouvel ensemble de données. Un ensemble de données de test est souvent utilisé pour valider le modèle [79].

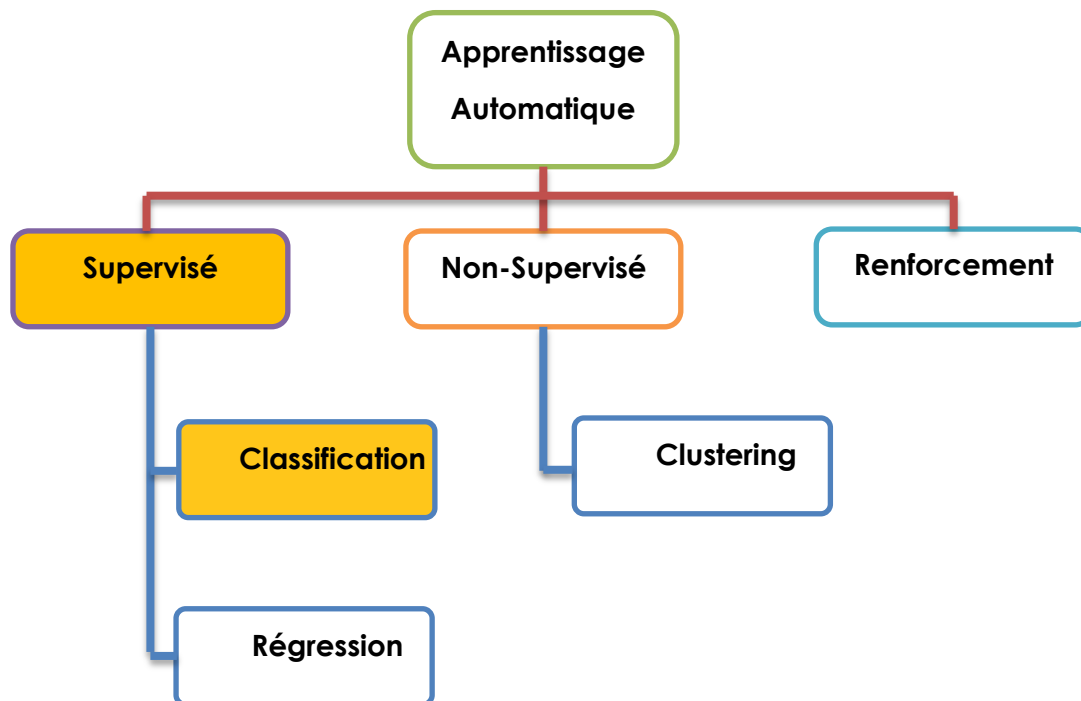


Figure 3. 2 Catégories d'apprentissage automatique

L'apprentissage supervisé inclut deux catégories d'algorithmes (figure 3.3) :

- **Classification:** pour les valeurs de réponse catégorique, où les données peuvent être divisées en « classes » spécifiques
- **Régression:** pour les valeurs de réponse continue (prédiction de la charge électrique)

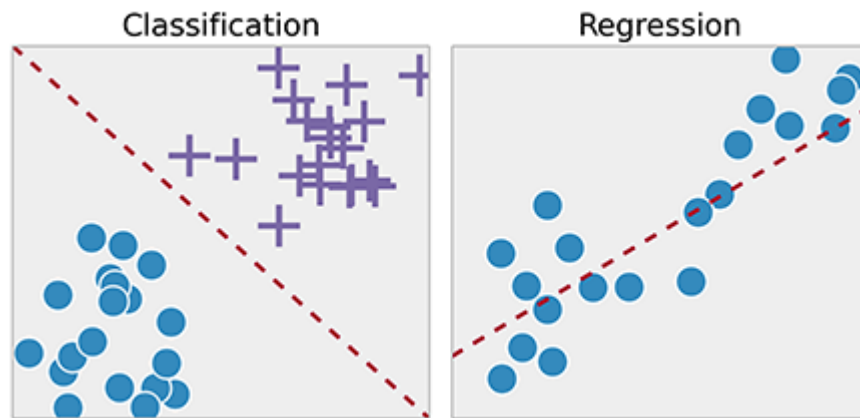


Figure 3. 3 Illustration de la différence entre régression et classification

2- Apprentissage Non-Supervisé :

L'apprentissage non supervisé est un type d'algorithme d'apprentissage automatique utilisé pour tirer des conclusions à partir de jeux de données composés de données d'entrée sans réponses catégorisées.

La méthode d'apprentissage non supervisé la plus commune est le partitionnement de données « clustering », qui est utilisé pour effectuer une analyse exploratoire des données afin de trouver des modèles cachés ou des regroupements dans les données. Les clusters sont conçus au moyen d'une mesure de similarité définie par des métriques telles que la distance euclidienne ou la distance probabiliste [79].

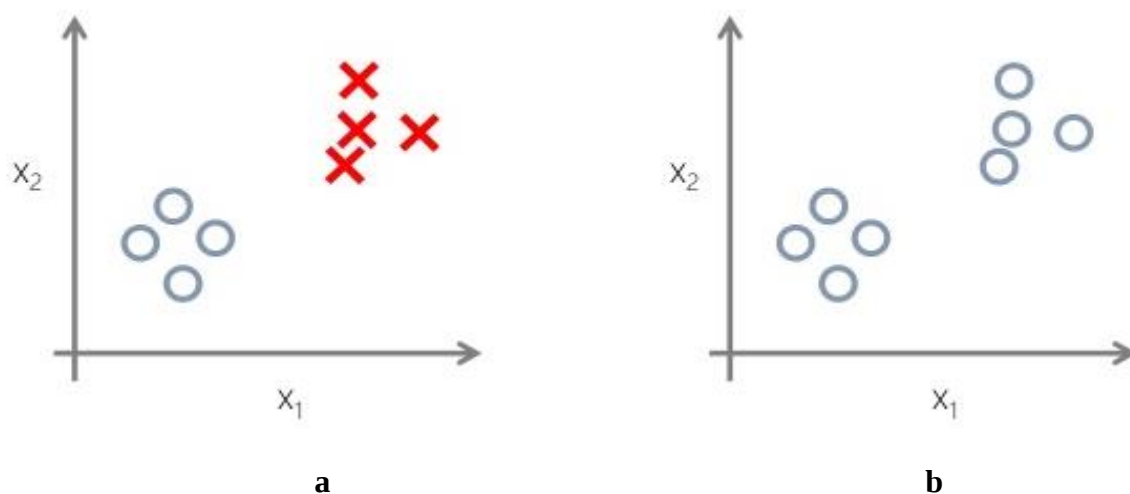


Figure 3. 4 Apprentissage a) Supervisé vs b) Non-Supervisé

3- Apprentissage par renforcement:

L'apprentissage par renforcement [78] est utilisé pour résoudre les problèmes de prise de décision (généralement une séquence de décisions), tels que la perception et le mouvement du

robot, le joueur d'échecs automatique et la conduite automatique du véhicule. Cette catégorie d'apprentissage ne sera pas discutée plus avant dans cette thèse, et les lecteurs pourraient se référer à [80] pour plus de compréhension.

3.3. Interprétation de l'AGD par les techniques d'apprentissage automatique

3.3.1 Revue de la littérature

L'intelligence artificielle a été largement utilisée dans le domaine du diagnostic de matériel électrique, principalement pour l'interprétation de l'AGD. Un réseau de neurones artificiels (RNA) est la technique la plus fréquemment utilisée est généralement appliquée de deux façons: aux modèles traditionnels tels que Rogers, Doernenburg ou CEI pour améliorer la précision et éviter les cas non identifiables et aux données directement mesurées pour explorer d'autres informations cachées qui n'ont pas pu être obtenues par des méthodes traditionnelles. Le perceptron multicouche (en anglais multilayer perceptron « MLP ») est l'algorithme de RNA le plus simple, mais le plus adopté dans de nombreux recherches (par exemple, [81], [82]), dans lesquelles les auteurs ont rapporté une précision de prédiction améliorée par rapport aux techniques traditionnelles. Cependant, certains auteurs ont mené une étude comparative entre le MLP et un réseau à fonction de base radiale (radial basis function « RBF ») [83], le réseau probabiliste (Probabilistic Neural net PNN) [84], et la carte auto-organisée (self organizing map « SOM ») [85]. Ils ont conclu que le MLP était l'algorithme le plus simple et le moins efficace. Le principal inconvénient de tous les algorithmes basés sur les RNA est qu'ils nécessitent un grand ensemble de données pour un apprentissage adéquat afin de garantir une analyse fiable. Le RNA a une capacité très limitée d'analyse, en particulier, avec la technique d'apprentissage par rétropropagation de l'erreur.

La logique floue est le second concept d'intelligence artificielle largement utilisée pour l'analyse DGA [86]. Parce que les connaissances de l'expert dans cette technique sont reformulées par de simples règles floues de forme « si-alors ». Cependant, la logique floue ne gère pas directement les données mesurées, et la dérivation de ces règles peut être une tâche difficile. Récemment, avec la capacité accrue des ordinateurs à traiter les données, de nouveaux algorithmes d'apprentissage automatique (ML) ont été développés pour évaluer l'état des équipements électriques. Souahlia et al. [87] ont utilisé la machine à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (support vector machine « SVM ») en tant que classificateur des données de l'AGD. Le classificateur a démontré une bonne capacité de généralisation même avec une petite quantité de données d'apprentissage. Cependant, Zhang [88] a conclu qu'un seul SVM n'était pas approprié pour certaines applications pratiques et il a proposé une SVM améliorée en intégrant plusieurs modèles sous le concept de l'apprentissage automatique connu sous le nom de « machine à comité ». Il a précisé que même si un SVM simple a une bonne capacité de généralisation, il est moins efficace qu'un SVM multiplié. Des techniques telles que le k-plus proche voisin (k-nearest neighborhood « KNN ») [89], le réseau bayésien (BN) [90] et d'autres sont également utilisées pour explorer les informations provenant des données de l'AGD; Cependant, ils ont toujours un usage limité. Une revue de plusieurs techniques testées et comparées sur la base de deux types d'ensembles de données

(le premier type est un ensemble de données volumineux et privé alors que le second est limité et public) a été rapportée [91].

3.3.2 Aperçu des matériels et méthodes

1- Description des données utilisées :

Dans la présente étude, un ensemble de données de 347 cas provenant de différentes sources [92-96] est considéré. Les données comprenaient des enregistrements pratiques de gaz dissous prélevés sur différents transformateurs de puissance avec des mesures de leur état réel, de la catégorie de défaut si l'état de l'équipement est en défaut et de sa gravité. Pour plus de précision, le nombre d'échantillons utilisés dans l'apprentissage des algorithmes pour chaque type de diagnostic était différent. Lorsque l'état de l'équipement doit être déterminé, toutes les données y compris les 54 cas d'état normal et 293 cas défectueux ont été prises en compte. Pour distinguer les types de défauts tels que thermique (113 cas) ou électrique (178 cas), les données d'état normal ont été exclues. Les données des autres types de défauts ont été ignorées lorsque la tâche consistait à déterminer la gravité d'un défaut spécifique, qu'il soit électrique (contenant 86 cas de décharge à basse énergie et 70 cas de décharge haute énergie) ou thermique (37 cas de défaut thermique à basse température et 56 de panne thermique à haute température). Le tableau 3.1 présente la forme des données utilisées pour notre investigation ainsi que la répartition du nombre pour chaque cas d'étude.

Tableau 3. 1 Forme et répartition des données

N°	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	Etat	N ^{br}	Défaut	N ^{br}	Gravité	N ^{br}
1	32930	2397	NaN	NaN	157	A	293	D	178	D1	86
2	420	250	800	530	41	A				D2	70
3	1270	3450	8	1390	520	A		T	113	T1&T2	37
4	860	1670	40	2050	30	A				T3	56
5	31	30	0.3	92	35	N	54	N	54	N	54
6	39	47	0.5	120	39	N					

NaN : Not a Number =valeur invalide

Pour bien comprendre nos données, un bref résumé statistique est illustré dans les figures 3.5 à 3.8.

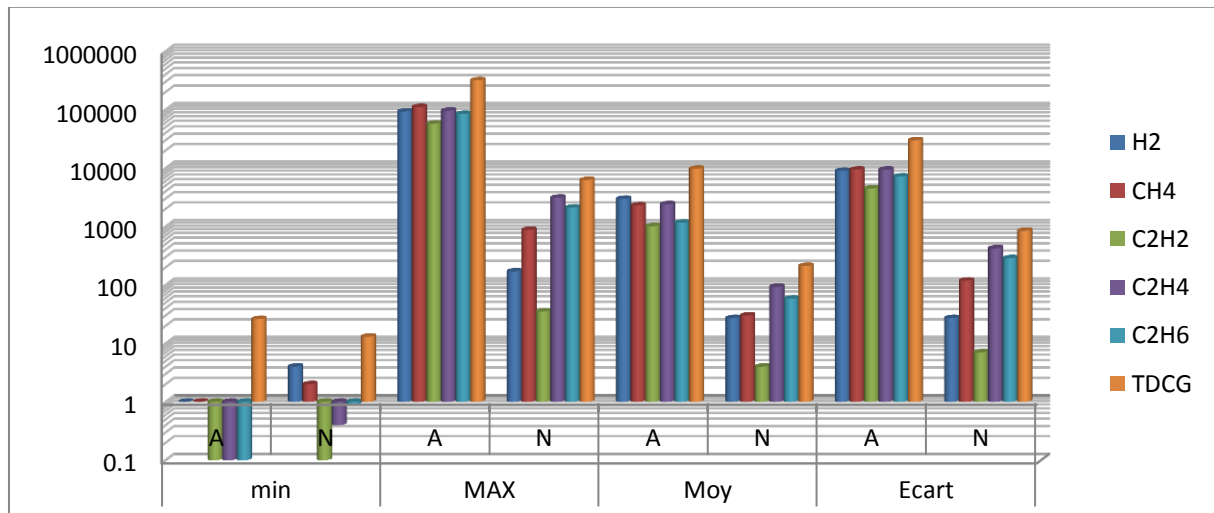


Figure 3. 5 Résumé statistique des données de détection de défaut

D'après la figure 3.5 nous observons que les valeurs des données de l'état « Normal, N » ne dépasse pas les 3000 ppm et la majorité se concentre sur 100 ppm avec une faible dispersion. Par contre dans le cas de l'état de défaut « A » les valeurs peuvent atteindre les 100000 ppm dont la plupart se regroupent autour de 2000 et 1000 ppm.

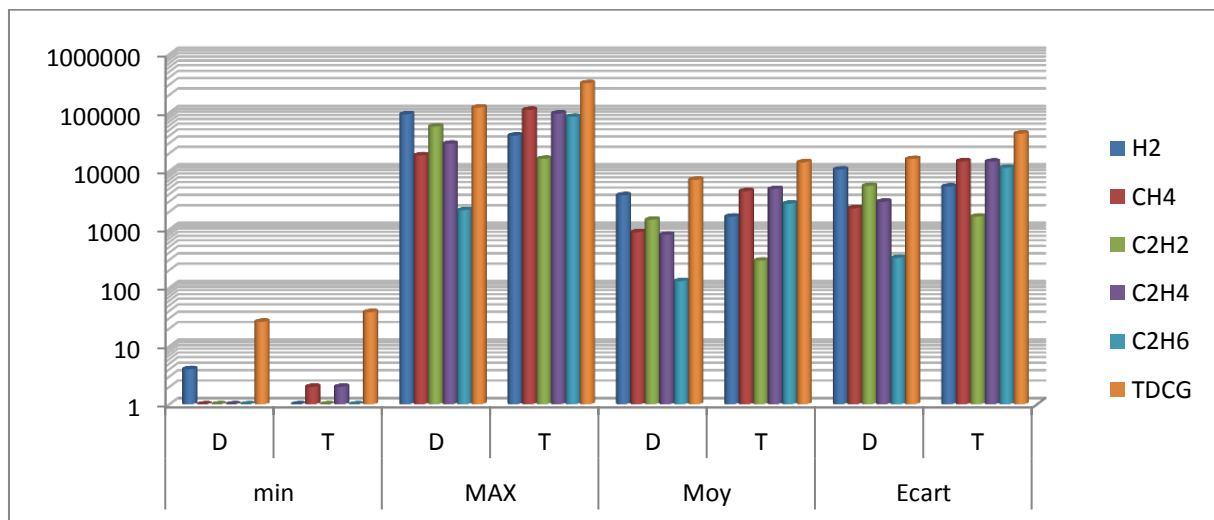
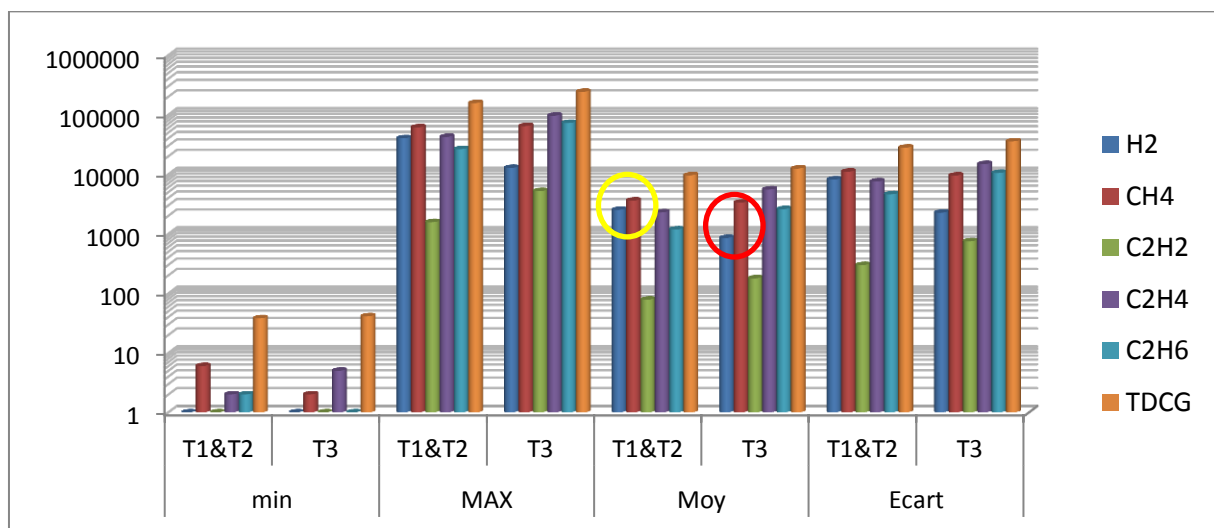
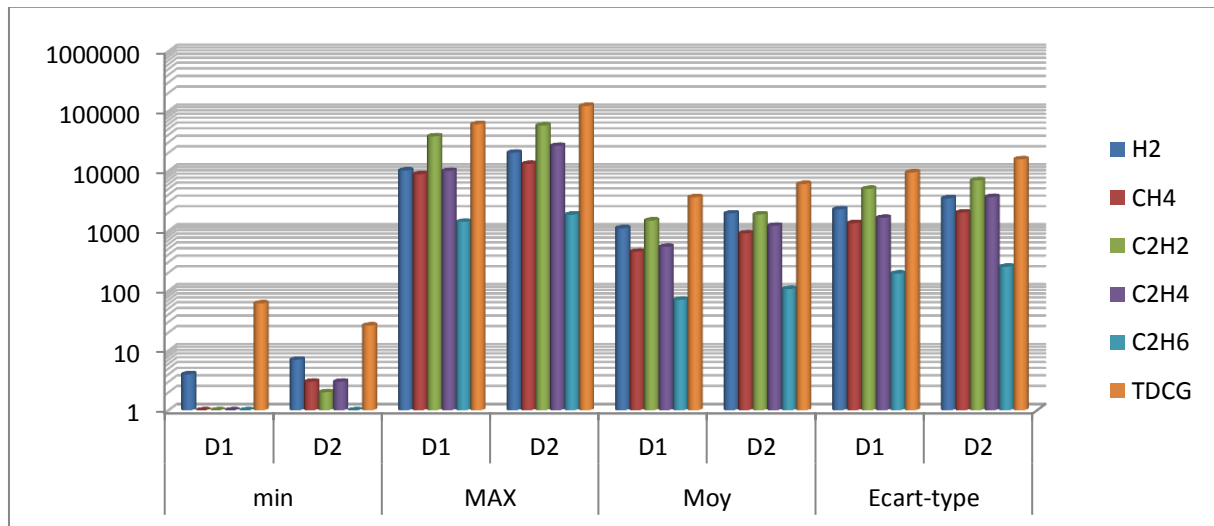


Figure 3. 6 Résumé statistique des données de discrimination du type de défaut

Si nous venons de comparer les données du défaut de nature électrique « D » avec celles de nature thermique « T » (voir figure 3.6), nous remarquons clairement que ce dernier dégage plus de gaz que le défaut électrique. Et que chaque type de défaut possède certains gaz caractéristiques. Le défaut électrique par exemple se caractérise par des valeurs élevées de H₂ et C₂H₂ par rapport aux autres gaz et le défaut thermique génère les autres gaz avec des quantités plus élevées.



D'après la figure 3.7 et 3.8, **la forme** des données est la **même** dans le même type de défaut, mais avec des gravités différentes (D1 avec D2) et (T1&T2 avec T3). Seulement, le défaut le plus grave dégage plus de gaz. Nous observons aussi que la proportion de CH₄ avec H₂ est différente entre T1&T2 et T3.

2- Prétraitement des données :

La préparation des données est une étape importante pour assurer le succès de tout processus d'exploration de données. Les données de l'AGD sont sujettes à des entrées de données manquantes, chevauchantes et incohérentes comme n'importe quel type de données en raison de l'hétérogénéité des origines et/ou des conditions de prélèvement. Dans le domaine de l'analyse de données, il y a différentes façons de faire face à ces problèmes. La transformation des données, l'une des techniques habituellement utilisées à cette fin, convertit les données brutes mesurées par des fonctions mathématiques simples en unités logarithmiques, standardisées et en pourcentage, tel qu'elles ont été adoptées dans cette étude ou en d'autres

transformations. La transformation des données a été utilisée dans cette étude non seulement pour surmonter les valeurs extrêmes et les problèmes de chevauchement de données, mais aussi pour extraire des informations supplémentaires et des corrélations entre différentes variables. Les figures 3.9, 3.10, 3.11 et 3.12 présentent une comparaison entre les données dans la forme brute avec des exemples des autres transformations pour respectivement les 4 cas d'étude (détection du défaut, type de défaut, gravité du défaut électrique et gravité du défaut thermique)

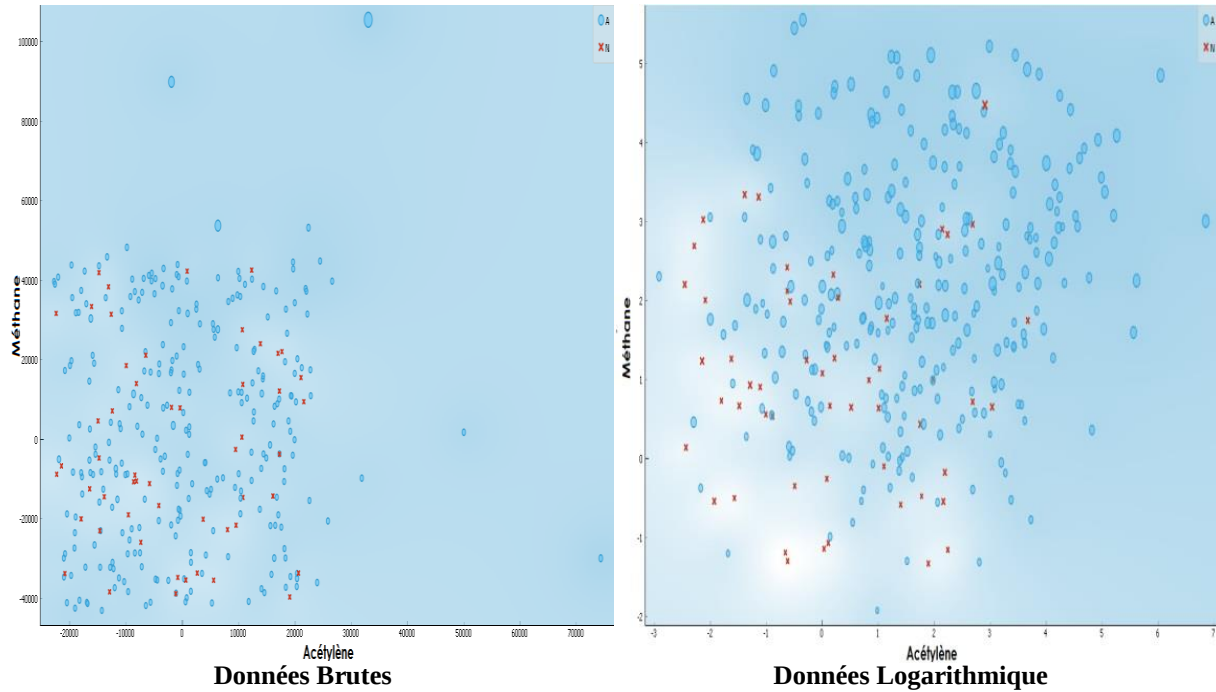


Figure 3. 9 Dispersion des données de détection de défaut avant et après transformation

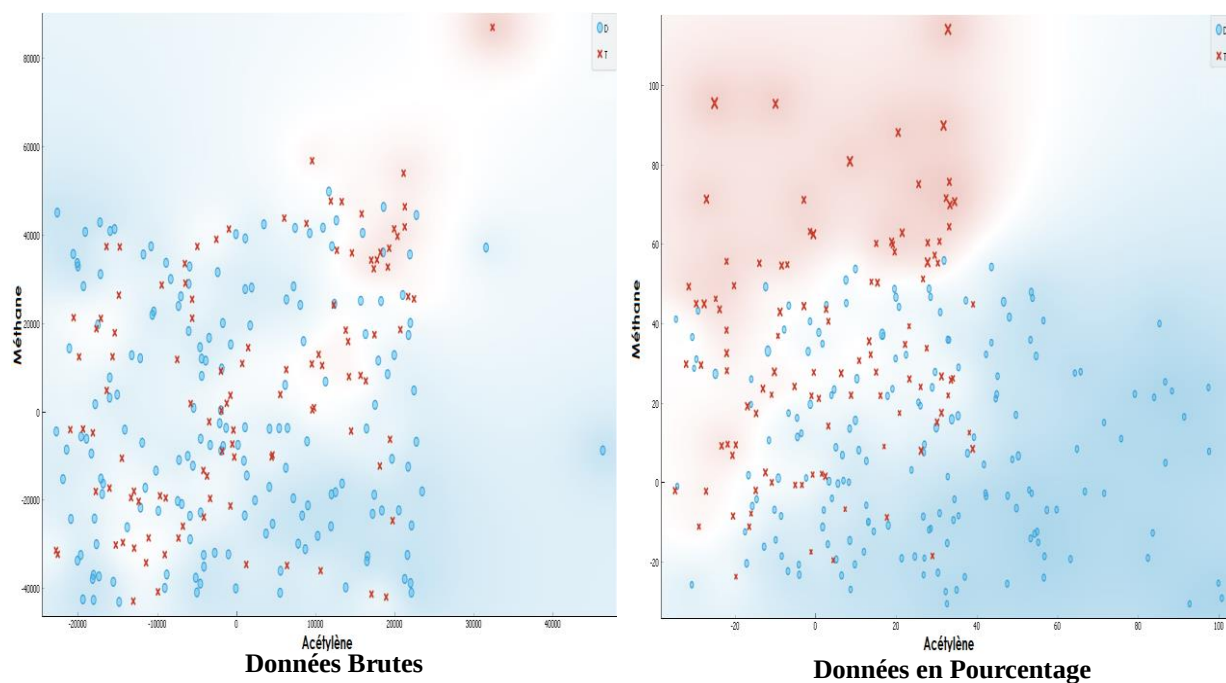


Figure 3. 10 Dispersion des données du type de défaut avant et après transformation

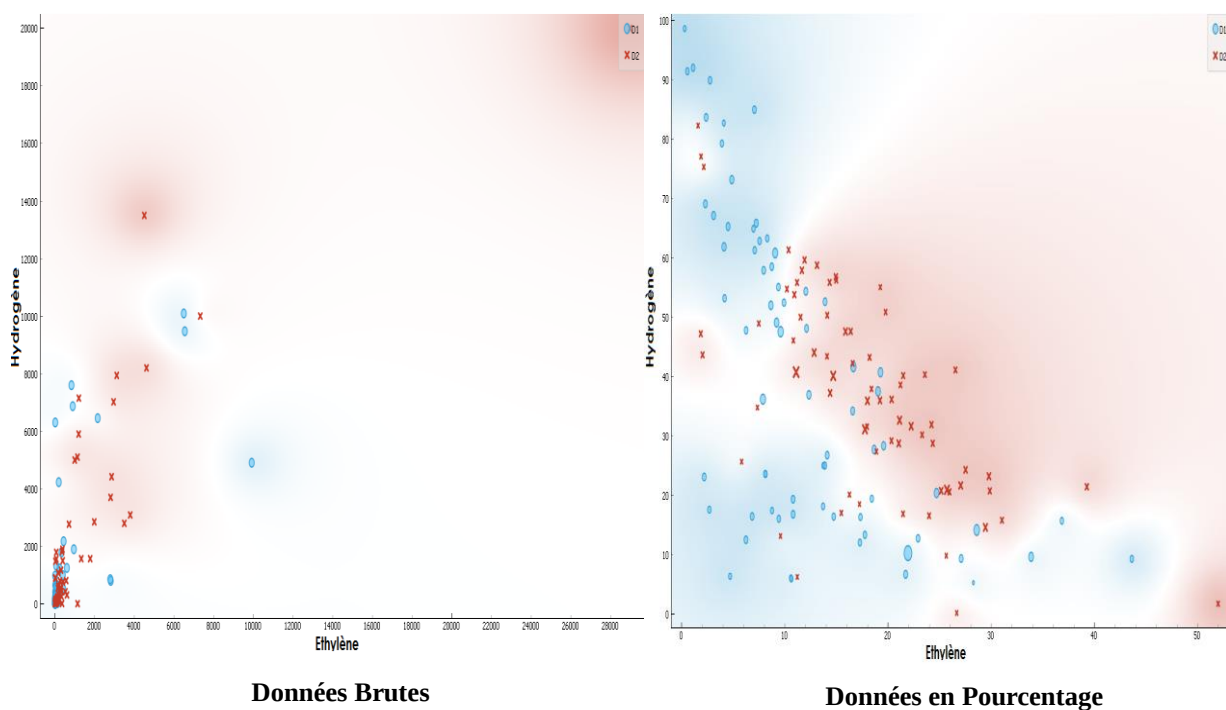


Figure 3. 11 Dispersion des données de détermination de la gravité de défaut électrique avant et après transformation

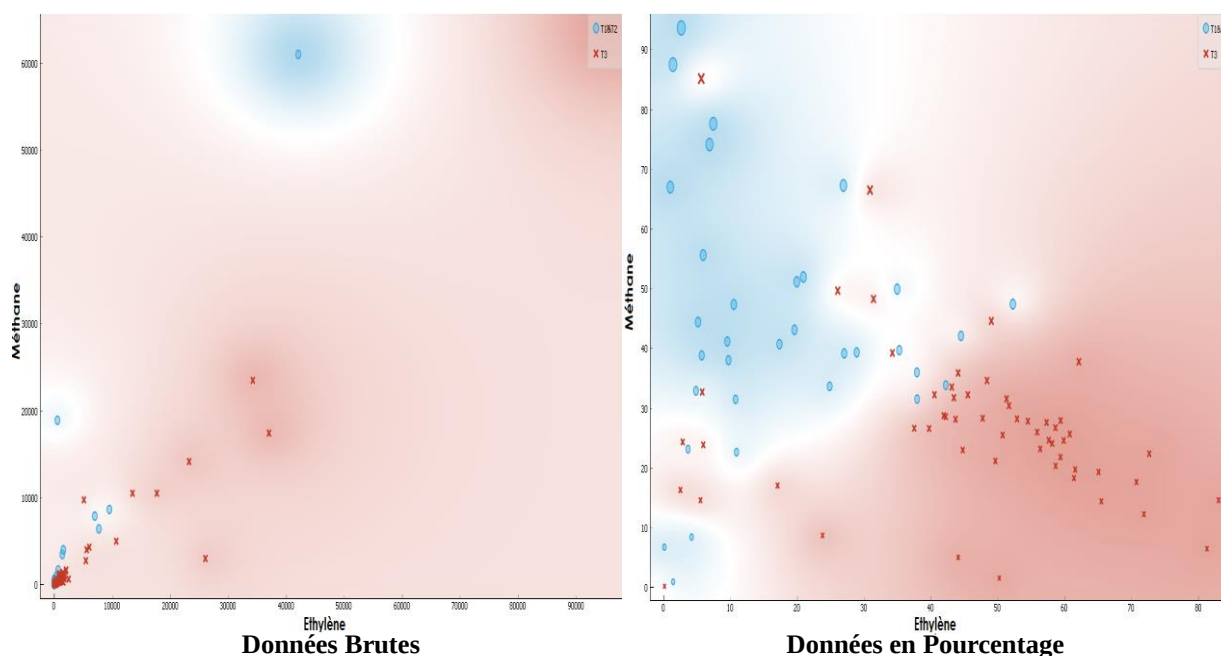


Figure 3. 12 Dispersion des données de détermination de la gravité de défaut thermique avant et après transformation

D'après les figures 3.9, 3.10, 3.11 et 3.12, nous observons que les données brutes sont souvent chevauchantes, superposées et condensées dans des espaces très limités comparés avec ses valeurs très étendues, ce qui rend difficile la visualisation et l'analyse. L'application des techniques de transformation aide à distinguer clairement entre les classes différentes à l'œil nu et permet aussi d'observer l'axe ou la direction de dispersion de chaque classe dans le diagramme de dispersion, par exemple dans la figure 3.10 le défaut électrique « D » disperse horizontalement vers l'Acétylène alors que le défaut thermique s'incline vers le Méthane.

3- Les algorithmes de classification :

Comme les données, les algorithmes de classification sont indispensables pour construire un modèle de classification. Par conséquent, une mauvaise décision peut être prise si un classificateur inapproprié est sélectionné. Comme la présente étude ne se focalise pas sur une seule approche, mais sur une étude comparative de nombreux algorithmes d'apprentissage automatique, quatre techniques (MLP, KNN, J48 et réseau Bayésien) ont été sélectionnées. Le choix de ces algorithmes était basé sur le fait qu'ils sont des représentants populaires de différents paradigmes d'apprentissage (connexionnistes, paresseux, combinaison de décision et probabilistes), et qu'ils sont considérés parmi les algorithmes d'apprentissage automatique les plus influents dans la recherche de fouille de données [97].

L'apprentissage à partir des données peut être effectué de manière supervisée ou non. Dans la présente étude, seul l'apprentissage supervisé a été étudié dans lequel l'algorithme apprend à partir d'échantillons de données étiquetés. Finalement, la précision pour prédire de nouvelles données a été testée.

- **Perceptron Multicouche :**

Le perceptron multicouche est un réseau orienté de *neurones artificiels* organisé en couches et où l'information voyage dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie. La figure 3.13 donne l'exemple d'un réseau contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée représente toujours une couche virtuelle associée aux entrées du système. Elle ne contient aucun neurone. Les couches suivantes sont des couches de neurones. Dans l'exemple illustré, il y a 3 entrées, 4 neurones sur la première couche cachée, trois neurones sur la deuxième et quatre neurones sur la couche de sortie. Les sorties des neurones de la dernière couche correspondent toujours aux sorties du système. Dans le cas général, un perceptron multicouche peut posséder un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones (ou d'entrées) par couche également quelconque. Les neurones sont reliés entre eux par des connexions pondérées. Ce sont les poids de ces connexions qui gouvernent le fonctionnement du réseau et "programment" une application de l'espace des entrées vers l'espace des sortie à l'aide d'une transformation non linéaire. La création d'un perceptron multicouche pour résoudre un problème donné passe donc par l'inférence de la meilleure application possible telle que définie par un ensemble de données d'apprentissage constituées de paires de vecteurs d'entrées et de sorties désirées. Cette inférence peut se faire, entre autres, par l'algorithme dit de rétro propagation [98].

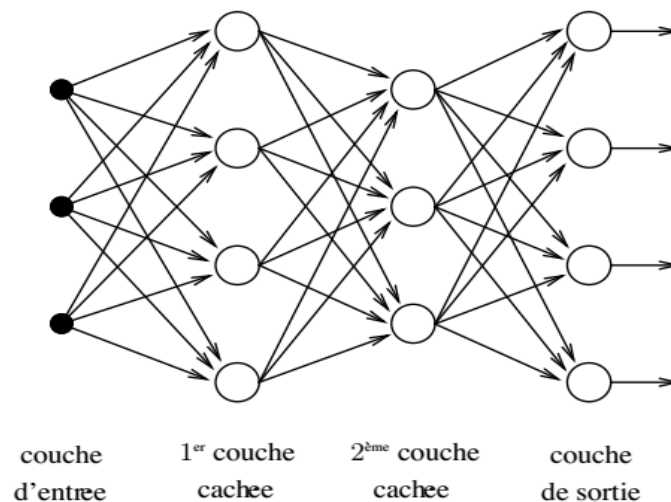


Figure 3. 13 Réseau de type perceptron multicouche

- ***k*- plus proches voisins**

L'algorithme des *k*-plus-proches-voisins est un algorithme de la famille des algorithmes dits «paresseux» : à l'inverse de beaucoup d'autres méthodes d'apprentissage automatique (tels que la régression logistique, les réseaux de neurones artificiels, les méthodes à noyaux, etc.) aucun apprentissage ne prend réellement place, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de phase de détermination de paramètres d'une fonction par le biais d'une optimisation mathématique. Il est une approche simple, mais sophistiquée qui identifie un groupe de « *k* » objets dans

l'ensemble d'apprentissages qui sont les plus proches de l'objet de test et attribue une étiquette sur la base de la prédominance d'une classe particulière dans le voisinage (voir la figure 3.14).

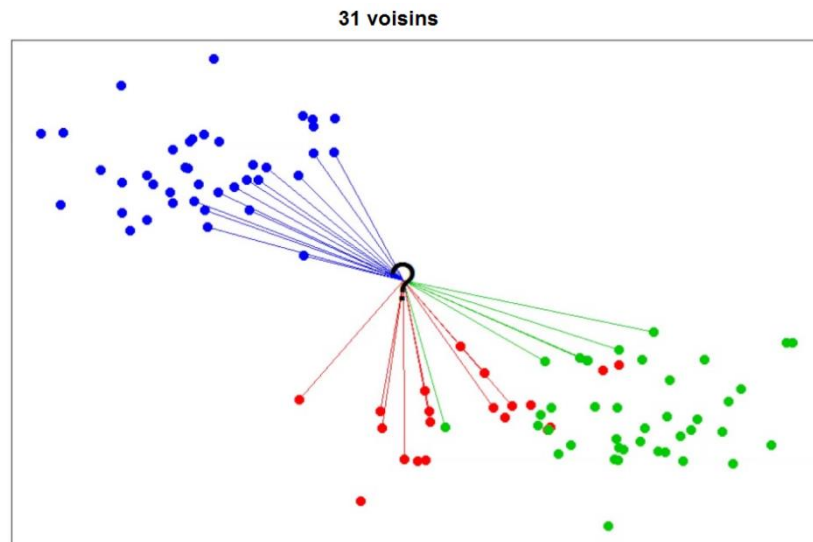


Figure 3. 14 Illustration d'un exemple de 31-plus proches voisins

Il existe trois éléments clés de cette approche: un ensemble d'objets étiquetés (par exemple, un ensemble d'enregistrements stockés, une distance ou une métrique de similarité) pour calculer la distance entre objets, la valeur de k et le nombre de voisins les plus proches. Pour classer un objet non étiqueté, la distance de l'objet aux objets étiquetés est calculée. Après avoir identifié les k -plus voisins proches, les étiquettes de classe de ces voisins les plus proches sont utilisées pour déterminer l'étiquette de classe de l'objet [97]

- **Arbre de décision J48 :**

En théorie des graphes, un arbre (Figure 3.15) est un graphe non orienté, acyclique et connexe. L'ensemble des nœuds se divise en trois catégories :

- Nœud racine (l'accès à l'arbre se fait par ce nœud)
- Nœuds internes : les nœuds qui ont des descendants (ou enfants), qui sont à leur tour des nœuds
- Nœuds terminaux (ou feuilles) : nœuds qui n'ont pas de descendants

J48 est la dernière version publique en JAVA de l'algorithme de l'arbre de décision C4.5 [99] basé sur la représentation de la structure d'arbre, où chaque nœud représente un test des caractéristiques individuelles et chaque niveau représente une classe. L'ensemble de données en entrée est partitionné en utilisant l'arbre sur la base des informations acquises pour sélectionner l'attribut, et la sortie est la structure hiérarchique de l'entrée [100].

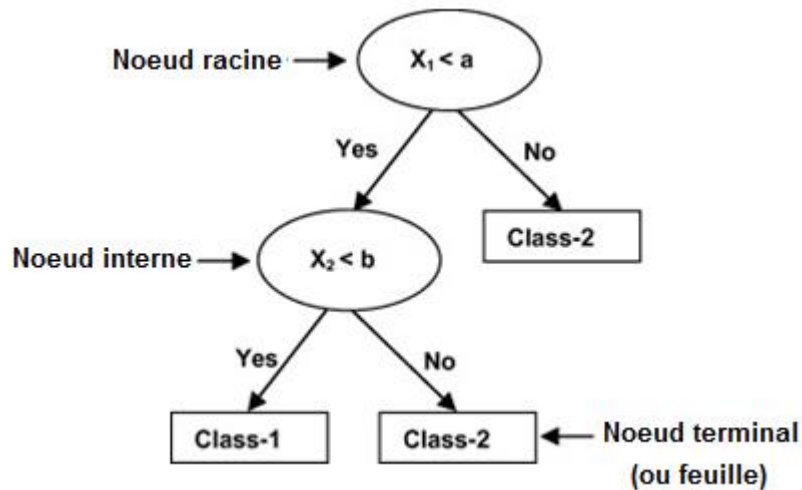


Figure 3. 15 Arbre de décision pour classification binaire

- Réseau bayésien

Un réseau bayésien est un système représentant des connaissances incertaines et permettant de calculer des probabilités conditionnelles apportant des solutions à différentes sortes de problématiques. La structure de ce type de réseau est simple : un graphe dans lequel les nœuds représentent des variables aléatoires, et les arcs (le graphe est donc orienté) reliant ces dernières qui sont rattachées à des probabilités conditionnelles [101]. Tel qu'à chaque variable A avec les parents ($B_1, B_2..B_n$) est attachée une table de probabilité conditionnelle $P(A | B_1, B_2 .. B_n)$. Les probabilités à spécifier dans l'exemple de la figure 3.8 sont $P(A)$, $P(B | A)$, $P(C|A,E)$, $P(D|B)$, $P(E|B)$ et $P(F|D,E,C)$.

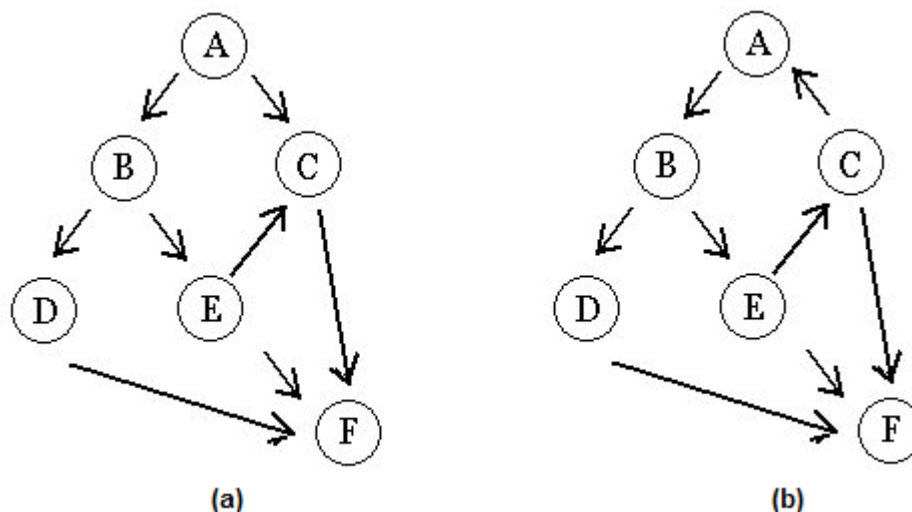


Figure 3. 16 Exemple de réseaux bayésiens (a) Valide (b) Invalide

Notons que le graphe est **acyclique** : il ne contient pas de boucle. Les arcs représentent des relations entre variables qui sont soit déterministes, soit probabilistes. Dans la figure 3.16 le

graphique à gauche est un réseau bayésien valide alors que celui à droite est invalide comme le cycle ABEC existe [102].

Le classificateur bayésien calcule la probabilité d'un échantillon x_i par rapport à une classe C_k , $P(C_k|x_i)$ à travers le théorème de Bayes.

$$P(C_k|x_i) = \frac{p(x_i|c_k)p(c_k)}{p(x)} \quad (3.1)$$

Où $p(c_k)$ est la probabilité prioritaire de la classe, $p(x)$ est un facteur de normalisation,

$$p(x) = \sum_{k=1}^K p\{x_i|C_k\}P(C_k) \quad (3.2)$$

Et $p(x_i|c_k)$ est calculé à partir de la formule suivante :

$$p(x_i|C_k) \approx \sum_{j=1}^{\theta} p\{x_i|j\} P(j) \quad (3.3)$$

Où θ est le nombre d'éléments de mélange gaussiens, $p\{x_i|j\}$ est la distribution de probabilité de ces éléments de mélanges qui sont gaussiens (la moyenne u_j , et la covariance Σ_j , $P(j)$ sont les poids qui doivent satisfaire $0 < P(j) < 1$. $\sum_{j=1}^{\theta} P(j) = 1$.

Une fois que les paramètres ci-dessus sont calculés, tout nouvel échantillon est assigné à la classe, à laquelle il atteint la plus haute probabilité.

L'intérêt particulier des réseaux bayésiens est de tenir compte simultanément de connaissances a priori d'experts (dans le graphe) et de l'expérience contenue dans les données.

- Les méthodes ensemblistes :

L'idée principale derrière les méthodes ensemblistes est de pondérer plusieurs classificateurs individuels et de les combiner pour obtenir un classificateur qui les surpasse tous. Les êtres humains ont tendance à rechercher plusieurs opinions avant de prendre une décision importante [103]. Il existe de nombreuses façons de mettre en œuvre un apprentissage d'ensemble, la plupart d'entre elles étant liées au bagging et boosting.

- a) Le bagging : (de bootstrap agrégation) (indépendant ou parallèle) est une méthode qui combine des hypothèses pour obtenir une hypothèse finale (voir figure 3.17). Cependant la méthode est plus simple et généralement moins performante. L'idée de base est d'entraîner un algorithme d'apprentissage élémentaire sur plusieurs bases d'apprentissage obtenues par tirage avec remise de m' (avec $m' < m$) exemples d'apprentissage dans l'échantillon d'apprentissage S . Pour chaque tirage b (pour bag), une hypothèse h_b est obtenue. L'hypothèse finale est simplement la moyenne des hypothèses obtenues sur B tirages au total (eq. 3.1) [76] :

$$H(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B h_b(x) \quad (3.1)$$

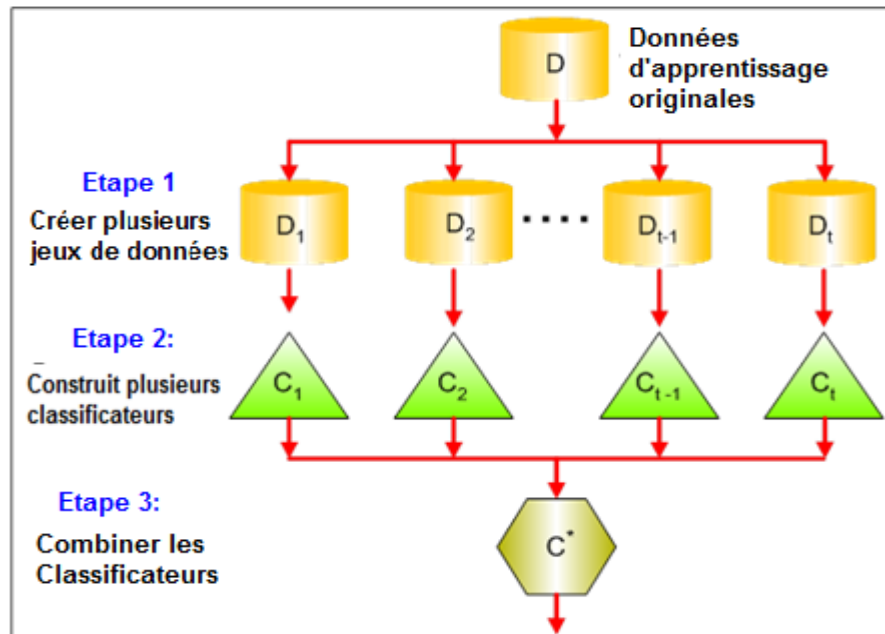


Figure 3. 17 Principe de Bagging

- b) Boosting : (dépendante ou séquentielle) en utilisant l'algorithme AdaBoost est une technique itérative qui ajuste le poids d'une observation sur la base de la classification précédente. Si une instance a été mal classée, l'algorithme essaie d'augmenter le poids de l'instance mal classée. De plus, les poids des instances classifiées correctement sont diminués. Ainsi, l'apprenant faible est forcé de se concentrer sur les instances difficiles de l'ensemble d'apprentissage en effectuant des itérations supplémentaires et en créant plus de classificateurs (voir figure 3.18) [104].

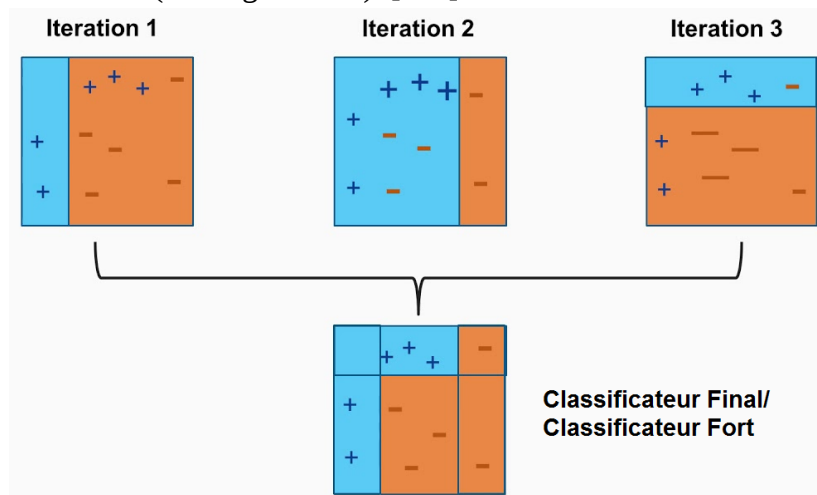


Figure 3. 18 Illustration du principe de l'algorithme AdaBoost

Les méthodes ensemblistes ont été utilisées dans différentes disciplines pour améliorer la performance de prédiction des algorithmes de l'apprentissage automatique. Cependant, parfois elles ont tendance à augmenter l'espace de stockage et le temps de calcul en raison de

la présence d'un nombre considérable de classificateurs dans l'algorithme de l'ensemble [105].

4- Validation du modèle

La validation ML est une méthode pour séparer les données disponibles en ensembles de données d'apprentissage et de test pour estimer la fiabilité du modèle développé. La validation croisée (CV), en particulier la validation croisée par k-fold est une technique couramment adoptée, en particulier lorsque les données ne sont pas suffisamment grandes. Dans cette méthode, l'ensemble des données est divisé en k parties égales comme illustré dans la figure 3.19. De plus, les groupes (k-1) sont utilisés pour entraîner le classificateur et le groupe restant est utilisé pour les tests à chaque étape. Ce processus est répété k fois. Enfin, la moyenne des k résultats est calculée pour obtenir les performances du classificateur. Un CV de 10 fois est couramment utilisé et a également été sélectionné dans cette étude. Cependant, de petites valeurs de (k<10) sont souvent utilisées lorsque l'apprentissage prend beaucoup de temps [104].

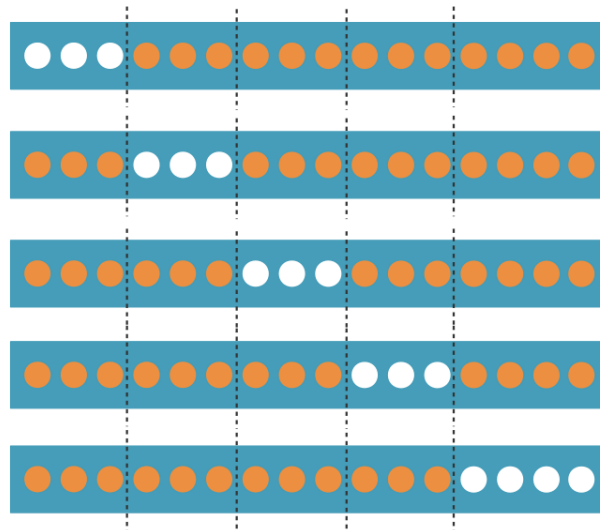


Figure 3. 19 Principe de division de données dans la validation croisée

5- Critères de mesure de performances

Les mesures d'évaluation sont utilisées pour évaluer la performance des classificateurs. Deux estimateurs de performance ont été sélectionnés pour comparer les résultats expérimentaux. La précision est l'aire sous la courbe (ASC) ROC (Receiver Operating Characteristic). La précision indique le pourcentage de prédictions exactes sur le nombre total de prédictions - 50% impliquent une prédiction aléatoire et 100% impliquent une prédiction parfaite [91]. Habituellement, la précision n'est jamais rapportée seule, car lorsque les classes positives et négatives sont déséquilibrées (petit nombre de cas positifs et un grand nombre de cas négatifs), le résultat subit une distorsion sévère. Le deuxième indice de performance est l'aire sous le ROC (Receiver Operating Characteristic). ROC est un tracé du taux de vrai positif (eq .3.2) par rapport au taux de faux positifs (eq. 3.3) lorsque le seuil de discrimination du

classificateur est modifié. L'aire sous ROC se rapproche de la valeur 1 lorsque la discrimination fonctionne mieux, tandis qu'une mauvaise classification ramène cette valeur à près de 0,5.

Le taux de vrais positifs (TVP) est le rapport des positifs réels correctement identifiés comme positifs:

$$TVP = (VP / (VP + FN)). \quad (3.2)$$

Le taux de faux positifs (TFP) est le rapport d'échantillons négatifs incorrectement identifiés comme positifs

$$TFP = (FP / (FP + VN)). \quad (3.3)$$

Ici, VP est le nombre de transformateurs défectueux correctement identifiés comme défectueux, VN est le nombre de transformateurs sains correctement identifiés comme sains, FP est le nombre de transformateurs défectueux identifiés incorrectement comme sains, et FN est le nombre de transformateurs sains identifiés à tort comme défectueux.

3.3.3 Expériences et discussion des résultats

Une évaluation optimale de l'état fournit des informations utiles qui permettent de prolonger la durée de vie de l'équipement qui fonctionne normalement ou est utilisé dans la première étape de la maintenance d'un équipement défectueux. Les chercheurs et les experts en diagnostic tentent constamment de découvrir de nouvelles méthodes qui fournissent une grande précision et des décisions appropriées concernant l'état de l'équipement électrique en termes d'algorithmes de classification ou de prétraitement de données.

Dans cette section [107], quatre algorithmes d'apprentissage automatique, à savoir le réseau bayésien, le perceptron multicouche, le k-plus proche voisin et l'arbre de décision J48, sous leur forme de base ou améliorée (par des techniques ensemblistes) seront testés pour un ensemble de données de 347 échantillons.

1- Détection de défauts

Le tableau 3.1 affiche la précision (Préc) et l'aire sous la courbe ROC (ASC) en utilisant la méthode de validation croisée de 10 partitions pour chaque algorithme, mis en œuvre sur le logiciel Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis, Université de Waikato, Nouvelle-Zélande), qui est un système d'exploration de données open-source [100].

Les résultats du tableau 3.2 en ce qui concerne Acc et ASC sont résumés aux figures 3.20 et 3.21. La figure 3.20 montre la moyenne des performances pour chaque algorithme et la figure 3.20 représente la moyenne des performances pour chaque méthode de prétraitement.

Tableau 3. 2 Performance des classificateurs pour la détection des défauts

Algorithme		Technique de prétraitement							
		Données brutes		Logarithmique (log)		Pourcentages (%)		Standardisées (Std)	
		Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC
BN	Base	91.1	0.92	90.8	0.92	84.4	0.66	91.1	0.92
	Boosté	92.2	0.92	92.2	0.94	87	0.82	92.2	0.92
	Baggé	92.2	0.95	94.2	0.95	84.4	0.75	92.2	0.95
MLP	Base	84.4	0.67	93.7	0.95	87.6	0.85	84.4	0.67
	Boosté	84.4	0.72	94.5	0.94	87.6	0.84	84.4	0.72
	Baggé	84.4	0.78	94	0.96	89	0.87	84.4	0.78
k- NN	Base	91.1	0.9	91.1	0.92	87.8	0.82	91.3	0.9
	Boosté	91.1	0.86	88.5	0.84	87.9	0.73	91.1	0.86
	Baggé	91.3	0.93	92	0.93	88.2	0.88	91.6	0.93
J48	Base	91.1	0.85	90.8	0.86	83.3	0.69	91.1	0.85
	Boosté	92.8	0.92	93.1	0.9	89	0.85	92.8	0.92
	Baggé	92.8	0.94	93.1	0.93	88.2	0.85	92.8	0.94

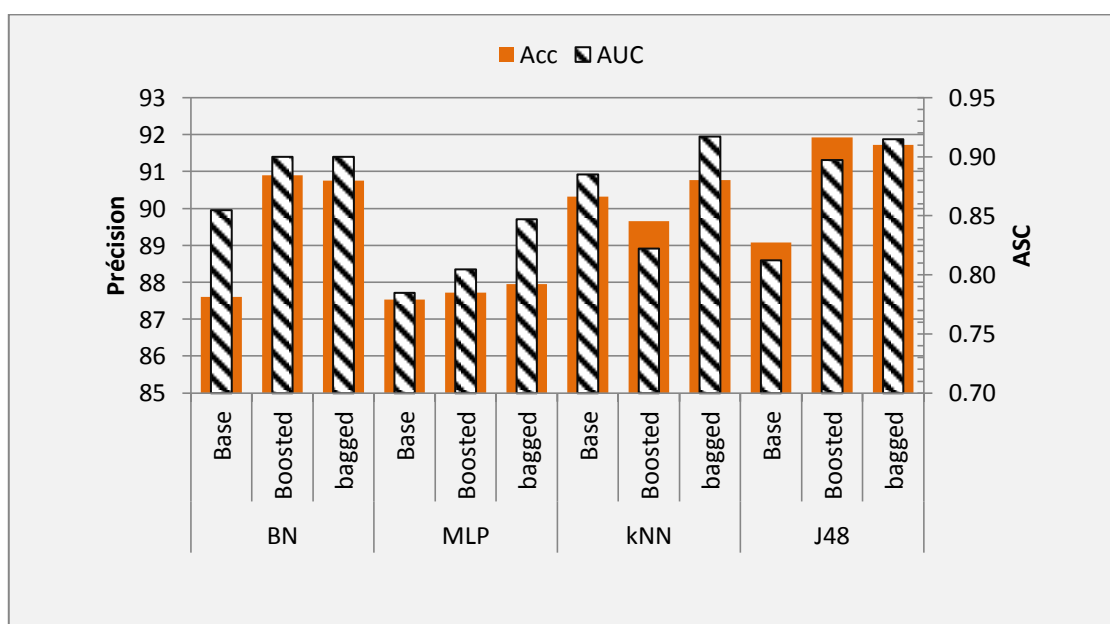


Figure 3. 20 Précision et ASC moyenne de différents modèles pour la détection de défauts par rapport à chaque algorithme de classification.

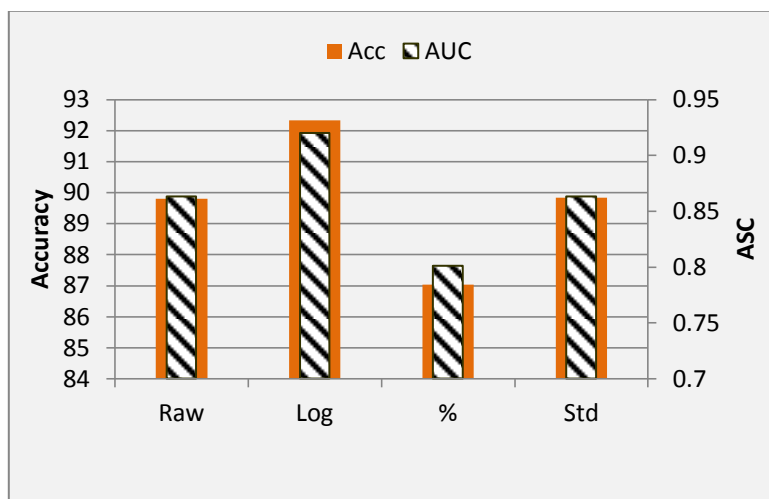


Figure 3. 21 Précision et ASC moyenne de différents modèles pour la détection de défauts par rapport à chaque technique de prétraitement des données.

Quand la figure 3.20 est comparée avec le tableau 3.2, on peut observer que l'algorithme J48 a la plus grande fiabilité pour détecter les défauts en termes de précision et d'ASC, en particulier lorsqu'il est boosté ou baggé. Par ordre de performance de précision, ceci est suivi par le réseau Bayésien, k-plus proche voisin et l'algorithme MLP. Une autre conclusion est que les méthodes d'ensemble telles que Boosting ou Bagging ont de meilleures performances par rapport aux algorithmes dans leurs versions de base. On peut également observer qu'il y a une augmentation de précision pour presque tous les cas avec l'utilisation de l'approche de Bagging.

Pour les méthodes de prétraitement des données, la figure 3.21 montre que la meilleure méthode en termes de précision et d'ASC est la transformation logarithmique. Par contre, si les données sont alimentées sous forme de pourcentage, les modèles fournissent généralement des résultats inappropriés. En outre, la forme standard des données ne change pas du tout la performance des classificateurs par rapport aux données brutes.

Pour les algorithmes, le tableau 3.2 révèle que le MLP boosté, le MLP baggé et le réseau Bayésien baggé donnent de meilleures performances en termes de précision (94.5%, 94% et 94.2%) et d'ASC (0.94, 0.96 et 0.95) que le réseau Bayésien de base, l'arbre de décision J48 de base avec des données en pourcentage et le MLP de base avec des données brutes et standardisées. De plus, bien que les valeurs de précision de ces derniers algorithmes ne soient pas mauvaises, leurs ASC (0.66, 0.67, 0.69) sont faibles avec environ 0.5, ce qui est le signe de décisions aléatoires. Cela ne signifie pas qu'une précision élevée, qui dénote le pourcentage de prédictions correctes par rapport au nombre total de prédictions (84,4%, 84,4% et 83,3%), reflète la performance d'un classificateur. Ce problème apparaît particulièrement lorsque les classes de l'ensemble de données sont déséquilibrées (de 347, 293 sont défectueuses et 54 sont en bon état), donc un autre estimateur de performance tel que la valeur AUC est requise.

2- Catégorie du défaut

Pendant le processus de diagnostic, si le transformateur est trouvé en état normal, le processus est arrêté. Dans le cas contraire, le type ou la catégorie de défaut est indiquée afin de

déterminer son origine. Le tableau 3.3 présente la précision et l'ASC de chaque classificateur avec différentes techniques de prétraitement des données, de même que la section précédente. Cependant, le but ici était d'évaluer les algorithmes pour spécifier la catégorie de défaut (thermique ou électrique). Les figures 3.22 et 3.23 résument ce qui est rapporté dans le tableau 3.3 en traçant la précision moyenne et l'ASC pour chaque classificateur et la technique de prétraitement pour faciliter la comparaison primaire.

Tableau 3. 3 Performance des classificateurs pour la discrimination du type de défaut.

Algorithme		Technique de prétraitement							
		Données brutes		Logarithmique (log)		Pourcentages (%)		Standardisées (Std)	
		Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC
BN	Base	75.9	0.82	75.9	0.82	93.8	0.97	75.9	0.82
	Boosté	87.3	0.92	87.3	0.92	94.5	0.95	87.3	0.92
	Baggé	85.9	0.91	85.9	0.91	94.5	0.97	85.9	0.91
MLP	Base	66	0.77	92.4	0.95	93.1	0.95	66	0.77
	Boosté	75.9	0.79	92	0.95	93.8	0.95	75.9	0.79
	Baggé	79	0.91	92	0.96	92.4	0.96	79	0.91
k- NN	Base	88.3	0.91	90.3	0.92	92.8	0.94	88.3	0.91
	Boosté	88.3	0.88	90.4	0.88	92.8	0.92	88.3	0.88
	Baggé	88.6	0.91	91	0.93	91.7	0.95	88.6	0.91
J48	Base	88.6	0.89	87.3	0.87	94.8	0.96	88.6	0.89
	Boosté	91	0.95	90.4	0.95	94.5	0.96	91	0.95
	Baggé	91	0.95	91	0.95	95.2	0.97	91	0.95

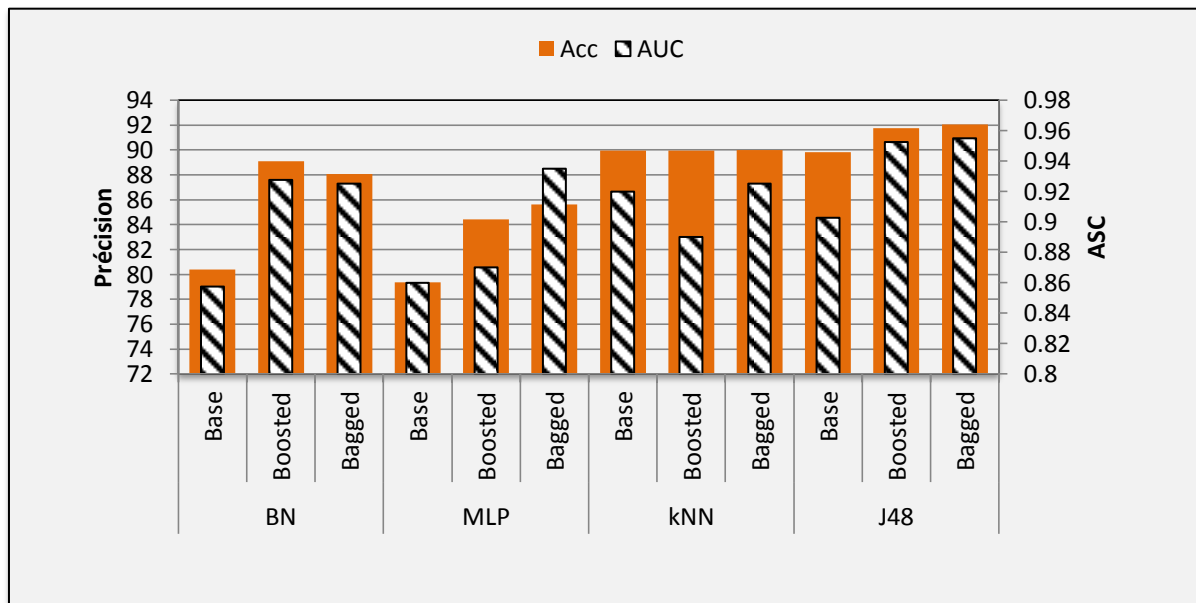


Figure 3. 22 Précision et ASC moyenne de différents modèles pour la discrimination du type de défaut par rapport à chaque algorithme de classification.

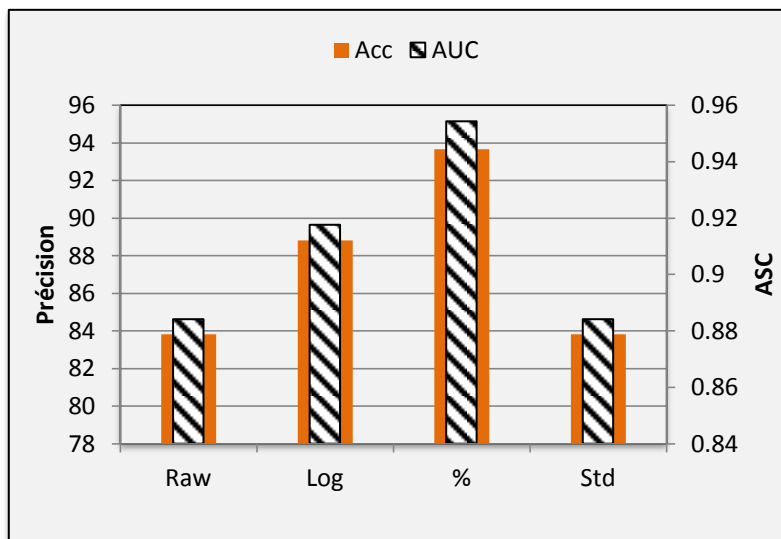


Figure 3. 23 Précision et ASC moyenne de différents modèles pour la discrimination du type de défaut par rapport à chaque technique de prétraitement des données.

Le tableau 3. 3 et les figures 3.22 et 3.23 révèlent que l'algorithme J48 a la précision la plus élevée, ce qui est confirmé par la valeur élevée de l'ASC. La valeur élevée de l'ASC est observée clairement lorsque l'arbre est boosté et encore plus clairement lorsque l'arbre est baggé pour la plupart des techniques de prétraitement des données, à l'exception de la transformation logarithmique, où la MLP est prédominante. Dans cet ensemble d'expériences, il a été constaté que les méthodes ensemblistes (boosting et bagging) étaient plus performantes que l'algorithme dans sa forme basique et que le bagging est la meilleure méthode dans la plupart des cas. De plus, la figure 3.23 montre que le pourcentage de gaz est la meilleure méthode de prétraitement de données alimentant les algorithmes pour l'identification du type de défaut par rapport aux autres techniques. La technique du pourcentage de gaz est suivie par la transformation logarithmique, alors que la forme standardisée et la forme brute ont toutes les deux les performances les plus faibles.

3- Degré de gravité d'un défaut spécifique

Cependant, détecter la présence d'un défaut dans l'équipement et déterminer sa cause n'est pas suffisant. La gravité du défaut doit être évaluée pour déterminer la priorité de défaut pour les unités de transformation afin de mener des actions de maintenance. La priorité de réparation d'une unité est évaluée en identifiant l'unité qui doit être immédiatement retirée du service à réparer, l'unité qui peut être réparée en service, l'unité pour laquelle la réparation n'est pas très urgente, etc. Les tableaux 3.4 et 3.5 énumèrent les résultats de la précision et de l'ASC lorsque différents classificateurs d'apprentissage automatique sont utilisés pour déterminer le degré du défaut en considérant diverses techniques de prétraitement des données. .

Tableau 3. 4 Performance des classificateurs pour déterminer la gravité du défaut électrique.

Algorithme		Technique de prétraitement							
		Données brutes		Logarithmique (log)		Pourcentages (%)		Standardisées (Std)	
		Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC
BN	Base	67.5	0.72	70.6	0.76	61.8	0.73	67.5	0.72
	Boosté	67.5	0.73	70.6	0.76	62.5	0.68	67.5	0.73
	Baggé	66.2	0.73	71.2	0.8	74.3	0.81	66.2	0.73
MLP	Base	48.7	0.6	56.9	0.65	63.1	0.74	48.7	0.6
	Boosté	61.9	0.73	55.6	0.65	61.9	0.73	61.9	0.73
	Baggé	55.6	0.67	58.7	0.7	65	0.8	55.6	0.67
k- NN	Base	58.7	0.68	69.4	0.77	58.1	0.71	58.7	0.68
	Boosté	57.5	0.65	68.7	0.76	58.1	0.69	57.5	0.65
	Baggé	60	0.7	68.7	0.8	62.5	0.75	60	0.7
J48	Base	64.4	0.7	72.5	0.79	68.7	0.77	64.4	0.7
	Boosté	64.4	0.73	70.6	0.8	66.8	0.8	64.4	0.73
	Baggé	69.4	0.76	75	0.81	73.7	0.85	69.4	0.76

Tableau 3. 5 Performance des classificateurs pour déterminer la gravité du défaut thermique.

Algorithme		Technique de prétraitement							
		Données brutes		Logarithmique (log)		Pourcentages (%)		Standardisées (Std)	
		Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC	Préc (%)	ASC
BN	Base	58.4	0.42	58.4	0.43	79.8	0.84	58.4	0.42
	Boosté	68.5	0.57	69.66	0.56	82	0.89	68.5	0.57
	Baggé	68.5	0.66	76.4	0.86	77.5	0.89	68.5	0.66
MLP	Base	66.3	0.61	75.3	0.87	77.5	0.89	66.3	0.61
	Boosté	68.5	0.66	79.8	0.88	79.8	0.91	68.5	0.66
	Baggé	66.3	0.66	68.5	0.72	74.2	0.79	66.3	0.66
k- NN	Base	65.2	0.62	73	0.73	71.9	0.7	65.2	0.62
	Boosté	62.9	0.72	68.5	0.75	75.3	0.86	62.9	0.72
	Baggé	68.5	0.64	69.7	0.64	80.9	0.8	68.5	0.64
J48	Base	71.9	0.65	71.9	0.67	83.1	0.9	71.9	0.65
	Boosté	69.7	0.77	66.2	0.71	82	0.88	69.7	0.77
	Baggé	58.4	0.42	58.4	0.43	79.8	0.84	58.4	0.42

- Gravité du défaut électrique

Si nous voulons évaluer le degré de gravité d'un défaut électrique, deux niveaux existent : une décharge partielle et une décharge d'arc. Alors que les défauts thermiques sont évalués comme de haute ou de basse température.

Les figures 3.24 et 3.25 représentent les valeurs moyennes prises à partir du tableau 3.3 de la même façon que les expériences précédentes, tandis que les figures 3.26 et 3.27 présentent les valeurs moyennes du tableau 3.5.

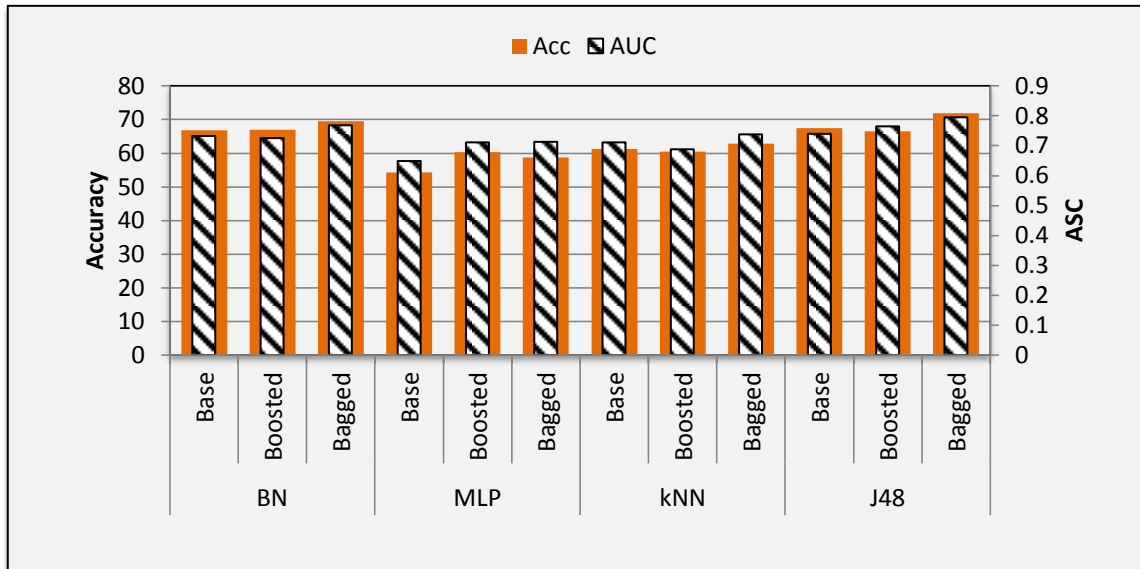


Figure 3. 24 Précision et ASC moyenne de différents modèles pour déterminer la gravité du défaut électrique par rapport à chaque algorithme de classification.

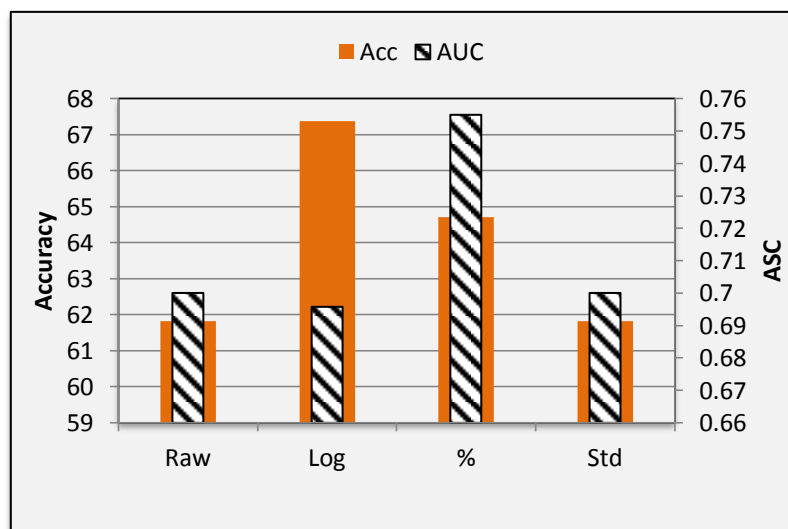


Figure 3. 25 Précision et ASC moyenne de différents modèles pour déterminer la gravité du défaut électrique par rapport à chaque technique de prétraitement des données.

- Gravité du défaut thermique

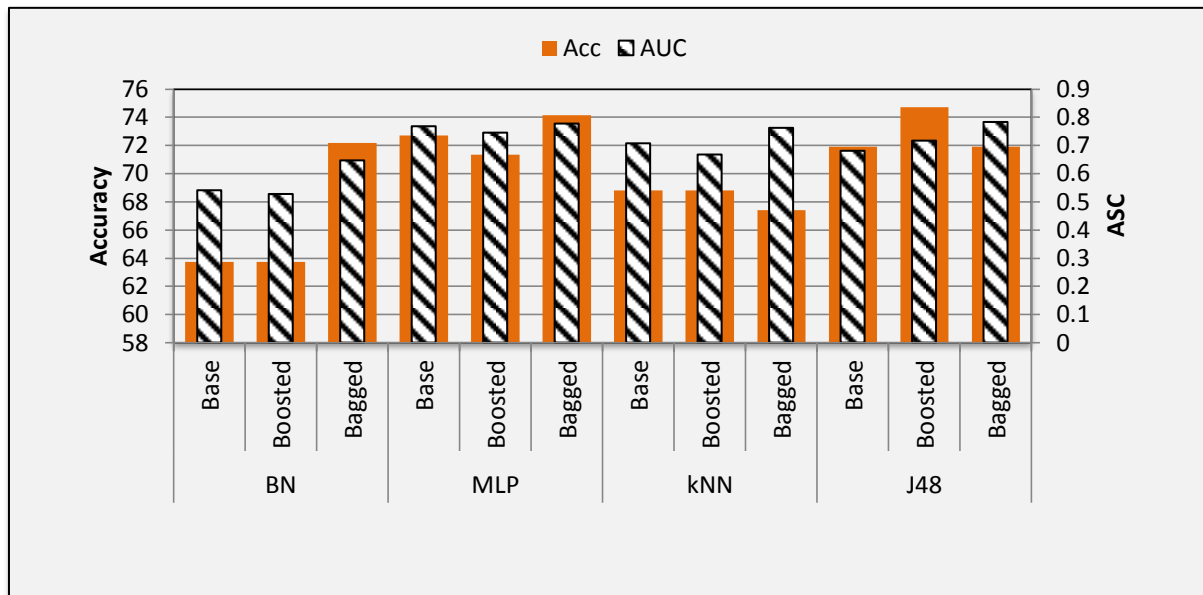


Figure 3. 26 Précision et ASC moyenne de différents modèles pour déterminer la gravité du défaut thermique par rapport à chaque algorithme de classification.

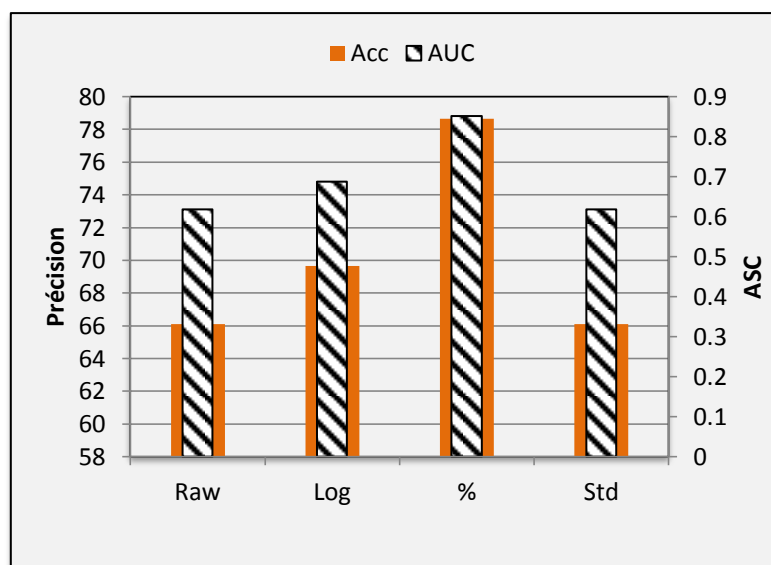


Figure 3. 27 Précision et ASC moyenne de différents modèles pour déterminer la gravité du défaut thermique par rapport à chaque technique de prétraitement des données

Les résultats obtenus après application des algorithmes pour l'évaluation de la gravité des défauts, que ce soient ces défauts sont de nature électrique (Tableau 3.4, Figures 3.23 et 3.24) ou thermiques (Tableau 3.4, Figures 3.25 et 3.26), montrent que le classement des algorithmes par ordre de performance soit à peu près le même que celui trouvé dans l'étape précédente de détermination de la catégorie du défaut. Cela implique que l'arbre de décision J48 et l'algorithme de réseau Bayésien ont présenté les meilleures performances. De plus, les classificateurs utilisant des méthodes d'ensemble amélioreraient la précision sauf dans certains

cas qui utilisaient le boosting, en particulier en utilisant l'algorithme de k-plus proche voisin (figures 3.21, 3.22, 3.24 et 3.27).

De plus, l'approche de bagging a généralement donné de meilleurs résultats que l'approche de boosting. Cette supériorité est plus évidente lorsque les données sont prétraitées avec des pourcentages plutôt qu'avec des logarithmes. En considérant les performances de chaque ensemble d'expériences (gravité de défaut électrique ou thermique), il a été observé que la précision obtenue ne dépassait pas 75% tout en estimant la sévérité de *défaut électrique* atteinte par l'arbre de décision J48 baggé avec les données logarithmiques. Le même classificateur fournit l'ASC la plus élevée (0.85), mais avec des données en pourcentage. Pour le défaut thermique, les valeurs les plus élevées de précision et d'ASC étaient respectivement de 83,1% et de 0,91, comme indiqué au tableau 3.4. Ces faibles valeurs s'expliquent par le fait que moins de données sont disponibles pour l'apprentissage des classificateurs, car les données sont diminuées à chaque étape de l'étude. Par exemple, dans la première étape, la détection des défauts, le nombre de cas utilisés pour construire les classificateurs, était de 347. Ainsi, les performances de classification étaient bonnes et une précision de 94,5% et une ASC de 0,96 étaient atteintes (voir Tableau 3.2). Cependant, le nombre de données d'apprentissage pour la distinction de la catégorie a été réduit (293 cas) parce que les échantillons d'état normal ont été exclus de l'ensemble de données. De plus, les données de l'étape de détermination de la gravité étaient de 89 cas pour le défaut thermique et de 160 pour le défaut électrique. La diminution du nombre de données d'apprentissage influe clairement sur la performance de classification.

Pour bien illustrer l'effet de la taille de l'ensemble de données d'apprentissage sur les performances des différentes techniques que ce soit du point de vue des algorithmes de classification ou prétraitement des données, nous utilisons ce qu'on appelle une courbe d'apprentissage « learning curve ». Les courbes d'apprentissage, qui décrivent la relation entre la taille de l'ensemble d'apprentissages et les performances du classificateur, peuvent être utilisées pour déterminer la quantité optimale de données d'apprentissage à utiliser lorsqu'il y a des coûts associés à l'acquisition de données étiquetées [108]. Les courbes d'apprentissage ont typiquement une première partie à croissance rapide, une portion centrale qui croît plus lentement et enfin une partie en plateau à l'extrémité [108]. Les courbes illustrées dans les figures (3.28, 3.29, 3.30, 3.31) et (3.32, 3.33, 3.34 et 3.35) donnent une comparaison du changement de la précision de différents algorithmes et techniques de prétraitement en fonction du pourcentage éliminé de données d'apprentissage. Ces courbes sont générées à l'aide du mode avancé de « expérimenter » dans logiciel Weka tel que décrit dans un tutoriel en ligne [109].

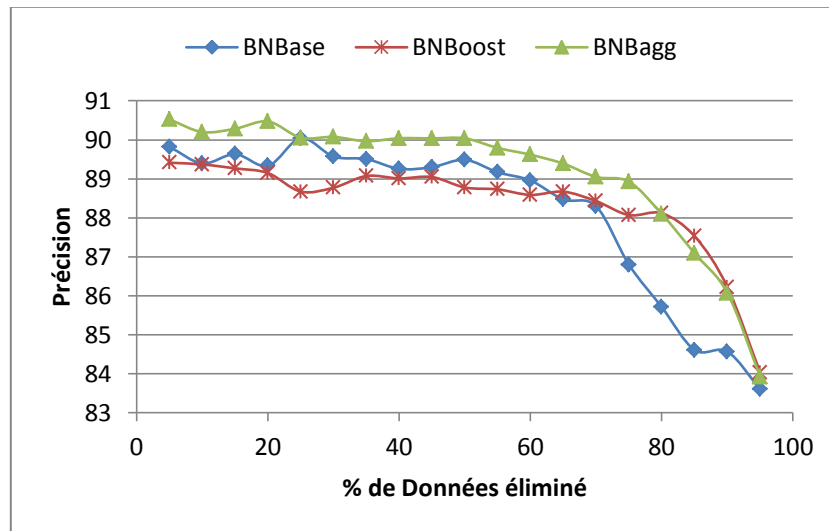


Figure 3. 28 Courbe d'apprentissage du réseau Bayésien

La figure 3.28 présente les courbes d'apprentissage du réseau Bayésien de base et de ses versions améliorées (Boosté et Baggé). On remarque que les trois versions du réseau Bayésien ont à peu près les mêmes performances quand le pourcentage de données d'apprentissage est 5% de la quantité totale disponible. En augmentant progressivement la taille des données d'apprentissage, les versions améliorées convergent plus vite vers une bonne précision. A 30% de données, le réseau Bayésien boosté devient le moins performant alors que celui baggé reste toujours le meilleur et la convergence de différents modèles devient lente, mais quand même il y a une amélioration de la précision en ajoutant plus d'exemples d'apprentissage.

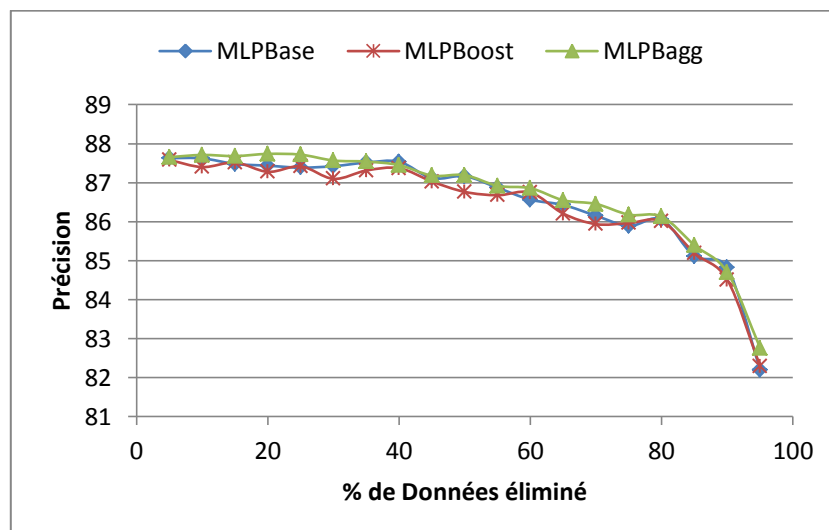


Figure 3. 29 Courbe d'apprentissage du réseau multicouche

D'après la figure 3.29 qui présente les courbes d'apprentissage du réseau de neurones multicouche et de ses versions améliorées, on observe une coïncidence des trois courbes, ce qui signifie que les techniques ensemblistes (bagging et boosting) n'apportent pas d'amélioration significative pour le réseau multicouche, quelle que soit la taille de l'ensemble

de données d'apprentissage. On remarque également qu'à 40% de données éliminées (c.-à-d. 60% de données d'apprentissage), l'algorithme reste à peu près à la même précision jusqu'à la fin, ce qui prouve que plus de 60% de données d'apprentissage sont inutiles.

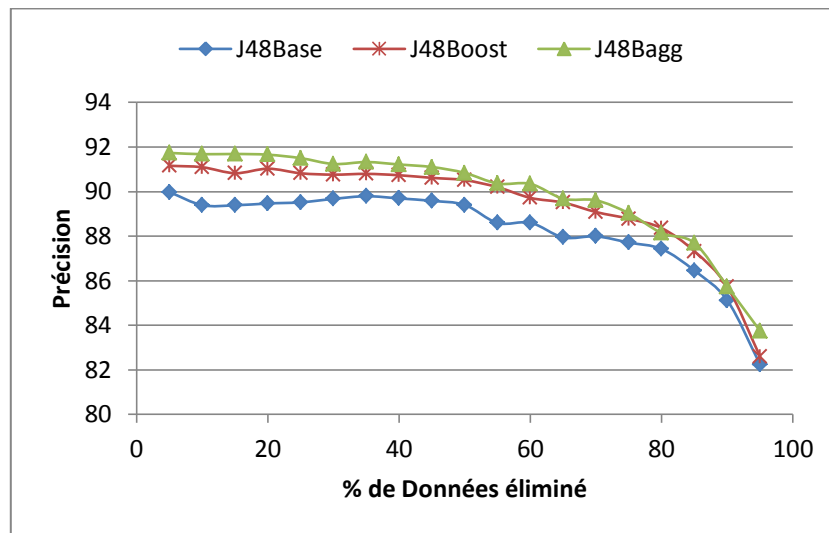


Figure 3. 30 Courbe d'apprentissage de l'arbre de décision J48

Pour l'algorithme de l'arbre de décision selon la figure 3.30, les méthodes ensemblistes améliorent un peu l'algorithme de base. Pour les petits ensembles de données le boosting et le bagging se coïncident presque. Quand la quantité de données d'apprentissage augmente, ils se séparent et le bagging devient supérieur. L'algorithme J48 s'améliore légèrement au fur et à mesure que la taille de données augmente.

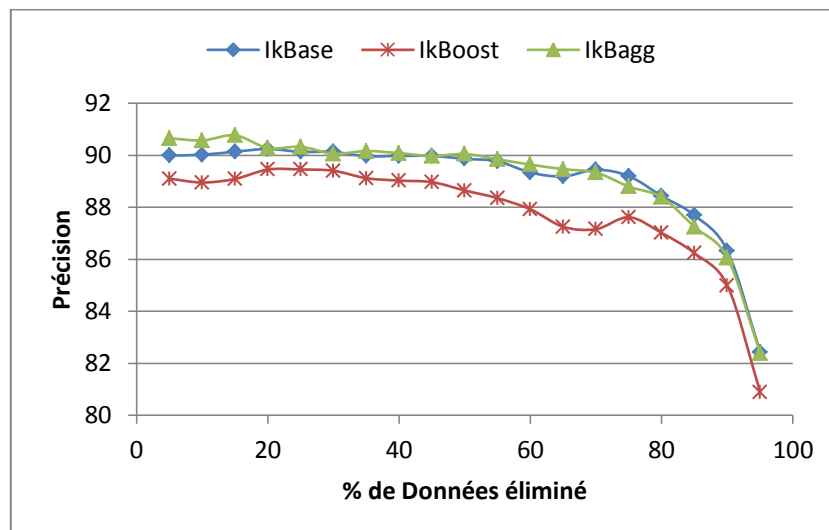


Figure 3. 31 Courbe d'apprentissage de l'algorithme k plus proche voisin (k-NN)

Les méthodes ensemblistes n'apportent pas une amélioration à l'algorithme k-NN. De plus le boosting présente moins de performances, peu importe la taille de données.

En prenant en considération l'ensemble de toutes les courbes, on peut constater que malgré qu'avec de petites quantités de données d'apprentissage les algorithmes présentent une précision acceptable (environ 82%).

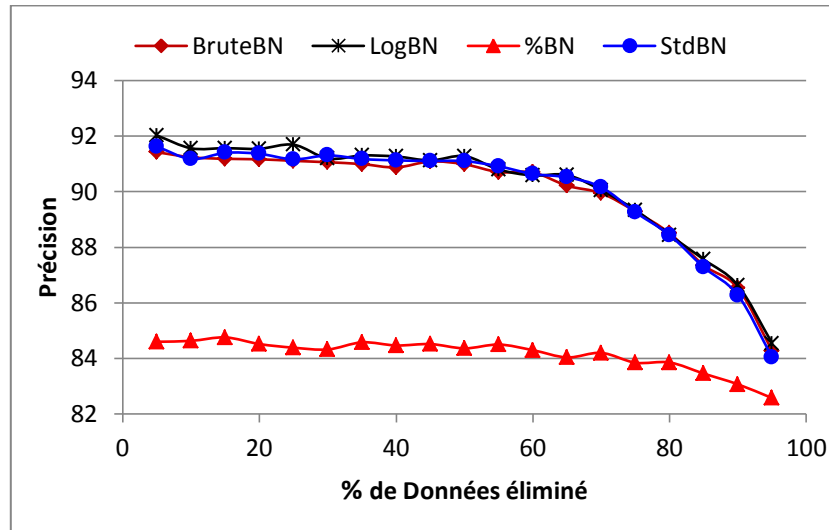


Figure 3. 32 Courbe d'apprentissage du réseau Bayésien en considérant les techniques de prétraitement de données

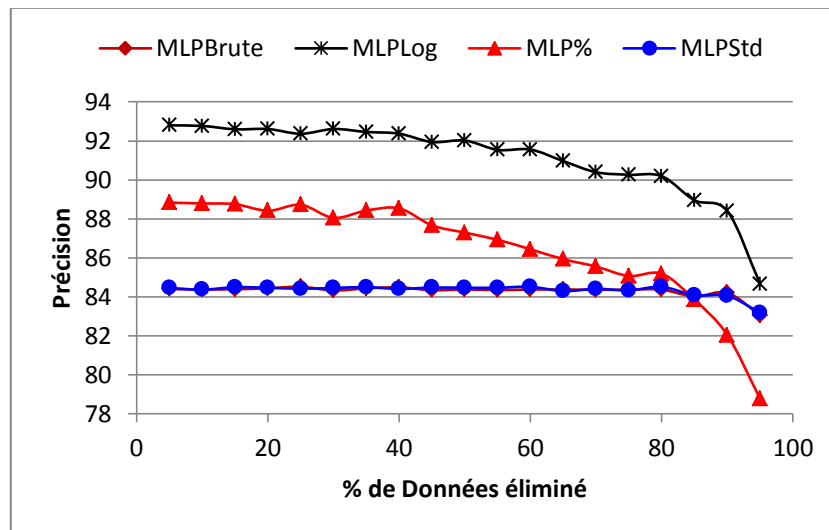


Figure 3. 33 Courbe d'apprentissage du réseau multicouche en considérant les techniques de prétraitement de données

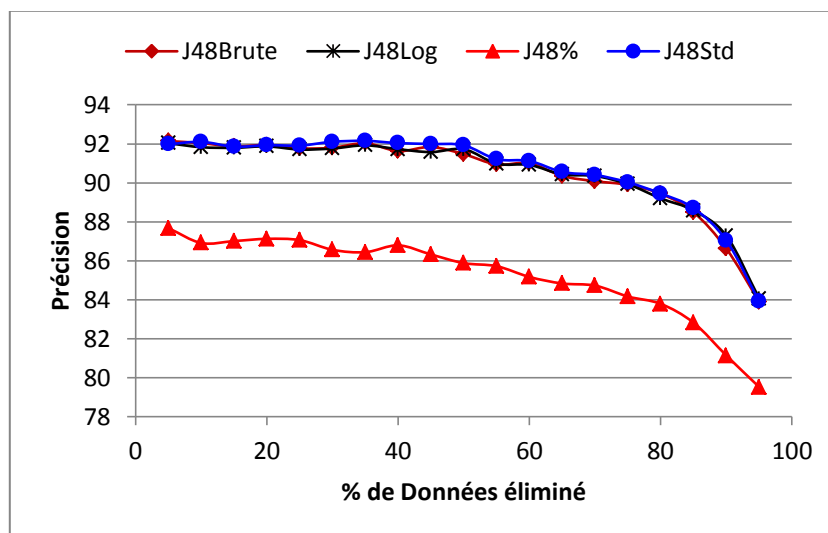


Figure 3. 34 Courbe d'apprentissage de l'arbre de décision J48 en considérant les techniques de prétraitement de données

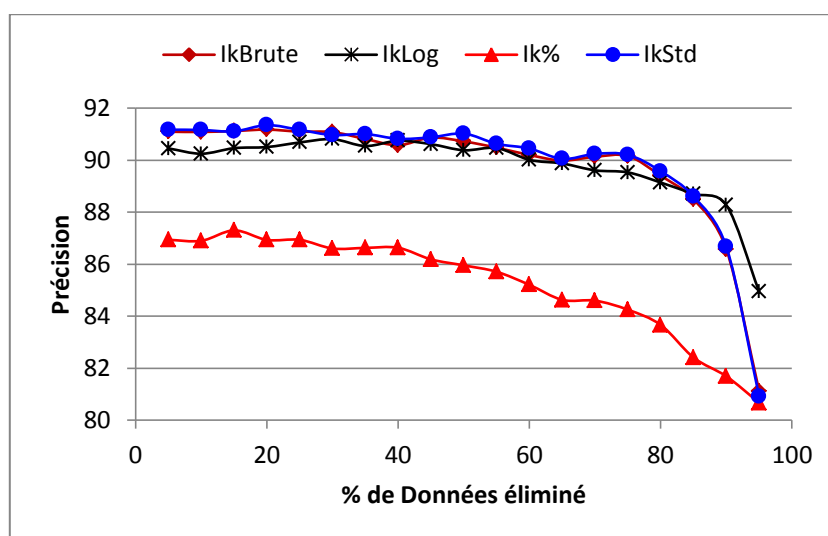


Figure 3. 35 Courbe d'apprentissage de l'algorithme k plus proche voisin (k-NN) en considérant les techniques de prétraitement de données

En remarquant les figures de 3.32 à 3.35 qui présentent les courbes d'apprentissage de différents algorithmes en prenant en considération les 3 techniques de prétraitement de données, on peut voir que le pourcentage est la technique de prétraitement la moins performante à la détection des défauts pour les données AGD pour la majorité des algorithmes sauf dans le cas du réseau multicouche (MLP) (figure 3.25) pour lequel elle était inférieure aux données brutes et standardisées, mais avec un pourcentage de données d'apprentissage de 15% de 347 exemples (85% éliminées). En augmentant la taille du jeu de données d'apprentissage plus que 15%, nous pouvons voir que la transformation de données en pourcentages devient supérieure aux données brutes et standardisées, mais reste inférieure aux données logarithmiques qui sont considérées comme la meilleure pour presque tous les

algorithmes. Nous pouvons constater également qu'avec les données brutes et standardisées, les exemples ajoutés de la 3^{ème} itération du gauche jusqu'à la dernière itération n'ajoutent rien à l'apprentissage pour le réseau multicouche.

3.4. Conclusion

L'analyse des gaz dissous dans l'huile fait partie des approches diagnostiques qui peuvent fournir beaucoup d'informations quand elle est bien exécutée et soigneusement interprétée. Des chercheurs et des ingénieurs de différentes disciplines telles que la chimie, la thermodynamique et l'ingénierie électrique ont constamment tenté d'extraire des informations utiles supplémentaires de la DGA pour aider les planificateurs de maintenance à évaluer précisément l'état de leur équipement électrique. L'intelligence artificielle notamment le data mining (extraction de connaissances à partir de données), qui utilise des algorithmes d'apprentissage automatique pour traiter les données, joue également un rôle important dans cette tentative. Ce chapitre présente une étude de revue permettant de tester les performances de quatre algorithmes d'apprentissage automatique pour l'interprétation de la DGA, à savoir le réseau Bayésien, le MLP, l'algorithme de k-plus proches voisins et l'arbre de décision J48. Chacune des méthodes représente un paradigme d'apprentissage (probabiliste, connexionniste, paresseux et règles de décision). Dans cette étude, les algorithmes de base ont été testés et comparés à la version améliorée de ces algorithmes en utilisant une approche d'ensemble tels que le boosting et le bagging. Les données utilisées pour alimenter les algorithmes et construire les modèles de classification ont été prétraitées de trois façons: transformation logarithmique, pourcentage de gaz et données standardisées en plus des données brutes directement mesurées. À partir de cette étude approfondie, les algorithmes et les techniques ont été évalués comme suit :

- La méthode de l'arbre de décision représentée par l'algorithme J48 était le classificateur qui fournissait les meilleures performances dans la plupart des cas, suivi par l'algorithme de réseau de Bayes dans l'apprentissage probabiliste et l'algorithme de réseau neuronal multicouche. Cependant, le problème est que si les données d'apprentissage ne sont pas suffisamment disponibles, cela influence clairement la performance du classificateur.
- Les méthodes d'ensemble y compris le boosting en utilisant l'algorithme AdaBoost et l'approche bootstrap aggregation (bagging) se sont avérées efficaces pour améliorer le système lorsqu'il est utilisé avec n'importe quel algorithme. Cependant, parmi eux, le bagging fournit toujours la meilleure performance. Les méthodes ensemblistes, malgré qu'elles donnent de bons résultats, mais parfois, elles tendent à augmenter l'espace de stockage et le temps de calcul en raison de la présence d'un grand nombre de classificateurs de base dans l'ensemble.
- Pour les techniques de prétraitement des données, la transformation logarithmique s'est avérée être la meilleure pour la détection de défauts. Cependant, la technique du pourcentage de gaz est supérieure pour identifier le type de défaut ou déterminer la gravité des défauts électriques ou thermiques. La raison de cette différence est qu'en cas de détection de défaut, les algorithmes analysent la quantité de gaz. Par

conséquent, si la quantité de gaz dépasse un certain niveau, le transformateur est classé comme défectueux. Ainsi, les données qui indiquent la quantité de gaz, tels que les données logarithmiques et standardisées (quantités de gaz mise à échelle) et les données brutes, peuvent être utilisées efficacement pour la détection de défauts. Cependant, si le type ou la gravité d'un défaut doit être analysé, il est alors suggéré d'utiliser des données transformées en rapports tel que le pourcentage (% de gaz), car les algorithmes considèrent la différence de quantité entre les gaz comme base de discrimination.

- Une grande quantité des données d'apprentissage ne donne pas forcément de bon résultat. Donc pour connaître la taille optimale de l'ensemble de données d'apprentissage pour un tel algorithme dans le but de minimiser le coût de collecte des données supplémentaires, nous utilisons la courbe d'apprentissage.

CHAPITRE 4

**ETUDE DE L'INFLUENCE DES
PRODUITS DE DEGRADATION SUR LE
PHENOMENE DE DEGAGEMENT DE
GAZ DANS L'HUILE**

Chapitre 4 : Étude de l'influence des produits de dégradation sur le phénomène de dégagement de gaz dans l'huile

4.1. Introduction

L'analyse des gaz dissous est considérée comme l'outil de diagnostic le plus utilisé dans la surveillance des équipements de la haute tension remplis d'huile. Pour la surveillance, un échantillon d'huile peut être pris à tout moment à partir de la plupart des équipements sans avoir à les retirer du service, ce qui ouvre une «fenêtre» vers l'intérieur de l'appareil électrique qui permet de diagnostiquer et de corriger les problèmes potentiels. Toutefois, le premier paragraphe du guide d'interprétation des gaz dissous dans l'huile des transformateurs de puissance IEEE Std C57.104-2008 mentionne qu'actuellement, malgré le nombre de techniques d'interprétation qui existent (voir chapitre 2), l'analyse des gaz dissous et leur interprétation n'est pas une science exacte, mais un art sujet à variabilités. L'obstacle principal qui empêche cet art d'interprétations de devenir une science exacte est le manque de corrélations positives entre les gaz identifiant certains défauts et des causes différentes qui les ont générées [8].

Les gaz dégagés par l'huile peuvent se réagir de manière aléatoire avant d'être déterminés par analyse des gaz dissous (DGA) ce qui rend impossible de déterminer avec une précision de 100% la nature des défauts naissants sur la base de la composition chimique des gaz [110]. Les chercheurs font donc leurs mieux pour améliorer la précision de diagnostic.

Dans ce chapitre, nous essayerons de simuler par un système prototype de laboratoire le comportement du transformateur de puissance dans les conditions de service en appliquant les contraintes qui peuvent se produire dans la réalité, puis nous mesurerons les gaz dissous dans l'huile, la turbidité qui détermine la quantité des produits de dégradation insolubles et les produits solubles par spectrophotométrie UV/VIS. Ces deux derniers paramètres seront mesurés à côté de l'AGD pour savoir s'ils ont une corrélation avec l'évolution des gaz dans l'huile.

4.2. Procédure expérimentale :

4.2.1. Test de vieillissement accéléré

Puisque la durée de vie générale des équipements électriques dans le service est beaucoup plus longue que la durée de la recherche, les tests ont été basés sur l'étude de l'effet du vieillissement accéléré. La procédure de vieillissement de l'huile a été réalisée conformément à la norme ASTM D 1934 en plaçant des échantillons d'huile de type paraffinique (le cas de notre étude) dans un four à convection à 115° C (Figure 4.1) et en les chauffant pendant des périodes spécifiques prolongées jusqu'à 2000 heures qui simulent des conditions de service de longue durée en raison des conditions de vieillissement sévères utilisées. Les échantillons ont été vieillis dans des béciers ouverts contenant 10% de papier et 3 g/l de chacun des métaux

suivants : cuivre, zinc, aluminium, fer comme Catalyseurs, dont l'objectif est de simuler les réactions catalytiques comme dans un transformateur réel.



Figure 4. 1 Four à convection pour le test de vieillissement

Les huiles utilisées pour nos investigations sont (voir figure 4.2):

- Une huile vieillie à 500h
- Un mélange de deux huiles, contient 50% d'huile neuve (0 h) et 50 % huile vieillie à 1000 h (nommé **Mixte_A**)
- Une huile vieillie à 1500h
- Une huile vieillie à 2000h
- Un mélange de deux huiles contient 66.66%(1000ml) d'huile vieillie à (408 h) et 33.33 % (500 ml) d'huile vieillie à 1304 h (nommé **Mixte_B**)
- Un mélange de deux huiles contient 28.57%(400ml) d'huile vieillie à 192 h et 54.3 % (760 ml) d'huile vieillie à 1512 h et 17.14 % (240 ml) d'huile vieillie à 1304 h. (Nommé **Mixte_C**)



Figure 4. 2 Echantillons des huiles étudiées

4.2.2. Préparation des échantillons

Ces huiles sont d'abord séchées pour éliminer l'humidité puis dégazées avec une pompe appropriée. La figure 4.3 montre le système de déshumidification utilisé pour sécher une huile. L'échantillon d'huile stockée dans un béccher de marque KIMAX est placé dans un dessiccateur avec un couvercle détachable contenant du gel de silice. Le dégazage et la déshumidification des échantillons d'huile ont été réalisés sous vide. Ce conditionnement des huiles par cette technique garantie des teneurs en gaz très faibles de moins de 0,5 % et des teneurs en eau très faibles (moins de 5 ppm pour l'huile de transformateur).

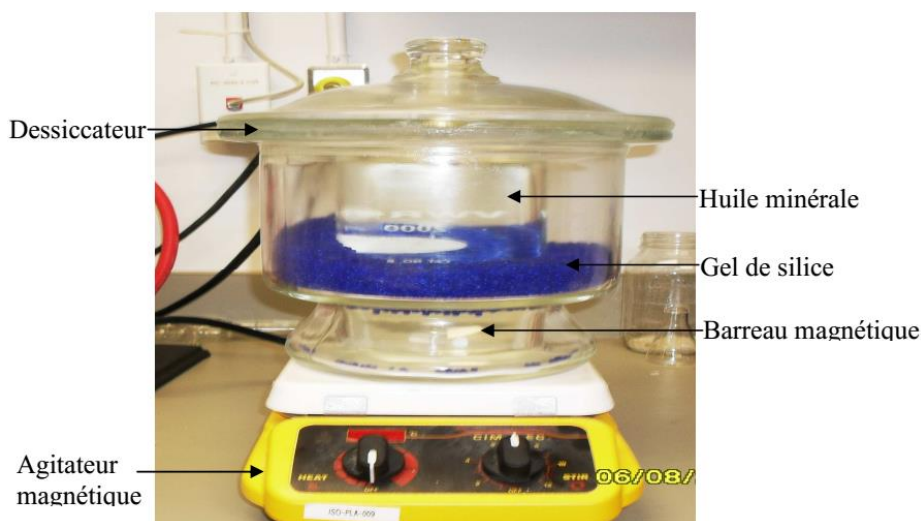


Figure 4. 3 Système de déshumidification et dégazage de l'huile

4.2.3. Méthodologie d'étude

Pour atteindre l'objectif fixé au début du chapitre, notre étude doit suivre la procédure présentée dans la figure 4.4

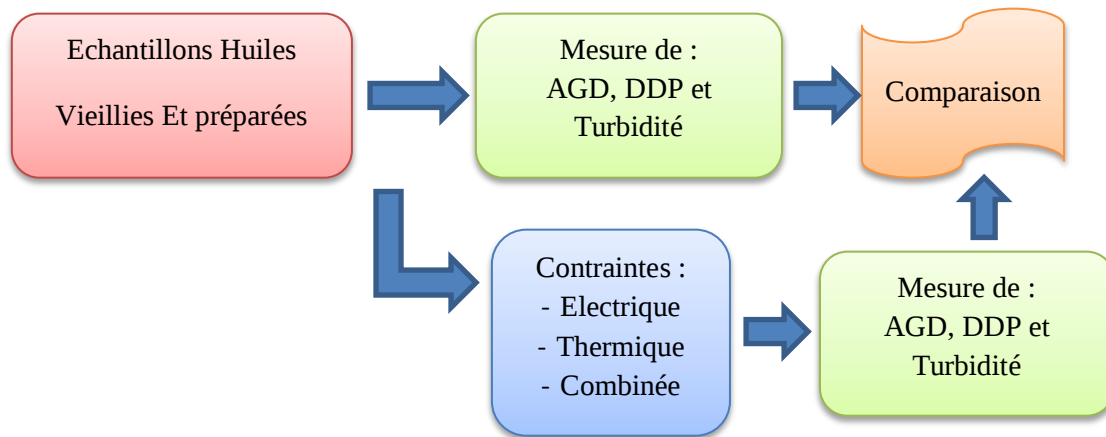


Figure 4. 4 Méthodologie pour l'investigation de l'influence des produits de décomposition sur le dégagement des gaz

Après que les huiles vieilles soient séchées et dégazées, nous mesurons les gaz dissous par la chromatographie en phase gazeuse, les produits de décomposition dissous par spectrophotométrie UV/VIS et les produits insolubles par turbidimètre. Ensuite nous divisons les échantillons en deux parties. L'une subit une contrainte électrique et nous appliquons à l'autre une contrainte thermique, puis nous effectuons la mesure des mêmes paramètres (AGD, DDP et Turbidité). Enfin, nous appliquons une autre contrainte électrique sur les échantillons ayant subi un défaut thermique pour simuler l'effet combiné des deux contraintes et mesurons aussi les paramètres précédents.

4.3. Résultats de l'application de différentes contraintes

Avant d'étudier l'effet de l'application de différentes contraintes, nous avons besoin d'évaluer l'état initial des huiles utilisées en mesurant les gaz dissous, les produits de dégradation non dissous par mesure de turbidité et les produits dissous par spectrophotométrie UV/Visibles. Les figures 4.5 et 4.6 présentent respectivement le résultat de l'analyse des gaz dissous dans les différentes huiles et la turbidité avec les produits dissous (DDP) et la quantité totale des gaz combustibles tracés dans une échelle logarithmique, puisque les gammes des valeurs sont très variées.

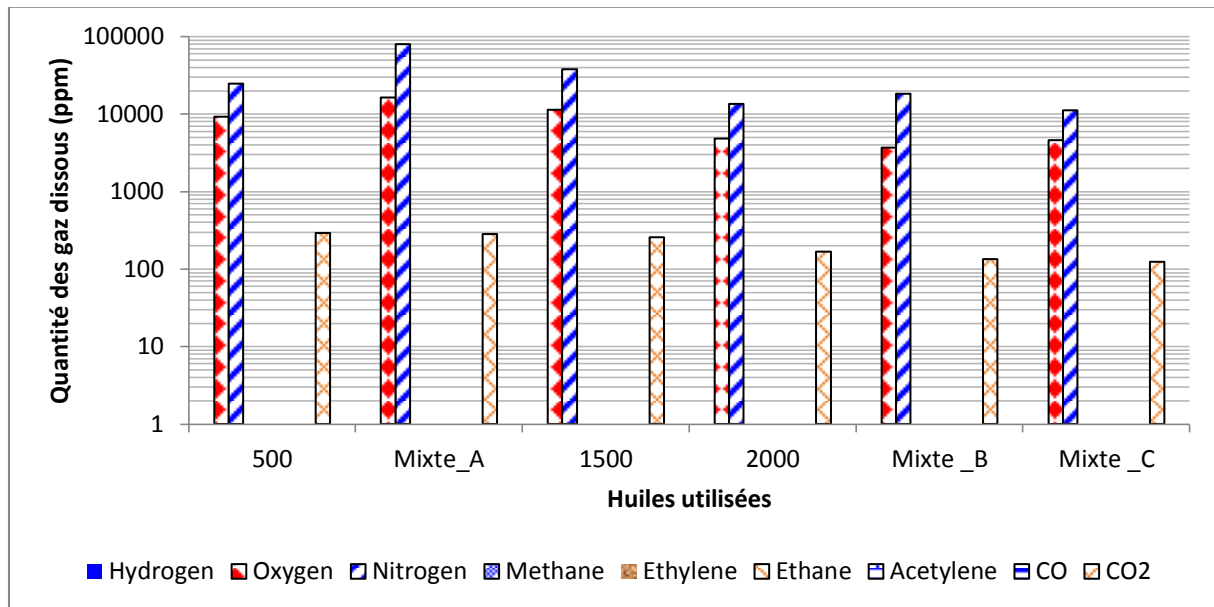


Figure 4. 5 Analyse des gaz dissous dans les différentes huiles avant contraintes

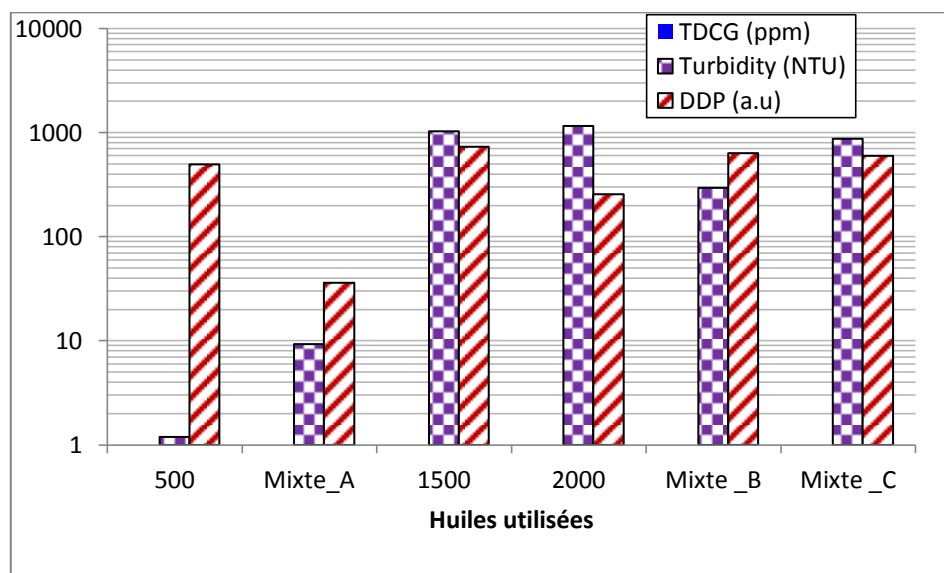


Figure 4. 6 Comparaison de la turbidité, DDP et TDCG des huiles utilisées avant application des contraintes

Les huiles qui serviront pour les tests selon la figure 4.5 ne contiennent aucune trace des gaz qui pourraient se produire à cause de la décomposition de l'huile, sauf que des quantités des gaz atmosphériques que nous ne pouvons éviter tels que l'oxygène, le nitrogène et le dioxyde de carbone.

La turbidité et le DDP se trouvent avec des valeurs considérables dans les huiles très vieilles ce qui reflète bien le degré de vieillissement des huiles. D'après la figure 4.6 l'huile Mixte A contient moins de produits dissous (DDP) que l'huile vieillie à 500 H malgré qu'elle

contienne une quantité de l'huile très vieillie à 1000H, cela est dû au fait que la portion de l'huile neuve influe sur la qualité du mélange en le faisant diluer.

4.3.1. Contraintes électriques :

Pour simuler un défaut naissant de nature électrique, les huiles utilisées sont soumises à une série de 75 tests de claquage conformément à la norme ASTM D877. Ceci est réalisé en utilisant le système de test des diélectriques liquides illustré dans la figure 4.7. Le test se fait en plaçant un échantillon de 400 ml d'huile dans la cellule de test entre deux électrodes plates espacées de 2.54 mm et nous appliquons progressivement un champ électrique de 2kV/s jusqu'au claquage. Le test se répète 75 fois en attendant une minute entre deux tests successifs.



Figure 4. 7 Système de test de diélectrique liquide modèle LD75

A chaque claquage nous avons mesuré la rigidité diélectrique pour les différents types d'huiles utilisées. La figure 4.8 présente les courbes de variation de la rigidité en fonction du nombre de claquages.

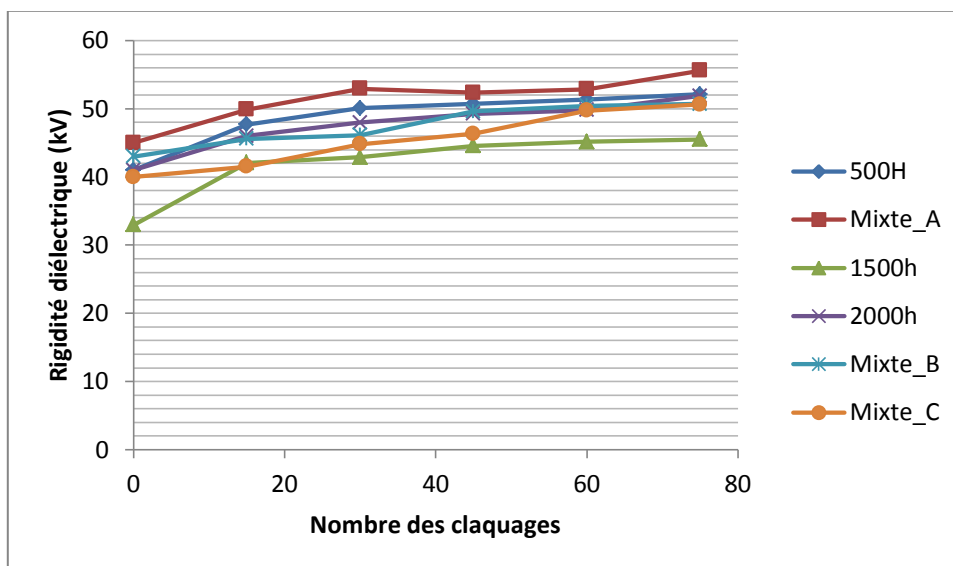


Figure 4. 8 Variation de la rigidité diélectrique en fonction du nombre de claquages.

Compte tenu des résultats des figures 4.6 et 4.8, nous pouvons constater que les huiles contenant plus de produits de décomposition, ont moins de rigidité diélectrique et que plus nous appliquons des tests de claquage, la rigidité devient relativement élevée.

Après avoir terminé l'application de la contrainte électrique à travers une série de claquages, nous avons pris quelques mesures des gaz dissous, de turbidité et de DDP. Les résultats de ces mesures sont montrés respectivement dans les figures 4.9 et 4.10.

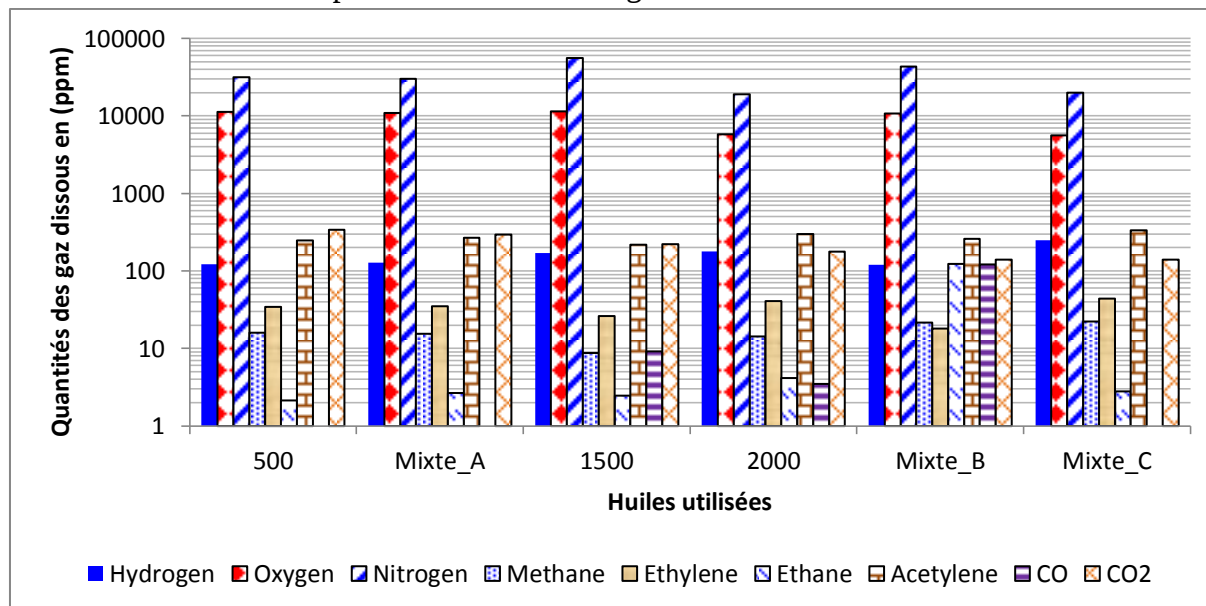


Figure 4. 9 Analyses des gaz dissous dans les différentes huiles après claquage.

Dans la littérature de l'analyse des gaz dissous, un défaut électrique provoque généralement le dégagement de tous les gaz combustibles notamment l'hydrogène et l'acétylène avec des proportions plus que les autres gaz et que le méthane représente un indicateur secondaire d'un

défaut électrique, cela n'empêche pas la production des autres gaz, mais avec des quantités minimales par rapport aux gaz qui sont des indicateurs principaux du défaut électrique. Cette constatation est confirmée par notre expérience dont le résultat est illustré dans la figure 4.9. Nous pouvons observer également qu'il y a un dégagement d'une quantité considérable de l'éthylène malgré qu'il représente un indicateur principal d'un défaut thermique, cela peut être dû au fait que le défaut électrique au moment où il se produit, dégage une énergie thermique qui peut provoquer la production de l'éthylène et même l'éthane. Le CO se produit généralement par des quantités considérables à cause de la décomposition thermique du papier cellulosique, mais nous le trouvons ici avec des petites quantités et dans quelques types d'huile (1500, 2000 et Mixte B).

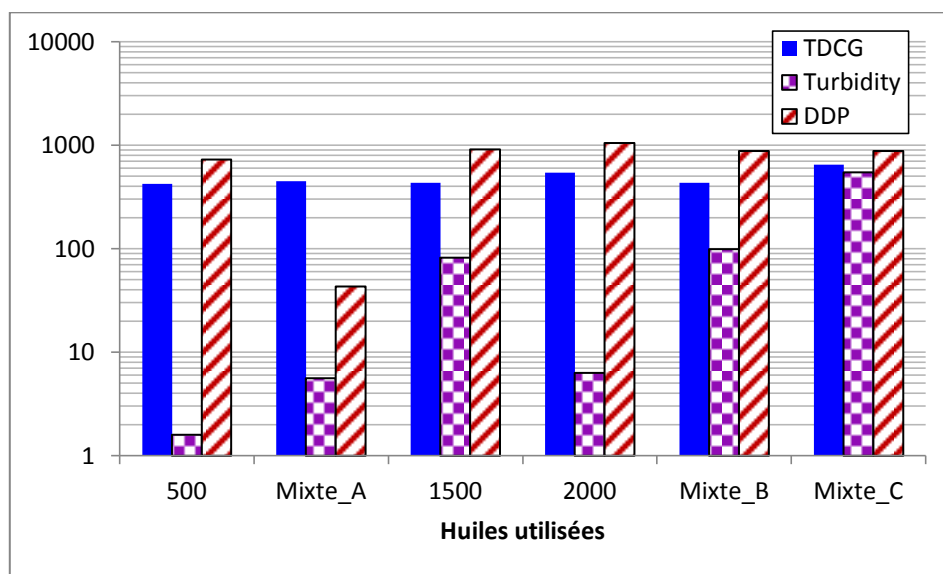


Figure 4. 10 Comparaison de la turbidité, DDP et TDCG des huiles utilisées après test de claquage.

Si nous comparons les résultats de point de vue (TDCG, Turbidité et DDP) obtenus avant (figure 4.6) et après claquage (figure 4.10), nous observons que le claquage des huiles provoque le dégagement des gaz combustibles accompagné d'une diminution de la turbidité (produits non dissous) et une augmentation de DDP (produits dissous). Cela peut être expliqué par le fait qu'une partie des produits non dissous mesurés par turbidité se transforment par action de claquage sur ses liaisons moléculaires aux produits dissous (DDP) et gaz combustibles à côté de son action sur les liaisons originales de l'huile pour produire des gaz, des produits dissous et produits non dissous.

Interprétation de l'analyse des gaz dissous :

Afin de vérifier la validité des modèles développés dans le chapitre 3 ainsi que les approches traditionnelles de l'interprétation de l'analyse des gaz dissous qui existent déjà dans la littérature, nous les avons testés sur les résultats de l'AGD pour les contraintes artificielles appliquées sur les huiles utilisées. Le tableau 4.1 recense les décisions des modèles traditionnels tels que Duval, CEI et Doernenburg ainsi que de ceux développés par nous même dans le chapitre 3 concernant l'état des huiles, le type et la gravité du défaut.

Tableau 4. 1 Interprétation de l'AGD suite à une contrainte électrique

Methode\ Huile	500H	Mixte_A	1500H	2000H	Mixte_B	Mixte_C
Duval	☒ D1	☒ D1	☒ D1	☒ D1	☒ D1	☒ D1
CEI	☒ D1	☒ D1	☒ NI	☒ NI	☒ T1	☒ NI
Doernenburg	✓ D2	✓ D2	☒ NI	☒ NI	☒ NI	☒ NI
Réseau Bayésien	✓ D2	✓ D2	✓ D2	☒ D1	☒ D1	☒ D1
Réseau Multicouche	✓ D2	✓ D2	✓ D2	☒ D1	☒ D1	☒ D1
k-NN	✓ D2	✓ D2	✓ D2	✓ D2	☒ D1	✓ D2
J48	✓ D2	✓ D2	✓ D2	✓ D2	☒ D1	✓ D2

☒ **Gravité incorrecte**

✓ **Gravité correcte**

Les résultats du tableau 4.1 prouvent la fiabilité des techniques intelligentes par rapport aux techniques traditionnelles notamment celles des rapports tels que CEI et Doernenburg posant le problème du manque des codes (abordé au chapitre 2) qui cause l'incapacité d'identifier le défaut pour certains cas.

On observe que les techniques intelligentes donnent des prédictions exactes pour tous les cas de même pour la technique de Duval concernant le type du défaut par contre les techniques des rapports ne donne que 2 décisions exacte parmi 6 (case en vert claire vs jaune)

Si on veut déterminer la gravité du défaut les techniques intelligente donnent des décisions correctes pour la plus part des cas notamment par l'arbre de décision J48 et l'algorithme k-plus proche voisins alors que les technique traditionnelles la majorité est incorrecte voir non identifiable

4.3.2. Contrainte thermique

L'application de la contrainte thermique est simulée à l'aide du dispositif expérimental présenté dans la figure 4.11.

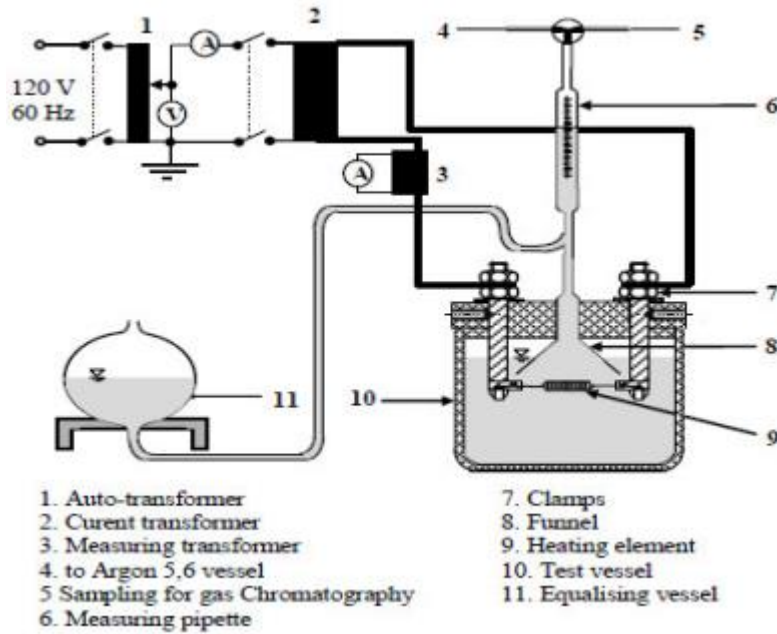


Figure 4. 11 Dispositif expérimental pour l'application de la contrainte thermique.

Le dispositif se compose d'un récipient en verre borosilicate et un couvercle en téflon avec des pinces pour tenir le fil de chauffage. Le fil de chauffage est réalisé en constantan (alliage métallique constitué de cuivre et de nickel avec une résistivité quasiment indépendante de la température), dont les caractéristiques peuvent être trouvées dans [111]. La température autour du fil de chauffage a été mesurée avec un capteur de température NiCr-Ni [1]. Nous relevons la température de l'huile chaque 5 minutes jusqu'à ce que l'huile commence à dégager des bulles de gaz. L'évolution de la température de différentes huiles avec le temps d'échauffement est présentée dans la figure 4.12.

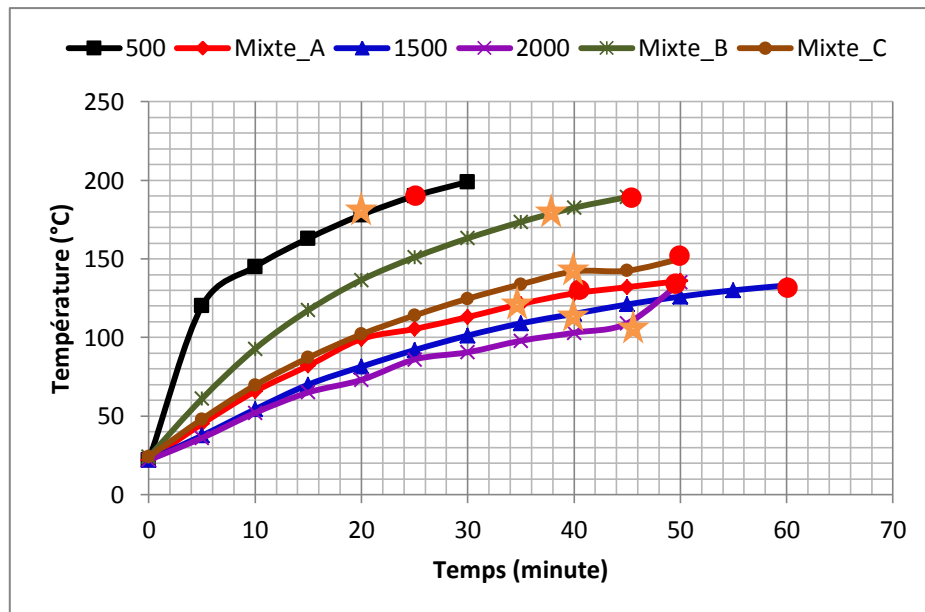


Figure 4. 12 Evolution de la température des huiles en fonction du temps d'échauffement

En faisant chauffer les huiles, nous remarquons que certaines entre elles s'échauffent rapidement que les autres. Cela est dû peut-être à l'effet de la durée que l'huile subit un test de vieillissement. L'étoile orange sur les courbes représente le début de dégagement des bulles de gaz et le cercle rouge représente le point où l'huile dégage excessivement de bulles de gaz.

La figure 4.13 présente le résultat de l'analyse des gaz dissous dans les huiles utilisées après application d'une contrainte thermique.

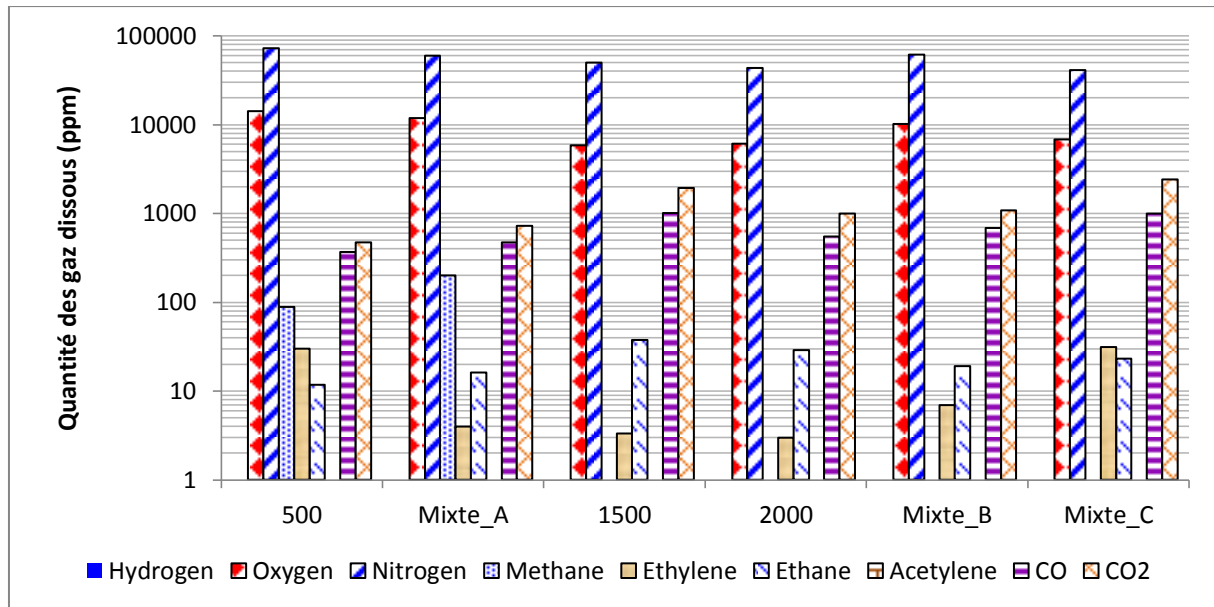


Figure 4. 13 Analyse des gaz dissous dans les différentes huiles après un défaut thermique

Ce que nous l'avons dit pour le défaut électrique, nous pouvons le répéter dans le cas de l'application d'un point chaud. C'est que le défaut thermique représente la principale cause de la production de certains gaz comme l'éthylène et l'éthane. Le CO se produit aussi à cause d'un défaut thermique, mais il vient de la décomposition du papier et non pas de l'huile. Sauf dans ce cas-là il n'y'a aucune trace d'hydrogène et d'acétylène qui sont déjà des indicateurs d'un défaut électrique.

La figure 4.14 présente la turbidité et la quantité totale des gaz combustibles (TDCG) avant et après l'application de la contrainte thermique aux huiles.

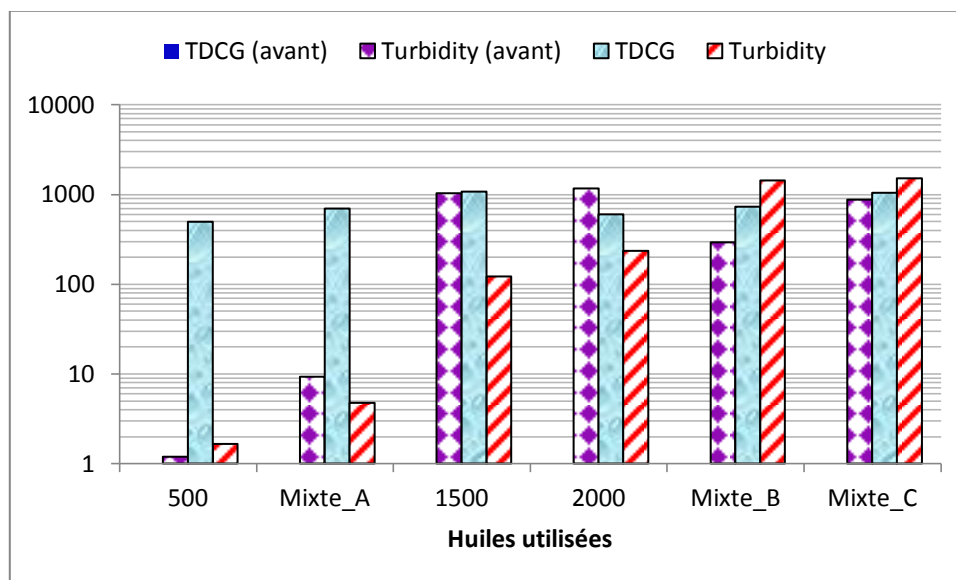


Figure 4. 14 TDCG et Turbidité avant et après application de la contrainte thermique

Nous remarquons que l'application d'un point chaud aux huiles provoque l'augmentation de la quantité totale des gaz combustibles accompagnée d'une diminution de la turbidité pour certaines huiles (1500, 2000 et Mixte_A) et son augmentation pour les autres (500, Mixte_B et Mixte_C). Selon la figure 4.12, le premier groupe d'huiles sont celles qui s'échauffent rapidement par contre le deuxième nécessite plus de temps pour atteindre la température où l'huile commence à dégager des gaz.

Interprétation de l'analyse des gaz dissous :

Le tableau 4.2 présente le résultat de l'application des modèles traditionnels tels que Duval, CEI et Doernenburg ainsi que de ceux développés par nous même dans le chapitre 3 pour le diagnostic des huiles utilisées après une contrainte thermique.

Tableau 4. 2 Interprétation de l'AGD suite à un point chaud

Méthode\Huile	500H	Mixte_A	1500H	2000H	Mixte_B	Mixte_C
Duval	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✗ T3	✗ T3	✗ T3	✗ T3
CEI	✗ NI	✗ NI	✗ NI	✗ NI	✗ NI	✗ NI
Doernenburg	✗ NI	✗ NI	✗ NI	✗ NI	✗ NI	✗ NI
Réseau bayésien	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✗ T3
Réseau Multicouche	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✗ T3	✗ T3
k-NN	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✗ T3	✗ T3
J48	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✓ T1&T2	✗ T3

✗ Gravité incorrecte

✓ Gravité correcte

La contrainte thermique artificielle est bien identifiée par la technique de Duval et les techniques intelligentes. Les techniques CEI et Doernenburg n'arrivent pas à identifier le type de défaut dans aucun cas (case en vert claire vs jaune) à cause toujours du problème du manque des codes qui représente selon la recherche dans ce domaine l'inconvénient majeur des méthodes des rapports.

Si la gravité du défaut à déterminer, les techniques intelligente donnent des décisions correctes pour la plus part des cas notamment par l'arbre de décision J48 et le Réseau bayésien alors que les technique traditionnelles la majorité est incorrecte voir non identifiable

4.3.3. Contraintes combinées

En pratique, les transformateurs sont exposés non seulement aux contraintes individuelles, mais ils peuvent subir de multiples types de défauts en même temps. Pour simuler l'effet multiple du défaut électrique avec le défaut thermique, on applique une série de claquages sur les huiles soumises précédemment à une contrainte thermique. L'analyse des gaz dissous avec la turbidité est mesurée et présentée respectivement dans les figures 4.15 et 4.16.

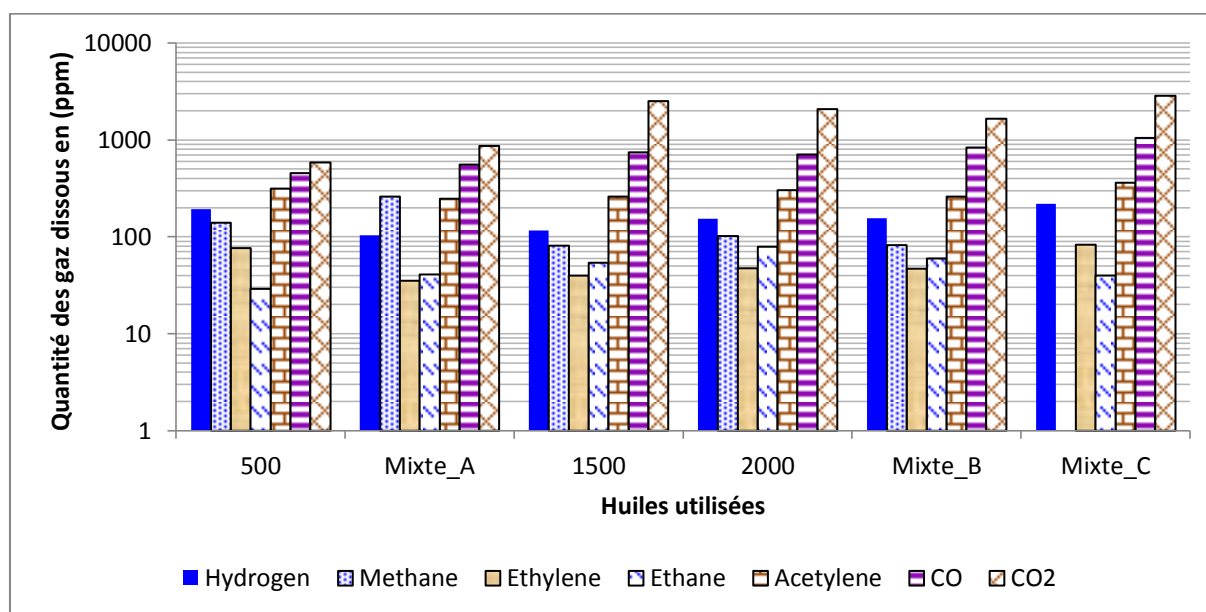


Figure 4. 15 Analyse des gaz dissous dans les différentes huiles après application de contraintes combinées.

L'application des claquages sur des huiles déjà chauffées qui permet de simuler ce qu'on appelle une contrainte combinée, provoque ainsi le dégagement des gaz indicateurs d'un défaut électrique en plus des gaz qui sont déjà produits en soumettant les huiles à une contrainte thermique. Donc l'huile sert ici comme une mémoire de tous ce qui se passe. Cela veut dire que l'existence de tous les gaz combustibles avec des proportions élevées est un signe d'une combinaison des deux types de défaut.

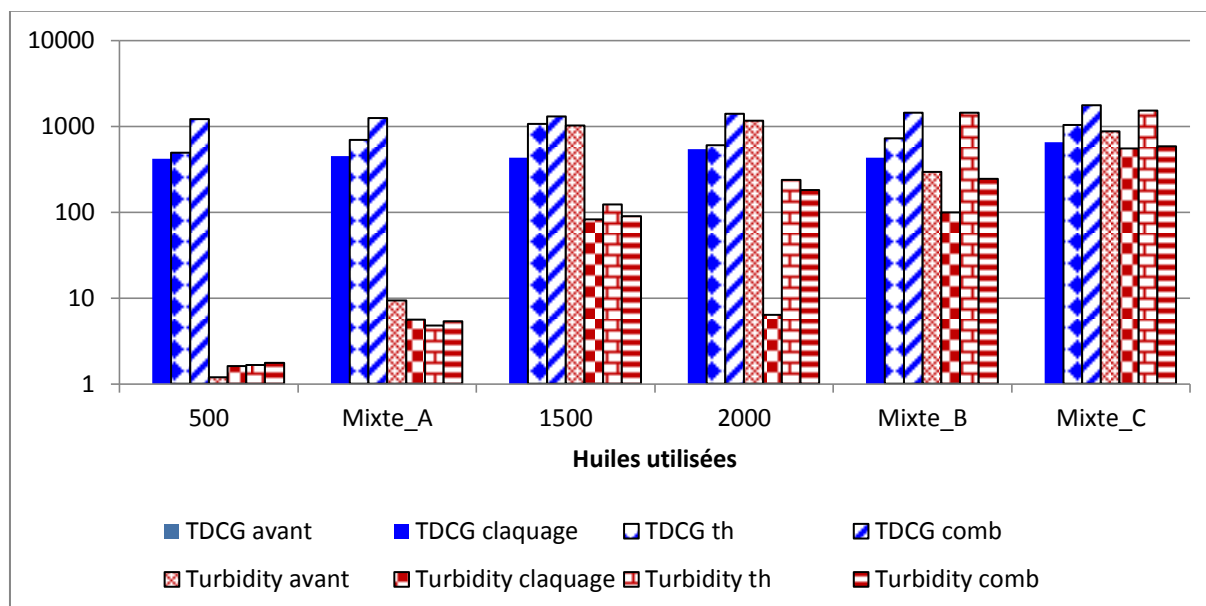


Figure 4. 16 TDCG et Turbidité pour différentes étapes de l'étude.

En comparant la quantité totale de gaz combustibles (TDCG) avant et après l'application de différentes contraintes (figure 4.16), nous observons que la TDCG issue d'un défaut thermique est supérieure à celle résultant d'un claquage. Cela vient du fait que le CO qui un indicateur de dégradation du papier se produit avec des proportions élevées à cause de défauts thermiques et se trouve avec des petites quantités dans le cas d'un défaut électrique. Cela veut dire que le défaut thermique contribue principalement à la décomposition du papier cellulosique. La contrainte combinée provoque le dégagement des gaz combustibles plus que les contraintes individuelles.

Selon la figure 4.16, la turbidité d'une huile augmente si nous appliquons une contrainte thermique et diminue après un claquage.

4.4. Conclusion

Un chimiste considère un transformateur comme s'il s'agissait d'un réacteur chimique qui vient juste de produire de l'électricité. Les deux composants organiques qui composent le système d'isolation du transformateur sont la cellulose et l'huile minérale. Ces deux éléments se détériorent et libèrent des produits de décomposition gazeux et non gazeux sous des contraintes thermiques ou électriques. Le phénomène de détérioration du système d'isolation est relativement lent et peut prendre des mois voire des années. Ses effets apparaissent généralement vers la fin de la durée de vie du transformateur, qui peut atteindre environs 30 ans, ce qui rend difficile de découvrir leurs causes et suivre leur évolution dans les conditions de laboratoire. Le vieillissement accéléré est une technique permettant de simuler le comportement du transformateur dans les conditions de service au laboratoire qui consiste à mettre des échantillons d'huile avec le papier cellulosique et des métaux dans des conditions sévères. Pour fournir une base de comparaison, les huiles utilisées doivent être séchées et

dégazées. Les contraintes dans le transformateur sont généralement de type électrique ou thermique. La contrainte électrique est simulée par une série successive de claquage alors que la contrainte thermique par un échauffement de l'huile à des températures spécifiques.

L'objectif de notre étude dans ce chapitre a été l'observation du taux de dégagement des gaz de défaut dans l'huile du transformateur en présence ou non des produits de dégradation solides dont la cause principale est la durée du vieillissement. Ces produits sont généralement de types solubles dans l'huile, mesurés par spectrophotométrie UV/Visible et insolubles quantifiés par mesure de turbidité. Nous avons pu faire les constatations suivantes à partir des expériences et mesures mentionnées plus haut :

- Un défaut électrique transforme les produits de dégradation insolubles en produits solubles et gaz dissous dans l'huile en plus de la décomposition des liaisons de base des molécules d'huile en gaz, en suspensions colloïdales et produits solides solubles dans l'huile. Cette transformation contribue relativement à diminuer la turbidité de l'huile accompagnée de l'amélioration de sa rigidité diélectrique.
- Les gaz dissous produits par des défauts artificiels confirment le fait qu'un tel défaut dans un transformateur réel cause le dégagement avec des proportions élevées des gaz spécifiques que d'autres gaz.
- Les huiles moins vieilles s'échauffent rapidement lors de l'application d'une contrainte thermique.
- Si nous appliquons sur une huile un défaut thermique, les gaz indicateurs d'un défaut électrique ne se produisent pas ce qui facilite l'identification du défaut thermique par contre le défaut électrique cause le dégagement des proportions des gaz indicateurs de défaut thermique en plus de l'hydrogène et l'acétylène. De plus la contrainte thermique contribue à l'augmentation de la turbidité des huiles des transformateurs.
- L'existence de la totalité des gaz combustibles avec des concentrations élevées peut être considérée comme indicateur d'une contrainte combinée.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion Générale

Le transformateur de puissance est un organe vital du réseau de transport et de distribution de l'énergie électrique. Pour que son fonctionnement soit bon et sûr, il nécessite une évaluation efficace et opportune de son état. Il existe dans la pratique des variétés de techniques qui permettent d'évaluer l'état du transformateur dont l'analyse de l'huile est la plus simple et la plus efficace. Elle est considérée simple puisqu'elle nécessite un simple prélèvement et l'analyse d'une petite quantité d'huile sans besoin d'un arrêt du service et elle est efficace car l'huile représente un support d'informations important permettant de mémoriser ce qui se passe à l'intérieur du transformateur et donne un aperçu de tout dysfonctionnement d'origine thermique, électrique ou combinée.

Il bien est connu que les transformateurs à l'huile sont sujets à des contraintes électriques et thermiques. Ceux-ci peuvent détériorer les matériaux d'isolation et par conséquent provoquent un dégagement excessif des produits de décomposition gazeux.

L'analyse des gaz dissous dans l'huile est un outil d'avant-garde dans ce domaine. Elle permet à partir d'une détermination précise des types et quantités des gaz dissous dans l'huile d'identifier leur source. Elle est considérée comme moyen de diagnostic des défauts et de surveillance continue des transformateurs.

Un diagnostic fiable par AGD ne peut être obtenu que si les gaz mesurés reflètent presque l'état réel de l'équipement accompagné d'une interprétation appropriée de ces gaz. L'objet de cette thèse s'est inscrit dans ce contexte à travers une tentative d'amélioration de l'interprétation des résultats de mesure des gaz par l'utilisation des techniques de l'intelligence artificielle d'une part et l'étude de l'influence de la qualité de l'huile notamment la présence des produits de dégradation solides sur l'ampleur de production des gaz combustibles suite à une contrainte dont l'objectif est de savoir : si nous appliquons la même contrainte sur deux huiles de qualités différentes provoque le dégagement des mêmes types des gaz avec des quantités semblables ? Cela permet une interprétation adéquate des gaz mesurés.

Les points à retenir quand nous appliquons les techniques intelligentes :

- L'apprentissage automatique est une branche de l'intelligence artificielle qui génère des modèles de prise de décision et extrait des connaissances utiles à partir d'un ensemble de données brutes.
- L'apprentissage automatique passe généralement par une certaine procédure : de la collecte et le prétraitement des données vers la réduction de leur dimensionnalité en sélectionnant et extrayant les caractéristiques pertinentes, puis l'utilisation de ces données préparées à l'apprentissage des algorithmes pour obtenir à la fin un modèle. Ce modèle doit être testé et évalué pour qu'il soit prêt à l'utilisation.

- L'application de l'apprentissage automatique au diagnostic des transformateurs, particulièrement à l'interprétation des données de l'AGD s'améliore d'une façon continue en raison du progrès en matériel et logiciel informatique.
- Le type d'algorithme et la façon de prétraiter les données brutes jouent un rôle important dans le résultat de classification.
- La combinaison des décisions de plusieurs algorithmes donne de bons résultats que la décision d'un seul. Cela est apparu clairement quand nous avons appliqué les méthodes ensemblistes telles que le boosting et le bagging.
- Une taille importante de données d'apprentissage ne fournit pas nécessairement de bons résultats. Donc pour déterminer la quantité optimale de données pour un tel algorithme, nous devons faire appel à la courbe d'apprentissage.

L'étude expérimentale portée sur l'influence de la qualité de l'huile sur le phénomène de gazage nous permet de tirer les conclusions suivantes :

- L'analyse des gaz dissous, la turbidité et la spectrophotométrie UV/Visible sont trois méthodes utilisées pour mesurer les produits de dégradation, issues d'huile soumise à une contrainte ou un vieillissement.
- La contrainte thermique diffère de celle électrique dans l'impact de chacune sur les produits de décomposition. La contrainte thermique génère les produits de dégradation, solides insolubles alors que la contrainte électrique génère les produits solubles.
- Un claquage augmente légèrement la rigidité diélectrique des huiles vieilles en détruisant les produits de décomposition insolubles et en les transformant en des produits solubles et gaz.
- Les gaz peuvent se produire soit par la décomposition des liaisons moléculaires de l'huile soit par la destruction des produits de décomposition à cause d'une contrainte électrique ou thermique.
- Le CO se produit avec des proportions élevées à cause de la décomposition thermique du papier.

La poursuite de la recherche dans le domaine de l'intégration de l'intelligence artificielle avec toutes ses sous-catégories dans l'évaluation de l'état des équipements électriques par ses différents types aura beaucoup à offrir. Dans ce qui suit quelques recommandations à titre de perspectives pour des travaux futurs :

- Classification de la qualité des huiles des transformateurs en appliquant l'apprentissage automatique soit sur des analyses physico-chimiques traditionnelles ou sur des données mesurées par les techniques modernes telles que la spectrophotométrie UV/Visible, turbidité, tension interfaciale en faisant une comparaison entre ces deux catégories de techniques du point de vue performances.
- Utilisation des techniques d'apprentissage non supervisées pour extraire des informations utiles soit à partir des données des gaz dissous soit des analyses physico-chimiques, des données spectrales telles que la spectroscopie infrarouge et UV/VIS et la réponse en fréquence.

- Utilisation des techniques d'optimisation pour la sélection ou l'extraction des caractéristiques pertinentes des données brutes mesurées par différentes techniques de diagnostic que ce soit des données d'huiles, des mesures électriques, thermiques ou acoustiques.

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

- [1] S. Boudraa, " Maintenance des transformateurs de puissance par l'analyse de l'huile - Apport de l'Intelligence artificielle-", Thèse de doctorat de l'Université de Batna2, 2017.
- [2] A. Schenk, "Surveillance continu des transformateurs de puissance par réseau de neurone", Thèse de Doctorat de l'Ecole Polytechnique Fédéral de Lausanne 2001.
- [3] ABB-Group, "Transformer Handbook", Draft. Rev. 02Q, 2004.
- [4] IEC 60076-1. Transformateurs de puissance - Partie 1 : Généralités, 2000.
- [5] R. P. Bouchard, G. Olivier, Électrotechnique, Presses internationales Polytechnique, 1999.
- [6] M. Wang, A.J. Vandermaar, K.D. Srivastava, "Review of condition assessment of power transformers in service", IEEE-Electrical Insulation Magazine, Vol. 18, N° 6, pp: 12-25, Nov-Dec. 2002.
- [7] Yazid Hadjadj, "Exploration de techniques physicochimiques et conception d'un capteur en ligne pour le diagnostic des transformateurs de Puissance", Thèse de doctorat, Université du Québec à Chicoutimi/Canada, 2015.
- [8] Abdelghafour Bouaicha, "Application de techniques modernes au diagnostic des transformateurs de puissance", Thèse de doctorat, Université du Québec à Chicoutimi/Canada, 2015.
- [9] Rovencher, Hélène, "Analyse de la réponse diélectrique du complexe papier-huile dans les transformateurs de puissance". Mémoire de maîtrise électronique, Montréal, École de technologie supérieure, 2008.
- [10] James, R. E and Q. Su, Condition assessment of high voltage insulation in power system equipment, Power & energy series; vol. 53, The Institution of Engineering and Technology, London, United Kingdom, 2008.
- [11] Thomas A. Prevost, T. V. Oommen, "Cellulose Insulation in Oil-Filled Power. Transformers: Part I History and development ", IEEE Electrical Insulation Magazine, Vol. 22, No. 1, January/February 2006.
- [12] M.S. Naidu and V. Kamaraju. High Voltage Engineering. McGraw-Hill, 1995.
- [13] Audrey Bourgeois, "Etude du phénomène d'électrisation par écoulement sur les cartons des transformateurs de puissance", Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2007.
- [14] Koutoua Simon Kassi, " Étude de l'isolation hybride en vue de son application dans les transformateurs de puissance ", Mémoire de maitrise en ingénierie, Université du Québec à Chicoutimi/Canada, 2013.

- [15] K. S. Kassi, I. Fofana, F. Megnefhi, A. Bétié, Z. Yéo," Comparative Study between Conventional and Hybrid Solid Insulation Systems", CEIDP 2014.
- [16] T. V. Oommen, Thomas A. Prevost, "Cellulose Insulation in Oil-Filled Power Transformers: Part II Maintaining Insulation Integrity and Life", IEEE Electrical Insulation Magazine, Vol. 22, No. 2, March/April 2006.
- [17] N'Gnui Thomas AKA, "Contribution à l'étude des phénomènes de préclaquage dans les diélectriques liquides - modèles de génération et de propagation des streamers", Thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lyon ,2000.
- [18] I. Fofana: "50 Years in the Development of Insulating Liquids", IEEE Electr. Insul. Mag, 2013, 29, (5), pp. 13-25
- [19] Janvier Sylvestre N'cho, "Développement de nouvelles méthodes de Diagnostic et de régénération des huiles pour transformateurs de puissance", Thèse doctorat, Ecole générale de Lyon, Mars 2011.
- [20] Amidou betie, "Impacts de la qualité du système d'isolation sur la condition et l'efficacité des transformateurs de puissance", Thèse Doctorat présentée à l'université du Québec/Chicoutimi, septembre 2015.
- [21] Jean Sanchez, "Aide au diagnostic de défauts des transformateurs de puissance", Thèse de Doctorat, université Grenoble , France, 2011.
- [22] B. Hochard. Le transformateur de puissance. Technique et documentation (Lavoisier), Paris,1988.
- [23] T. Krontiris,"Fuzzy systems for condition assessment of equipment in electric power systems", To obtain an academic degree Doctor-Engineer (Dr.-Ing.), Approved dissertation by Dipl.-Ing. Athanasios Krontiris from CholargosAttikis, Greece, March 2012
- [24] Maintenance: Terminologie de la maintenance- NF en 13306, 2001.
- [25] C. Sumereder, M. Muhr and B. Körbler, "Lifetime management of power transformers", e & i Elektrotechnik und Informationstechnik, Vol 120, N° 12,pp: 420-423, Dec. 2003.
- [26] L. Juan, Velásquez Contreras, A. Miguel Sanz-Bobi, Samuel Galceran, Hyder Docarmo, "Comprehensive Asset Management Approach: Application to Power Transformers", International Congress on Electricity Distribution CIDEL, Argentine, 2010.
- [27] IEEE 62 Guide for Diagnostic Field Testing of Electric Power Apparatus - Part 1: Oil Filled Power Transformers, Regulators, and Reactors, 1995.
- [28] Facilities Instructions, Standards, and Techniques (FIST) Volume 3-30, Transformer diagnostic, 2000, Bureau of Reclamation, available at www.usbr.gov, select Programs, Power, Reports and Data, Power Documents.

- [29] T. K. Saha, "Review of Modern Diagnostic Techniques for Assessing Insulation Condition in Aged Transformers", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 10, No. 5, pp: 903-917; October 2003.
- [30] Christophe Perrier, "Etude des huiles et des mélanges à base d'huile minérale pour transformateur de puissance recherche d'un mélange optimal", Thèse de doctorat, Ecole central de Lyon, 2005.
- [31] A. K. Jonscher, "Universal Dielectric Response", IEEE Electrical Insulation Magazine, Volume: 6, Issue: 2, pp. 16-22, Mar/Apr 1990.
- [32] R. Farquharson, "Integrated Substation Control and equipment Monitoring and Diagnostics-An Overview", Proceedings of the CEPSI 2000 Conference. Manila, Philippines. 2000.
- [33] James H. Harlow, Electric Power Transformer Engineering, Second Edition, 2007 by Taylor & Francis Group, LLC, Printed in the United States of America.
- [34] Shih-Hua Kuo, "Diagnostic of Transformer Condition by Polarization Current and Oil Conductivity Measurement", Bachelor thesis, University of Queensland, October 2002.
- [35] Ben Silec, "Transformer Diagnostics by Polarization Measurements", Bachelor thesis, University of Queensland, October 2003.
- [36] H. Borsi, E. Gockenbach, M. Krüger, "Method and apparatus for measuring a dielectric response of an electrical insulating system", United states patent US 7292048 B2, Nov.6, 2007.
- [37] Tettex Instruments, "RVM 5462 Advanced Automatic Recovery Voltage Meter for diagnosis of oil-paper insulation systems", www.haefely.com.
- [38] Z. T. Yao, T. K. Saha, "Separation Of Ageing And Moisture Impacts On Transformer Insulation Degradation By Polarisation Measurements", CIGRE, 15-304, 26-30 August, 2002, Paris, France.
- [39] T. K. Saha, M. Darveniza, D. J. T. Hill, T. T. Le, "Electrical and Chemical Diagnostics of Transformers Insulation. B. Accelerated Aged Insulation Samples", IEEE Transaction on Power Delivery, Vol. 12 Issue: 4, pp. 1555-1561, October 1997.
- [40] A. Bouaïcha, I. Fofana and M. Farzaneh, "Application of Modern Diagnostic Techniques to Assess the Condition of Oil and Carton", 16th IEEE International Conference on Dielectric Liquids, Poitiers, France, 30 June – 4 July, 2008.
- [41] FRAnalyzer Manuel d'utilisation, Analyseur de réponse au balayage en fréquence pour le diagnostic des enroulements des transformateurs de puissance, Référence VESD0662 - Version du manuel : FRA.FR.1 © OMICRON electronics 2006

- [42] A. Bouaïcha, I. Fofana, M. Farzaneh, A. Bérroual, A. Seytashmehr, H. Borsi, et E. Gockenbach, "Contrôle Non Destructif des Isolations Électriques par Spectroscopie Diélectrique durant la Fabrication des Bornes de Traversée", *Revue de l'Électricité et d'Électronique (REE)*, No 11, December 2008.
- [43] P.Kang, D.Birtwhistle, "Condition monitoring of power transformer on-load tap changers. Part 1. Automatic condition diagnostics", *IEE Proceedings - Generation Transmission and Distribution*, Vol 148, Issue : 4, pp.301-306, July 2001.
- [44] Jur Erbrink, "On-load Tap Changer Diagnosis on High Voltage Power Transformers using Dynamic Resistance Measurements", Thèse de Doctorat, Université technique de Delft, Mars 2011.
- [45] V. Lingamaneni, "Investigation of Off-Line Relaxation Phenomena in Oil Filled Transformers", A Thesis Submitted In Partial Fulfilment Of The Requirements For The Award Of The Degree Of Master Of Engineering (Research) In School Of Engineering Systems, Faculty of Built Environment and Engineering Queensland University of Technology BRISBANE – 4001 (AUSTRALIA) May, 2010.
- [46] J. A. Gómez, "Experimental Investigations on the Dissolved Gas Analysis Method (DGA) through Simulation of Electrical and Thermal Faults in Transformer Oil", Ph.D. thesis, Universität Duisburg-Essen (2014).
- [47] Sitao Li, "Study of Dissolved Gas Analysis under Electrical and Thermal Stresses for Natural Esters used in Power Transformers", A thesis submitted to The University of Manchester for the degree of MPhil in the Faculty of Engineering and Physical Sciences, pp.01-176.
- [48] W. H. Tang and Q. H. Wu, *Condition Monitoring and Assessment of Power Transformers Using Computational Intelligence*, Power Systems, DOI: 10.1007/978-0-85729-052-6_6, Springer-Verlag London Limited 2011.
- [49] V.V. Sokolov, Z. Berler, "Transformer is gassing-What to do", Scientific and Engineering Center ZTZ-Service Company, 2010, <http://www.ztz-service.com.ua/Sokolov/Articles/Transformer%20is%20gassing-what%20to%20do.pdf>.
- [50] Sabina Karlsson, "A review of lifetime assessment of transformers and the use of dissolved gas analysis", Master Thesis written at KTH School of Electrical Engineering, Sweden, 2006/2007
- [51] CEI 60599, Norme Internationale, Matériels électriques imprégnés d'huile minérale en service - Guide pour l'interprétation de l'analyse des gaz dissous et des gaz libres, Deuxième édition 03-1999.

- [52] Er. Jyoti Shrivastava, "Prevention of catastrophic failure of transformer by fault finding with the help of dissolved gas analysis", submitted to sam higinbottom institute of agricultural, technology & science- deemed university, allahabad in partial fulfillment of the requirements for the award of the degree of *doctor of philosophy in electrical engineering*, 2010.
- [53] Z. Wang, "Artificial Intelligence Applications in the Diagnosis of Power Transformer Incipient Faults", Dissertation submitted to the Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University In partial fulfillment of the requirement for the degree of *Doctor of Philosophy In Electrical Engineering*, August 8, 2000.
- [54] Jackelyn Aragón Gómez, "Experimental Investigations on the Dissolved Gas Analysis Method (DGA) through Simulation of Electrical and Thermal Faults in Transformer Oil", Dissertation on obtaining the academic degree of a doctor of natural sciences, Université de Duisburg-Essen, Allmen, 2014.
- [55] Lance R. Lewand and David Koehler, "The Science Of Sampling Insulating Liquids", POWERTEST conference, The Premier Electrical Maintenance and Safety Event, 2013.
https://www.researchgate.net/profile/Lance_Lewand/publication/
- [56] Practice Procedure Of Transformer Oil Sampling According To IEC 60475, Rezayat Laboratories For Industrial Services W.L.L,
http://www.rezilabs.com/site_media/downloads/PRACTICE_PROCEDURE_OF_OIL_AND_WATER_SAMPLING.pdf.
- [57] Dissolved gas analysis, Digital Energy Lissue Industrial Estate East Lissue Road Lisburn BT28 2RE United Kingdom , General Electric Company, 2013
<http://static1.squarespace.com/static/57243cb920c647f685d9c42c/t/577e3a58e3df288b4972f417/1467890285497/GE+DGA+Application+Intro.pdf>
- [58] N. A. Bakar, A. Abu-Siada and S. Islam, "A review of dissolved gas analysis measurement and interpretation techniques ", *IEEE Electrical Insulation Magazine*, vol. 30, no. 3, pp. 39-49, May-June 2014. doi: 10.1109/MEI.2014.6804740
- [59] Francis Aourousseau, "techniques d'analyse aspects théoriques de la chromatographie en phase gazeuse", document technique Association universitaire CIBAC, 2009.
- [60] Rachid Salghi, Notes de cours Analyses Physicochimiques II Chromatographie, Filière Génie des Procédés, Energie et Environnement Première Année, Ecole Nationale des Sciences Appliquées d'Agadir.
<https://elearn.univ-ouargla.dz/2013-2014/courses/222/document/chimichromato.pdf?cidReq=222>.
- [61] Myriam Raybaut, Margaux Barbier, Jean-Michel Melkonian, Jean-Baptiste Dherbecourt, Antoine Godard, Michel Lefebvre, "Détection d'espèces par spectroscopie photoacoustique : principe et applications", *Photoniques* (54) 39-43 (2011), DOI: 10.1051/photon/20115439

- [62] Facilities Instructions, Standards, and Techniques (FIST) Volume 3-31, Transformer diagnostic, United States Department Of The Interior Bureau of Reclamation, June 2003.
- [63] Facilities Instructions, Standards, and Techniques (FIST) Volume 3-30, Transformer diagnostic, Bureau of Reclamation, Reports and Data, Power Documents, 2000 , available at www.usbr.gov.
- [64] Kanika Shrivastava, Ashish Choubey "A Novel Association Rule Mining with IEC Ratio Based Dissolved Gas Analysis for Fault Diagnosis of Power Transformers", International Journal of Advanced Computer Research (2277-7970) Vol. 2, No. 2 June 2012.
- [65] Hasmat Malik, "Application of Artificial Intelligence in Incipient Fault diagnosis and Condition Assessment of Power Transformer", extended abstract of the m.tech dissertation, National Institute of Technology, Hamirpur , India, Department of Electrical Engineering, 2012.
- [66] Ian.A.R. Gray, "Practical Experience Gained from Dissolved Gas Analysis at an Aluminium Smelter", Doble Eskom Annual International Conference, Southern Africa, 2010.
- [67] L. Bouchaoui, "diagnostic des transformateurs de puissance par la méthode d'analyse des gaz dissous: application des réseaux de neurones", thèse de magistère, faculté des sciences de l'ingénieur Département d'Electrotechnique, université ferhat abbas – setif UFAS (Algérie), 06 Janvier 2010.
- [68] M.Duval, "Fault gases formed in oil-filled breathing EHV power transformers- The interpretation of gas analysis data", IEEE PAS Conf. Paper No C 74 476-8, 1974.
- [69] M. Duval, "The duval triangle for load tap changers, non-mineral oils and low temperature faults in transformers", IEEE Electr. Insul. Mag., vol. 24, pp. 22–29, 2008.
- [70] M. Duval and L. Lamarre, "The duval pentagon-a new complementary tool for the interpretation of dissolved gas analysis in transformers," in *IEEE Electrical Insulation Magazine*, vol. 30, no. 6, pp. 9-12, November-December 2014. doi: 10.1109/MEI.2014.6943428
- [71] Deepika Bhalla, Raj Kumar Bansal, and Hari Om Gupta, "Application of Artificial Intelligence Techniques for Dissolved Gas Analysis of Transformers -A Review", World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Electrical and Computer Engineering Vol. 4, No. 2, 2010
- [72] Olivier Pietquin, "Fondements de l'Apprentissage Automatique Introduction", Cours Master 1 Info, Université Lille 1 - CRISTAL (SequeL) – IUF, <http://www.lifl.fr/~pietquin/teaching/FAACours1.pdf>
- [73] Tom M. Mitchell, Machine Learning, McGraw Hill, 1997.
- [74] Le machine learning : Envol Vers le Prédicatif, Axel de Goursac : Directeur des Opérations et Chief Data Scientist de Myriad, 2016. <https://www.thecodingmachine.com/wp-content/uploads/2016/10/Livre-Blanc-Machine-learning-1.pdf>

- [75] David Chappell, "Introducing Azure Machine Learning A Guide For Technical Professionals", Chappell & Associates, 2015. <http://www.davidchappell.com/>
- [76] Antoine Cornuéjols, Laurent Miclet, Apprentissage artificiel : Concepts et algorithmes, 2^{ème} éd., Eyrolles. 2003.
- [77] Jihan Khoder, "Nouvel Algorithme pour la Réduction de la Dimensionnalité en Imagerie Hyperspectrale. Traitement du signal et de l'image". Université de Versailles-Saint Quentin en Yvelines, 2013.
- [78] Wei-Lun Chao, Machine Learning Tutorial, DISP Lab, Graduate Institute of Communication Engineering, National Taiwan University, 1st Ed, December, 2011.
- [79] Machine learning ebook (section 1 Introducing Machine Learning), The MathWorks, Inc, 2016.
- [80] L. P. Kaelbling, M. L. Littman, and A. W. Moore, "Reinforcement learning: a survey", Journal of Artificial Intelligence Research . Vol. 4, pp. 237-285, 1996.
- [81] A. Salami, P. Pahlevani, "Neural Network Approach for Fault Diagnosis of Transformers", International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis, Beijing, China, April, 2008
- [82] TapsiNagpal, Yadwinder Singh Brar: "Neural network based transformer incipient fault detection", IEEE International Conference on Advances in Electrical Engineering , 9-11 Jan., 2014
- [83] S. Souahlia, S. Bacha, A. Chaari, "Power Transformer Fault Diagnosis Based on Dissolved Gas Analysis by Artificial Neural Network", 1st IEEE International Conference on Renewable energies and vehicular technology, 2012
- [84] Hasmat Malik, Ajay Khatri, Ruchi Dohare, "Probabilistic Neural network based incipient fault identification using DGA dataset", Elsevier, Procedia Computer Science, Vol. 58, pp. 655-672, 2015
- [85] K. F. Thang, R. K. Aggarwal, "Analysis of Power Transformer Dissolved Gas Data Using the Self-Organizing Map", IEEE Transaction on Power Delivery, , vol. 18, no. 4, pp. 1241-1248, 2003.
- [86] Jagdeep Singh, Kulraj Kaur, PriyamKumari, Ankit Kumar Swami: "Condition Assessment of Power Transformer Using Dissolved Gas Analysis", International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering, vol. 5, no. 4, 2016.
- [87] S. Souahlia, K. Bacha, A. Chaari, "SVM-based decision for power transformers fault diagnosis using Rogers and Doemenburg ratios DGA", 10th IEEE International Multi-Conference. Systems, Signals & Devices Hammamet, Tunisia, March, 2013

- [88] Mu Zhang, Kun Li, Huixin Tian: "Multiple SVMs Modelling Method for Fault Diagnosis of Power Transformers", *Przeglad Elektrotechniczny (Electrical Review)*, pp.232-234, 2012.
- [89] M. M. Islam, G. Lee, S. N. Hettiwatte, "Incipient fault diagnosis in power transformers by clustering and adapted KNN", *Australasian Universities Power Engineering Conference*, Brisbane, QLD, pp. 1-5, 2016.
- [90] A. Lakehal, Z. Ghemari, , Saad. S.: "Transformer fault diagnosis using dissolved gas analysis technology and Bayesian networks", *4th International Conference on Systems and Control*, Sousse, pp. 194-198, 2015
- [91] P. Mirowski, Y. LeCun, "Statistical Machine Learning and Dissolved Gas Analysis: A Review», *IEEE Transaction on Power Delivery*. Vol. 27, No. 4, pp. 1791-1799, 2012
- [92] M. Duval, A. De Pablo, "Interpretation of gas-in-oil analysis using new IEC publication 60599 and IEC TC 10 databases", *IEEE Electric Insulation Magazine*, Vol. 17, pp. 31–41, 2001.
- [93] K.Tomsovic, A. Amar, "On Refining Equipment Condition Monitoring Using Fuzzy Sets and Artificial Neural Nets", *International Journal of Engineering Intelligent Systems*, Vol. 5, No. 1, pp. 43-50, 1997.
- [94] S. Boudraa, "dissolved gas in transformer oil analysis using artificial intelligence", Master thesis, Batna University, Algeria, 2005
- [95] Zainal Abidin et al. "Design of a fault diagnostic engine for power transformer using data mining", Project Report. Faculty of Electrical Engineering, Skudai, Johor, 2007 (<http://eprints.utm.my/5839/>)
- [96] A. Akbari, , A. Setayeshmehr, H. Borsi, E. Gockenbach, I. Fofana, "Intelligent Agent-Based System Using Dissolved Gas Analysis to Detect Incipient Faults in Power Transformers", *IEEE Electric Insulation Magazine*, Vol. 26, No. 6, pp. 27-40, 2010.
- [97] X.Wu, "Top 10 algorithms in data mining", *Journal of Knowledge Inference System*, 14, pp. 1–37, 2008.
- [98] M. Parizeau, "Le perceptron multicouche et son algorithme de retropropagation des erreurs, " technical report, Département de génie électrique et de génie informatique Université Laval. 2004
- [99] J. R Quinlan, "C4.5: Programs for machine learning", Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, 1993.
- [100] I. Witten, E. Frank, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java implementations*, Morgan Kaufmann Press, 2nd Edn., 2005.
- [101] Olivier Parent, Julien Eustache, « Les Réseaux Bayésiens: A la recherche de la vérité », Cours Cognition et connaissance Master 2 Recherche Connaissance et Raisonnement, Université Claude Bernard Lyon 1, 2006/2007 .

- [102] F. Jessen, *An Introduction of Bayesian Network*, Springer-Verlag, 1996
- [103] Lior Rokach, "Ensemble-based classifiers», *Artificial Intelligence Review*, 33, pp. 1–39, 2010
- [104] Magdalena Graczyk, Tadeusz Lasota, Bogdan Trawiński, Krzysztof Trawiński, "Comparison of Bagging, Boosting and Stacking Ensembles Applied to Real Estate Appraisal", *Intelligent Information and Database Systems: 2nd International Conference*, Hue City, Vietnam, March 2010
- [105] S. Ali, S. S. Tirumala, A. Sarrafzadeh, "Ensemble learning methods for decision making: Status and future prospects", *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Guangzhou, pp. 211-216, 2015.
- [106] M. A. Senoussaoui; M. Brahmi, I. Fofana, "Combining and comparing different machine learning algorithms to improve dissolved gas analysis interpretation", *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 12, no. 15, pp. 3673-3679, 28 August 2018, DOI: 10.1049/iet-gtd.2018.0059
- [107] Gary M. Weiss and Alexander Battistin. "Generating Well-Behaved Learning Curves: An Empirical Study", *Proceedings of the Tenth International Conference on Data Mining*, Las Vegas, NV, 210-213, 2014.
- [108] François Portet , René Quiniou , " Échantillonnage progressif guidé pour stabiliser la courbe d'apprentissage ", 16^{ème} congrès francophone AFRIF-AFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Amiens :France, 2008.
- [109] Weka : learning curve, <http://weka.wikispaces.com/Learning+curves>.
- [110] I. Fofana, M. Imani, M. Farahani, E. Gockenbach and H. Borsi, "Influence of Transformer Oil Aging By-products on the Dissolved Gas Analysis", *Conference: International Symposium on High Voltage Engineering (ISH 2013)* At: Seoul (Korea).
- [111] I. Fofana, V. Wasserberg, H. Borsi and E. Gockenbach, "Challenge for a Mixed Insulating Liquids for using in High Voltage Transformers - Part 1 : The Dielectric Behavior of the Mixed Liquids», *IEEE Electrical Insulation Magazine*, Vol. 18, No. 3, pp. 18-31, Mai/June 2002.

ملخص:

بالإضافة إلى وظائفها الرئيسية كعازل كهربائي ومبرد، توفر السوائل العازلة أيضًا وسيلة فعالة لمراقبة حالة المعدات الكهربائية. فهي بمثابة وسيط معلومات مهم (ذاكرة) يمكن أن يعطي لمحة عن أي خلل داخل المعدة الكهربائية. يمكن إجراء مراقبة زيت العزل بطرق مختلفة، بما في ذلك تحليل الغازات الذائبة (DGA) وجودة الزيت، وهي الأكثر شهرة واستخدامًا على نطاق واسع. غالبًا ما تتعلق المشكلات التي يواجهها الخبراء في المجال بصعوبة تفسير البيانات المقاسة بسبب تعقيد ظاهرة إنتاج الغازات القابلة للاحتراق والعوامل التي تؤثر عليها. الغرض من هذه الرسالة مزدوج: أولاً، محاولة لتفسير الغازات الذائبة باستخدام تقنيات التعلم الآلي التي لديها قدرة ممتازة في تحليل البيانات وصنع القرار. تم اختبار أربعة خوارزميات أساسية للتعلم الآلي (MLP، k-NN، Bayesian Network، J48) وتمت مقارنتها لتصنيف الاعطال من بيانات الغازات الذائبة المحولة إلى ثلاثة أشكال (لوجاريتمي ومعياري ونسب مئوية). ثم تم استخدام ميزة مجموعة أو تكامل تقنيات (boosting، bagging) لتحسين أداء الخوارزميات الأساسية المذكورة أعلاه. ثانياً، تمت دراسة تأثير جودة الزيت، وهو أحد العوامل التي تسهم في تعقيد إنتاج غازات القابلة للاحتراق من خلال قياس كمية نوعين آخرين من منتجات تدهور العزل، مثل المنتجات الصلبة القابلة للذوبان والغير قابلة للذوبان في الزيت.

الكلمات المفتاحية: محولات القدرة، الزيوت العازلة، التشخيص، تحليل الغازات الذائبة، التعلم الآلي، منتجات التحلل.

Résumé:

Outre leurs fonctions principales comme isolant électrique et caloporteur, les fluides diélectriques offrent aussi un moyen efficace pour la surveillance de l'état des équipements électriques. Ils représentent un support d'informations important qui peut fournir un aperçu de tout dysfonctionnement d'un équipement. La surveillance au moyen de l'huile peut être effectuée de diverses manières dont l'analyse des gaz dissous (AGD) et la qualité de l'huile sont les plus connues et les plus utilisées. Les problèmes que rencontrent les experts dans le domaine sont souvent liés à la difficulté de l'interprétation des données mesurées à cause de la complexité du phénomène de production des gaz combustibles et les facteurs qui les influent. L'objectif visé dans cette thèse est double : Dans un premier lieu, une tentative d'interprétation de l'AGD en faisant appel aux techniques d'apprentissage automatique qui ont une capacité excellente en analyse des données et prise de décision. Quatre algorithmes d'apprentissage automatique de base (PMC, k-NN, Réseau Bayésien, J48) ont été testés et comparés pour la classification des défauts à partir des données des gaz dissous transformées en trois formes (logarithmique, Standardisé et pourcentage). Puis l'avantage des techniques ensemblistes (Boosting et Bagging) a été utilisé pour améliorer les performances des algorithmes de base. Deuxièmement, l'influence de la qualité de l'huile qui est l'un des facteurs qui contribue à la complexité de production des gaz combustible a été étudié en quantifiant à côté de l'AGD deux autres types de produit de dégradation tel que les produits solide solubles et insoluble.

Mots clés : Transformateurs de puissance, huiles isolantes, diagnostic, Analyse des gaz dissous, Apprentissage automatique, produits de dégradation.

Abstract :

In addition to their main functions as electric insulator and coolant, dielectric fluid is also an effective mean for electrical equipment diagnosis, which is considered as a vital information carrier that provides insight into any malfunctioning of equipment. Oil monitoring can be performed in various ways including the dissolved gas analysis (DGA) and the quality of the oil are the best known and most used. The problems encountered by experts in the field are often related to the difficulty of interpreting the measured data because of the complexity of the phenomenon of production combustible gases and the factors that influence them. The purpose of this thesis is twofold: First, an attempt to interpret DGA by using machine learning techniques that have excellent ability in data analysis and decision making. Four basic machine learning algorithms (MLP, k-NN, Bayesian Network, J48) were tested and compared for fault classification from dissolved gas data transformed into three data forms (logarithmic, Standardized and percentage). Then the advantage of ensemble techniques (Boosting and Bagging) was used to improve the performance of basic algorithms. Secondly, the influence of oil quality, which is one of the factors contributing to the complexity of production of combustible gases, has been studied by quantifying two other types of degradation product, such as soluble and insoluble solid by-products.

Key words: Power transformers, insulating oils, diagnostics, dissolved gas analysis, machine learning, degradation products.