

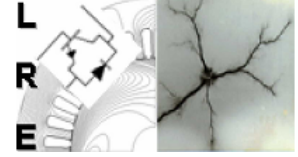
الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE
Département d'Électrotechnique

Laboratoire de Recherche en Electrotechnique



Projet de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du titre de
Ingénieur d'Etat en Électrotechnique

Présenté par :
Laid BENGLIA et Mohamed Lamine ZINET

Diagnostic de l'Huile de Transformateurs de Puissance par Analyse de Gaz Dissous Utilisant un Classificateur SVM Multicouche

Soutenu publiquement, le 08 Juillet 2020 devant le jury :

Président	Ahmed BOUBAKEUR	Prof.	ENP, Alger, Algérie
Promoteurs	Abdelouahab MEKHALDI	Prof.	ENP, Alger, Algérie
	Omar KHERIF	Dr.	ENP, Alger, Algérie
Examineur	Madjid TEGUAR	Prof.	ENP, Alger, Algérie

ENP 2020

Laboratoire de Recherche en Électrotechnique (LRE) - École Nationale Polytechnique (ENP)
10, Avenue des Frères Oudek, Hassen Badi, BP. 182, 16200 El Harrach, Alger, Algérie

www.lre.enp.edu.dz

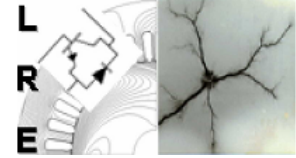
www.enp.edu.dz

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE
Département d'Électrotechnique

Laboratoire de Recherche en Electrotechnique



Projet de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du titre de
Ingénieur d'Etat en Électrotechnique

Présenté par :
Laid BENGLIA et Mohamed Lamine ZINET

**Diagnostic de l'Huile de Transformateurs de Puissance
par Analyse de Gaz Dissous Utilisant un Classificateur
SVM Multicouche**

Soutenu publiquement, le 08 Juillet 2020 devant le jury :

Président	Ahmed BOUBAKEUR	Prof. ENP, Alger, Algérie
Promoteurs	Abdelouahab MEKHALDI	Prof. ENP, Alger, Algérie
	Omar KHERIF	Dr. ENP, Alger, Algérie
Examineur	Madjid TEGUAR	Prof. ENP, Alger, Algérie

ENP 2020

Laboratoire de Recherche en Électrotechnique (LRE) - École Nationale Polytechnique (ENP)
10, Avenue des Frères Oudek, Hassen Badi, BP. 182, 16200 El Harrach, Alger, Algérie

www.lre.enp.edu.dz

www.enp.edu.dz

الملخص-- يهدف هذا العمل إلى استغلال قدرة خوارزميات التعلم الآلي بناءً على تقنية SVM لتشخيص زيوت محولات الطاقة الكهربائية. لهذا الغرض، تم تطوير مصنف متعدد الطبقات يعتمد على نموذج SVM في بيئة MATLAB. أولاً، تم تدريب نموذج SVM على فصل أعطاب المحولات إلى فئتين: كهربائية أو حرارية. في هذا النموذج، يتم تحسين المعلمات من خلال تنفيذ خوارزمية PSO. بعد ذلك، ندرس تأثير عدة عوامل على دقة النموذج، وهي عدد التكرارات، وعدد عمليات التنفيذ، وعدد بيانات التدريب، وطبيعة ناقل الإدخال (تركيز الغازات المذابة في جزء في المليون أو في النسبة المئوية). من خلال استغلال النتائج التي تم الحصول عليها للنموذج الأول، نقوم ببناء نموذج SVM متعدد الطبقات (خمس طبقات)، وهو قادر على فصل كل من الأعطاب الستة. كل طبقة (نموذج SVM) تجعل من الممكن التمييز بين فئتين من الأعطاب. للتأكد من صحة النموذج المقترح متعدد الطبقات، نقوم باختباره لمجموعة بيانات تحتوي على 120، مقسمة إلى عدة حالات، وهي 90/30 و 72/48 و 60/60 و 30/90 للتدريب والاختبار. تمت مقارنة النتائج التي تم الحصول عليها، والتي تتمثل في معدل الدقة، بنجاح مقارنة بتلك التي تم الحصول عليها بطريقة دوفال الثلاثية (Triangle de Duval) وطريقة دوفال الخماسية (Pentagone de Duval).

الكلمات المفتاحية- زيت المحولات، التشخيص، SVM متعدد الطبقات، تقنيات التصنيف، تحليل الغازات المذابة، المحاكاة.

Abstract—This work aims to exploit the ability of machine learning algorithms based on the SVM technique to diagnose oil-immersed power transformer. For this purpose, a multilayer classifier based on an SVM model is developed in MATLAB environment. First, an SVM model is trained to separate transformer faults into two classes: electric or thermal. In this model, the parameters are optimized by implementing a PSO algorithm. Next, we study the effect of several factors on the accuracy of the model, namely the number of iterations, the number of executions, the number of training data, the nature of the input vector (concentration of dissolved gases in ppm or in percentage). By exploiting the results obtained for the first model, we build the multilayer SVM model (five layers), which is capable of separating each of the six defects. Each layer (SVM model) makes it possible to distinguish two classes of defects. For the validity of the proposed multilayer model, we test it for a dataset containing 120, divided into several scenarios, namely 30/90, 40/80, 60/60 and 90/30 for training and testing. The results obtained, consisting of the accuracy rate, are successfully compared against those obtained by the triangle method and the Duval pentagon method.

Keywords: Oil-immersed power transformer, diagnosis, SVM, multilayer, classification, dissolved gases analysis, simulation.

Résumé—Ce travail vise à exploiter la capacité des algorithmes de l'apprentissage automatique basé sur la technique de la machine à vecteur de support de diagnostiquer l'huile de transformateur de puissance. Pour cela, un classificateur multicouche basé sur le modèle SVM est élaboré sous environnement MATLAB. En premier lieu, un modèle SVM est entraîné pour séparer les défauts des transformateurs en deux classes : électrique ou thermique. Dans ce modèle, les paramètres sont optimisés en implémentant un algorithme PSO. Ensuite, nous étudions l'effet de plusieurs facteurs sur la précision du modèle, à savoir le nombre d'itérations, le nombre d'exécutions, le nombre de données d'entraînement, la nature de vecteur d'entrée (concentration des gaz dissous en ppm ou bien en pourcentage). En exploitant les résultats obtenus pour le premier modèle, nous construisons le modèle SVM multicouche (cinq couches) qui est capable de séparer chacune des six défauts. Chaque couche (modèle SVM) permet de distinguer deux classes de défauts. Pour la validité du modèle multicouche proposé, nous le testons pour un ensemble de données contenant 120, divisée en plusieurs scénarios, à savoir 30/90, 40/80, 60/60 et 90/30 pour l'entraînement et le test. Les résultats obtenus consistant en le taux d'exactitude sont calculés et comparés avec succès devant la méthode de triangle et celle de pentagone de Duval.

Mots-Clés : Huile de transformateur, diagnostic, SVM multicouche, classification, analyse des gaz dissous, simulation.

REMERCIEMENTS

Tout d'abord nous remercions Allah le tout puissant Qui nous a fait ouvrir les portes du savoir, Qui nous a donné la force et la volonté de poursuivre nos études et d'effectuer ce travail.

Nous tenons à remercier sincèrement nos promoteurs, Prof. Abdelouahab MEKHALDI et Dr. Omar KHERIF, de nous avoir proposé ce sujet et pour leurs orientations, leurs disponibilités et surtout leurs conseils avisés, qui nous ont aidés à nourrir notre réflexion et le temps qu'ils nous ont consacré.

Nous remercions chaleureusement le Prof. Ahmed BOUBAKEUR, École Nationale Polytechnique, de l'honneur qui nous a fait en acceptant d'être le président du jury et d'évaluer notre mémoire.

Nos vifs remerciements vont également au Prof. Madjid TEGUAR, École Nationale Polytechnique, pour nous avoir honoré en acceptant d'examiner et d'évaluer notre mémoire.

Nous tenons à remercier Dr. Youcef BENMAHAMED de nous avoir consacré de son précieux temps et de nous avoir partager ses connaissances dans le domaine en question.

Nous remercions également tous les enseignants du département de l'électrotechnique de l'Ecole Nationale Polytechnique qui ont participé à notre formation pendant tout le cycle universitaire.

Nos remerciements à nos chers parents, Madame et Monsieur BENGLIA et Madame et Monsieur ZINET, pour leur soutien moral et matériel.

Nos remerciements vont aussi à tous ceux qui nous ont aidés ou qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail, et nous remercions également tous nos amis, particulièrement les étudiants de département de l'électrotechnique

Table de Matières

Liste des Tableaux

Liste des Figures

Introduction Générale **10**

Chapitre 1 : Généralités sur l'Isolation dans les Transformateurs

1. Introduction **14**

2. Constitution des transformateurs de puissance **14**

3. Isolation Liquide de Transformateurs de Puissance **15**

3.1. Huiles Minérales Isolantes 15

3.1.1 Huiles Inhibées 17

3.1.2 Rôle des Huiles Minérales 17

3.2. Huiles Synthétiques 18

3.2.1 Esters Synthétiques 18

3.2.2 Huiles Silicones 19

3.3. Huiles Végétales (Esters Naturels) 19

3.4. Choix d'un Liquide Isolant 20

3.5 Caractéristiques Diélectriques de l'Huile 21

3.5.1. Permittivité Électrique 21

3.5.2. Conductivité Électrique et Facteur de Dissipation ($\tan\delta$) 21

3.5.3 Rigidité Diélectrique 22

3.5.4 Teneur en Eau 22

4. Isolation Solide Papier--Carton **23**

4.1 Caractéristiques Diélectriques du papier 23

4.1.1. Permittivité Électrique 24

4.1.2 Rigidité Diélectrique et la Tension de Claquage 24

5. Complexe Huile/Papier	25
6. Conclusion	25

Chapitre 2 : Analyse des Gaz Dissous et Défauts de Transformateurs

1. Introduction	27
2. Mécanismes de Dégradation du Papier	27
2.1 Pyrolyse du Papier	27
2.2 Oxydation du Papier	28
2.3 Hydrolyse du Papier	28
3. Défauts de Transformateurs	29
3.1 Décharges Partielles (PD)	29
3.2 Décharges d'Arc ou d'Étincelle	30
3.3 Défauts Thermiques	30
4. Récapitulatif du Vieillessement de l'Huile et du Papier	31
5. Détectabilité des Défauts par Analyse des Gaz Dissous	31
5.1 Gazage des Huiles Isolantes	34
5.2 Gaz Hors Défaut	37
5.3 Gaz Parasite	37
6. Procédure de Collection des Données de l'AGD	38
6.1 Prélèvement d'Échantillons de l'Huile	38
6.2 Extraction des Gaz de l'Huile	39
6.3 Analyse du Mélange des Gaz Extraits	39
6.3.1 Analyse Qualitative	40
6.3.2 Analyse Quantitative	41
7. Conclusion	41

Chapitre 3 : Méthodes de Diagnostic de l'Huile de Transformateurs

1. Introduction	43
2. Interprétation des Gaz Dissous	43
3. Méthodes Conventionnelles d'AGD	44
3.1 Méthode de Doernenburg	45
3.2 Rapports de Rogers	46
3.3 Rapport de CEI	46
3.4 Méthode D'IEEE (TDCG)	47
4 Méthodes Graphiques	48

5.1 Réseaux de Neurones Artificiels	52
5.2 Logique Floue	53
5.3 Systèmes Experts	54
5.4 Systèmes Hybrides	54
6. Machines à Vecteurs de Supports	55
6.1 Classification par SVM	55
6.2 Sélection des paramètres C et σ	57
7. Conclusion	58

Chapitre 4 : Diagnostic de l'Huile de Transformateur par SVM Multicouche

1. Introduction	60
2. Méthodologie du SVM Multicouche	60
2.1 Description Générale du SVM	60
2.2 Diagnostic par SVM-Binaire	62
3 Optimisation des Paramètres du SVM	62
3.1 Optimisation par BAT	63
3.2 Optimisation par PSO	65
4 Applications de Classificateur PSO-SVM	67
4.1 Effet de l'Optimisation	68
4.2 Effet du Nombre d' Itération	69
4.3 Effet du Nombre d'Exécution	70
5 Sélection de Données d'Apprentissages	71
6 Applications de Classificateur PSO-SVM Multicouche	74
6.1 Description et Méthodologie	74
6.2 Résultats et Discussion	75
7 Conclusion	78
Conclusion Générale	79
Bibliographie	81
Annexe	87

Liste des Tableaux

Tableau 1.1	Composition typique des bruts pétroliers (%)	17
Tableau 1.2	Données techniques pour différents types d'esters	18
Tableau 1.3	Choix du liquide isolant pour différents types de transformateurs	20
Tableau 1.4	Solubilité de l'eau pour différents liquides isolants à température ambiante	22
Tableau 2.1	Modèle Fonctionnel des défauts détectable par des essais d'huile	33
Tableau 2.2	Énergies requises pour briser les liaisons moléculaires	34
Tableau 2.3	Coefficients de solubilité des gaz, étalonnés pour la méthode d'extraction par seringue	39
Tableau 3. 1	Interprétation principale des gaz dissous dans l'huile	43
Tableau 3. 2	Méthode des rapports de Doernenburg	45
Tableau 3. 3	Niveaux limites des gaz de Doernenburg	45
Tableau 3. 4	Version modifiée des rapports de Rogers	46
Tableau 3. 5	Modèle d'interprétation de CEI	46
Tableau 3.6	Limites de Concentration des gaz dissous dans l'huile selon IEEE	47
Tableau 3.7	Niveaux limites des concentrations des gaz	49
Tableau 3.8	Interprétation de différentes zones du triangle de Duval	49
Tableau 3.9	différents types de défauts qui peuvent être identifiés par les pentagones de Duval	50
Tableau 4.1	Taux d'exactitude du modèle SVM pour des paramètres arbitraires	68
Tableau 4.2	Modèles PSO-SVM et leurs rôles	71
Tableau 4.3:	Évaluation de taux d'exactitude de modèle SVM-PSO pour différent cas	72
Tableau 4.4	Taux d'exactitude des classificateurs : PSO-SVM multicouche, triangle et pentagone Duval pour 60 échantillons de donnée d'apprentissage	76
Tableau 4.5	Taux d'exactitude des classificateurs : PSO-SVM multicouche, triangle et pentagone Duval pour 72 échantillons de donné d'apprentissage	76

Tableau 4.6 Comparaison entre les résultats obtenu par PSO-SVM multicouche et les méthodes graphiques	77
---	----

Liste Des Figures

Figure 1.1 Coupe d'un transformateur de puissance	14
Figure 1.2 Processus de raffinage pour les huiles brutes	16
Figure 1.3 Principaux constituants de l'huile minérale issue du pétrole brut	16
Figure 1.4 Structure générale d'une huile végétale	19
Figure 1.5 Motif élémentaire d'une cellulose	23
Figure 1.6 Représentation de Ragon de Facteur de dissipation ($\tan\delta$)	24
Figure 2.1 Evolution de la décharge partiel	30
Figure 2.2 Interaction entre les différentes contraintes et le système d'isolation du transformateur	31
Figure 2.3 Modèle fonctionnel de défaillances des transformateurs, défauts typiques détectables au moyen de l'AGD	32
Figure 2.4 Processus de dégradation de l'isolation dans les transformateurs à respiration libre	35
Figure 2.5 Radicaux libres résultant de l'échauffement de l'huile minérale	35
Figure 2.6 Structure chimique des gaz dissous dans l'huile des transformateurs	36
Figure 2.7 Evolution des gaz hydrocarbures dans les huiles de transformateurs en fonction de la température	36
Figure 2.8 Séparation d'un mélange de deux composés en CPG	40
figure 2.9 Chromatogramme gazeuse typique	40
Figure 2.10 Dimensions du pic chromatographique	41
Figure 3.1 Graphiques de la méthode des gaz clés	44
Figure 3.2 Triangle de Duval et différentes zones de défauts	49
Figure 3.3 Pentagone 1 et 2 de Duval	51
Figure 3.4 Nomogramme de Church	52

Figure 3.5 Exemples de définition d'un ensemble : (a) définition selon la logique formelle classique ; (b) définition selon la logique floue	53
Figure 3.6 Hyperplan de séparation optimale pour des données linéaires	56
Figure 4.1 Modèle de diagnostic basé sur un classificateur SVM multicouche	61
Figure 4.2 Étapes d'optimisation par la méthode BAT	63
Figure 4.3 Étapes d'optimisation par la méthode PSO	66
Figure 4.4 Variation de taux d'exactitude en fonction du nombre d'itérations	69
Figure 4.5 Taux d'exactitude en fonction de nombre d'itération	70
Figure 4.6 Evolution du taux d'exactitude en fonction du nombre d'exécutions	71

Introduction Générale

Les transformateurs de puissance sont des équipements importants et coûteux dans les réseaux d'énergie électrique. En termes d'investissement, ces équipements représentent près de 60 % du prix d'un poste de transformation [1]. La majorité de ces équipements sont exposés à diverses contraintes durant leur exploitation (électrique, thermique, mécanique, environnementales, etc.). Ainsi, une fiabilité extrême est exigée pour la distribution d'énergie électrique. D'autre part, lorsque les pannes se produisent, elles mènent inévitablement à des coûts de réparation élevés, à des temps d'arrêt longs et à des risques (danger) pour le personnel. En effet, les coûts associés à la réparation ou au remplacement d'équipements lorsqu'une panne survient se comptent souvent en millions d'euros pour seulement une perte de production [2]. De cet état de fait et des contraintes économiques actuelles, d'où la nécessité de détecter et d'identifier, dès les premiers stades, les défauts latents pour une éventuelle action préventive.

Durant une défaillance ou un défaut, les intégrités mécanique, électrique et thermique du transformateur sont souvent affectées [3]. En service, le système d'isolation subit une dégradation graduelle qui n'est plus capable de résister aux différentes contraintes. De ce fait, l'évaluation de l'état du transformateur est souvent réalisée à travers les diagnostics effectués. Pour ce faire, le facteur principal de l'évaluation de la condition du transformateur est généralement apporté par l'analyse de son huile [4]. L'information recueillie est exploitée pour des actions de maintenance [5].

La décomposition de l'huile selon les différents défauts et leurs intensités conduit à la formation des gaz qui peuvent être exploités pour le diagnostic [6,7]. Pour cela, l'analyse des gaz dissous (en anglais : Dissolved Gases Analysis DGA) est l'une des techniques les plus efficaces pour surveiller l'état des transformateurs [8]. Elle permet, à travers la nature et la concentration des gaz, d'identifier l'existence du défaut latent ou le mode de défaillance touchant le transformateur par un simple prélèvement [9]. Les quantités d'informations, leur complexité, l'existence simultanée de plusieurs défauts, l'absence d'équations qui les régissent [10]. La nature empirique de ces méthodes, imposent le recours à des systèmes plus performants de diagnostic tels que les techniques d'intelligences artificielles (réseaux de neurones ANN, systèmes experts, systèmes flous, techniques bayésiennes, etc.) et les méthodes d'apprentissage automatique tel que (e.g., machine à vecteur de support, etc.).

Les machines à vecteurs de support SVM représentent un ensemble de techniques d'apprentissage automatique sont des techniques largement utilisées dans le domaine du diagnostic et de la surveillance [11]. Ces techniques présentent de nombreux avantages en termes de précision, temps de détection et permettant un pourcentage quasi nul des fausses [12]. Ceci nous a incité à les introduire dans les systèmes de diagnostic des huiles de transformateur. Le présent mémoire intitulé 'Diagnostic de l'huile de transformateurs de puissance par analyse de

gaz dissous utilisant un classificateur SVM multicouche' vise en premier lieu à exploiter la capacité des techniques intelligente, y compris les algorithmes de l'apprentissage automatique basé sur l'algorithme de la machine à vecteur de support SVM. Cette technique est utilisée 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. Nous proposons un classificateur multicouche basé sur le modèle SVM. Sous environnement MATLAB, nous créons un modèle SVM qui sépare les défauts des transformateurs en deux classes (défauts électriques ou défauts thermiques). Dans ce modèle, les paramètres sont optimisés en implémentant des algorithmes d'optimisation (PSO). Ensuite, nous étudions l'effet de plusieurs facteurs sur la précision du modèle, à savoir le nombre d'itérations, le nombre d'exécution, le nombre de data d'entraînement du modèle, la nature de vecteur d'entrée (les concentrations des gaz dissous en ppm ou bien les pourcentages de concentration des gaz dissous). En exploitant les résultats obtenus, nous construisons le modèle SVM multicouche capable de séparer chacune des six défauts (décharge partielle, défaut électrique de faible puissance, défaut électrique de puissance élevée, défaut thermique de faible et de moyenne température et défaut thermique de température élevée) seules basé sur 5 modèles de SVM binaire. Chaque modèle SVM (représentant une couche) distingue deux types défauts. Pour la validité du modèle proposé, nous le testons pour un ensemble de données qui contient 120 échantillons des concentrations des gaz dissous de transformateur. Les résultats obtenus consistant en la précision du modèle finale sont calculés et comparés par la méthode de triangle et celle de pentagone de Duval [13,14].

Pour rendre compte au mieux notre travail, ce mémoire est structuré en quatre chapitres distingués. Le premier chapitre présente le contexte de cette étude, à savoir l'isolation liquide, solide et mixte papier/huile utilisées dans les transformateurs de puissance. La constitution de ces transformateurs est également illustrée d'une façon descriptive. Ensuite, les différents types d'isolation (liquide et solide) des transformateurs de puissance ainsi que leurs rôles dans les matériels électriques sont exposés. Finalement, les différents caractéristiques diélectriques associées à chaque type d'isolation sont étudiées afin d'identifier les causes des défaillances dans les transformateurs.

Le deuxième chapitre traite les différents mécanismes d'oxydation et le vieillissement de l'huile et du papier, y compris les causes de défaillances des transformateurs. Dans la même ligne, les mécanismes de gazage, le prélèvement de l'huile, l'évaluation de la concentration de gaz dissous sont présentés. Les différentes techniques associées, telles que les moyens d'extraction et de séparation de différents composés gazeux, sont présentés.

Les différentes méthodes de diagnostic des transformateurs de puissance (méthodes conventionnelles, les méthodes graphiques) sont présentées dans le troisième chapitre. Ensuite, nous discutons quelques méthodes que se basant sur l'intelligence artificiel tel que logique floue, réseaux de neurones artificiels.

Dans le quatrième chapitre, une revue élargie sur les méthodes de diagnostic par l'application de l'intelligence artificielle est exposée. Notre choix est porté sur le classificateur SVM multicouche où une application a été développée dans ce but. Plusieurs simulations sont effectuées à savoir sépare entre les défauts électriques et les défauts thermique des transformateurs en plus la séparation de chaque défaut des six défauts connu (PD, D1, D2, T1, T2 et T3) seul. La méthodologie d'un classificateur multicouche basé sur SVM est présentée. Ensuite, la technique de l'optimisation des paramètres de chaque couche est analysée dont deux techniques sont présentées (Bat et PSO). Une analyse paramétrique est effectuée afin d'étudier l'effet de nombreux paramètres sur la performance de la méthode proposée. Ces paramètres consistent en

nombre d'itérations, nombre d'exécution et la nature de vecteur d'entrée et la taille des données de l'ensemble d'apprentissage. En se basant sur les résultats obtenus, la méthode proposée est validée pour une base de données de 120 échantillons dont les résultats sont comparés avec ceux obtenus à l'aide de la méthode de triangle et celle de pentagone de Duval.

A la fin, nos conclusions, recommandations et les différents horizons de recherche sur ce sujet sont proposés pour les futurs travaux.

Chapitre 1

Généralités sur l'Isolation dans les Transformateurs de Puissance

Chapitre 1 : Généralités sur l'Isolation dans les Transformateurs de Puissance

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons de manière générale l'isolation liquide, solide et mixte papier/huile utilisées dans les transformateurs de puissance. D'abord, la constitution de ces transformateurs est illustrée d'une façon descriptive. Ensuite, nous exposons les différents types d'isolation (liquide et solide) des transformateurs de puissance ainsi que leurs rôles dans les matériels électriques. Finalement, les différentes caractéristiques diélectriques associées à chaque type d'isolation sont étudiées afin d'identifier les causes des défaillances dans les transformateurs.

2. Constitution des transformateurs de puissance

Les transformateurs de puissance sont des équipements importants et coûteux dans les réseaux d'énergie électrique. En termes d'investissement, ces équipements représentent près de 60 % du prix d'un poste de transformation. La plupart des transformateurs de puissance sont des structures triphasées de quelques dizaines à plusieurs centaines de MVA, fonctionnant en haute tension dont la plus basse tension est supérieure ou égale à 20 kV [15]. Ce type de transformateur est immergé dans l'huile isolante, en particulier l'huile minérale [16]. En effet, l'huile isolante est utilisée non seulement comme isolation dans les transformateurs, mais également constitue un support de refroidissement. Un exemple simplifié de coupe d'un tel type de transformateur est représenté sur la Figure 1.1

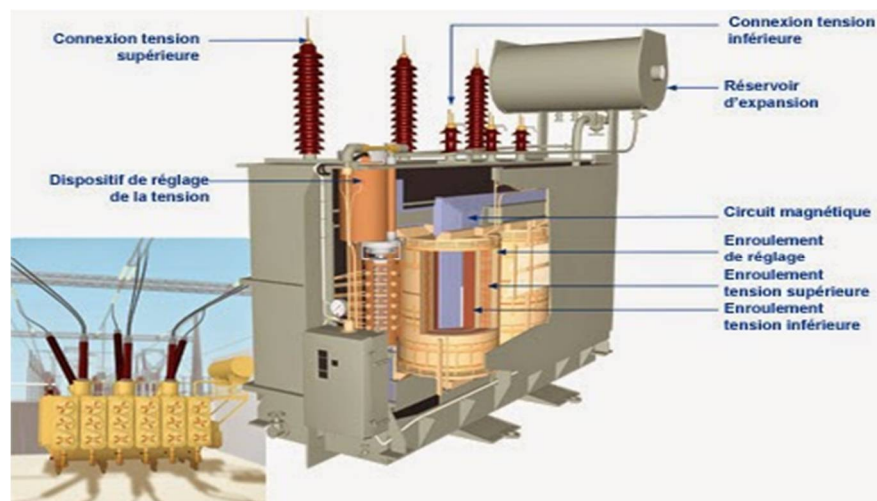


Figure 1.1 : Coupe d'un transformateur de puissance [16]

Comme indiqué sur la figure 1.1, les bornes de traversées (de côtes basses et hautes tensions). Les parois de la cuve, selon les modèles, radiantes à ailettes ou rigides équipées de radiateurs

Chapitre 1 : Généralités sur l'Isolation dans les Transformateurs de Puissance

amovibles connectés par une Vanne d'arrêt. La structure et les soudures d'assemblage peuvent être renforcées dans le cas où une bonne tenue au vide est nécessaire à permettent le transfert de puissance. Ces bornes sont généralement isolées par la porcelaine ou bien par un papier imprégné d'huile ou de résine époxy [17]. Comme tout transformateur, celui de puissance possède un noyau magnétique et des enroulements (feuillard ou rond, ou méplat de cuivre ou d'aluminium). Le noyau magnétique est constitué de tôles d'acier au silicium à grains orientés. L'empilage et l'assemblage des tôles doivent être réalisés de manière à ce que le transformateur ait les meilleures performances possibles du point de vue électrodynamique, électrique et acoustique. De plus, les enroulements sont montés sur le noyau.

En effet, les formes de bobinages, les sections et les nombres de spires sont conditionnés par les contraintes à maîtriser en termes électriques, thermiques et mécaniques. Chaque bobine est munie de canaux de refroidissement permettant d'assurer la circulation d'huile et les échanges thermiques. Le conservateur d'huile (réservoir métallique en acier) est situé sur le dessus du transformateur. Ce conservateur permet au niveau d'huile de varier sans affecter la pression dans le transformateur, ni découvrir (mettre à nu) les parties actives [17]. Dans certains cas, une poche souple est présente dans le conservateur, permettant d'éviter le contact entre l'huile avec l'air ambiant. Il convient de noter que certains transformateurs sont munis de assécheurs permettant de limiter la teneur en eau de l'air pénétrant dans le conservateur [15].

Dans ce qui suit, nous nous sommes intéressés au liquide diélectrique (huiles minérales, synthétiques ou végétales) ainsi qu'aux isolants solides (papiers à base de celluloses et cartons).

3. Isolation Liquide de Transformateurs de Puissance

On utilise les diélectriques liquides comme imprégnant de diélectriques solides et pour le remplissage des matériels électriques par exemple : les disjoncteurs, les transformateurs de puissance, les réactances, les réducteurs de mesure, les condensateurs, les câbles, les boîtes de traversées, etc. [18]. En plus de leurs fonctions principales de l'isolation, l'extinction des décharges d'arc, et la dissipation de chaleur, les isolants liquides peuvent également agir comme milieu d'amortissement acoustique dans les équipements électriques tels que les transformateurs [20]. 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 [21]. En effet, les liquides jouent un rôle vital dans le maintien de l'équipement en bon état. Dans cette partie, nous présentons les différentes catégories de ces isolants en fonction de leurs structures chimiques, de leurs origines.

3.1. Huiles Minérales Isolantes

Depuis plus d'un siècle, les huiles minérales sont utilisées dans les équipements électriques. Mis à part les transformateurs de distribution, lesquels sont soumis à des contraintes de fonctionnement particulières, les transformateurs immergés sont remplis d'huile minérale. Les caractéristiques principales requises pour l'huile minérale sont [18] :

- Une faible viscosité et un bon point d'écoulement pour assurer sa circulation;
- Un point éclair élevé;
- Une bonne stabilité chimique vis-à-vis des phénomènes d'oxydation et de décomposition;
- ET Une rigidité diélectrique élevée.

Chapitre 1 : Généralités sur l'Isolation dans les Transformateurs de Puissance

L'huile minérale est obtenue à partir du raffinage du pétrole brut. Selon l'origine du pétrole et du processus de raffinage, on peut identifier différents types d'huile (figure 1.2)[19].

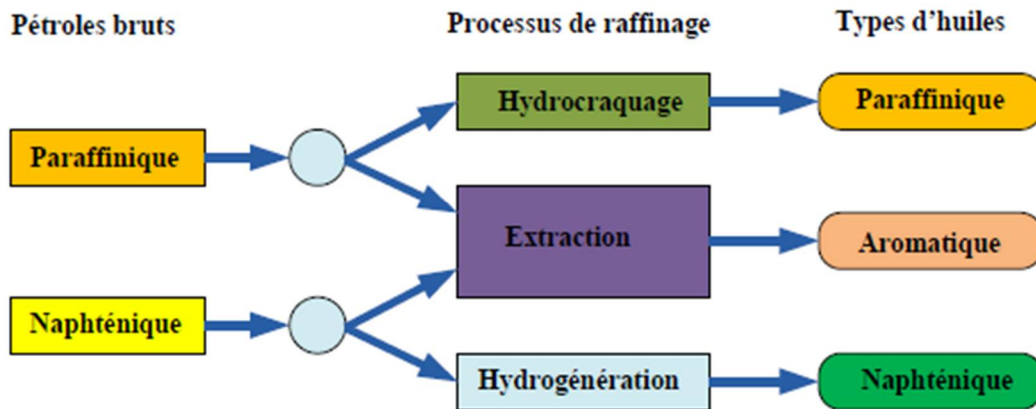


Figure 1.2 : Processus de raffinage pour les huiles brutes [19]

Ces huiles présentent des mélanges très complexes, pouvant comporter plus de 3000 hydrocarbures différents [20]. Ces molécules ne comportent que du carbone et de l'hydrogène. Elles sont divisées en trois groupes, à savoir les alcanes (ou paraffines), les cyclanes (ou naphènes) et les composés aromatiques [19]. Ces derniers sont illustrés sur la figure 1.3.

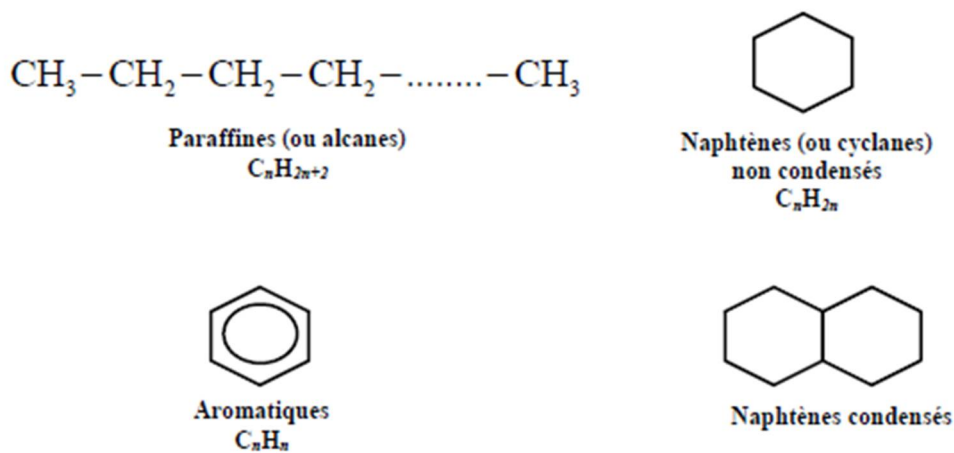


Figure 1.3 : Principaux constituants de l'huile minérale issue du pétrole brut [19]

D'autres constituants peuvent être présents dans l'huile, à savoir de petites quantités de sulfure (0,1 à 7 % en masse), d'azote (0,001 à 2 %) et des traces d'oxygène (400 à 600 ppm en masse). La masse moléculaire moyenne de l'huile minérale située entre 250 et 300 (g/mol) [21]. Selon le processus de raffinage, les proportions de paraffines, de naphènes et aromatiques peuvent varier de 40 à 60 %, 30 à 50 % et 5 à 20 % respectivement [19-21]. La composition typique des types d'hydrocarbures est donnée dans le tableau 1.1

Tableau 1.1 : Composition typique des bruts pétroliers (%) [19]

Types d'hydrocarbures	Type de brut pétrolier		
	Paraffinique	Mixte	Naphténique
Paraffinique	20	40	20
Naphténique	25	40	65
Aromatique	15	20	15

Dans les molécules de la figure 1.3, deux types de structure existent : en chaîne (liaison simple) ou cyclique (liaison double). Compte tenu de leurs doubles liaisons, les composés aromatiques qui sont de nature cyclique, sont plus instables et donc plus réactifs que les composés paraffiniques et naphténiques [22].

3.1.1 Huiles Inhibées

Afin d'améliorer la stabilité chimique des huiles isolantes, les fabricants ajoutent de très faibles doses d'additifs [21]. Ce sont principalement des antioxydants et ont une réaction directe avec les oxydants. Leur rôle est de perturber la réaction d'oxydation, évitant ainsi la formation d'acides et de composés polaires, dont certains peuvent dégrader irréversiblement l'huile minérale [22]. Ces additifs ne feront que prolonger la durée de vie de l'huile avant qu'elle ne se détériore [23]. Une fois que leur effet est terminé, c'est-à-dire lorsque l'antioxydant est consommé, les boues et l'acide sous forme d'huile se forment à peu près au même rythme.

Il est à noter que l'inhibiteur le plus utilisé est le DBPC (2,6-ditertio-butyl para-cresol) ou le DBP (2,6-ditertio-butyl phenol) [8].

3.1.2 Rôle des Huiles Minérales

Dans les transformateurs haute tension, l'huile minérale doit pénétrer dans le papier et le carton préalablement séchés et dégazés [22]. En effet, l'huile minérale a trois fonctions principales [23]:

- assurer l'évacuation de la chaleur, produite par les pertes au niveau des conducteurs, des circuits magnétiques et des isolants, vers les dispositifs de refroidissement ;
- isoler, c'est-à-dire ralentir l'oxydation de l'isolation solide ; et
- isoler électriquement.

À ces fonctions principales fondamentales, il y a lieu d'ajouter la fonction résistance incendie et lubrifiant pour certains appareils comportant des pièces mobiles [24].

3.2. Huiles Synthétiques

Lorsque l'huile minérale ne remplit pas les propriétés requises, on utilise les huiles synthétiques [25]. C'est le cas, lorsqu'on veut améliorer la résistance au feu (dans les transformateurs) ou lorsque l'on cherche une meilleure stabilité thermique et de grandes performances diélectriques (dans les câbles et condensateurs) [23]. On trouve quatre principaux types de liquides synthétiques [26]:

- Les hydrocarbures aromatiques;
- Les hydrocarbures aliphatiques tels que les polyoléfines;
- Les esters synthétiques ou esters organiques (esters de pentaérythritol, les phtalates);
- Les silicones liquides.

Les liquides synthétiques sont un peu dans une position intermédiaire entre les polychlorobiphényles (PCB) et les huiles minérales à cause de leur point d'éclair et leur température d'auto-inflammation [26]. Les liquides synthétiques ayant un point d'éclair élevé. On les appelle aussi liquides inflammables (liquides qui ont un point d'éclair minimum au-dessus de 300 °C) [25]. En raison de ce degré élevé de résistance à l'inflammation, ils sont utilisés dans les transformateurs situés dans les zones urbaines (c'est-à-dire dans les endroits exposés au risque d'incendie) [24].

3.2.1 Esters Synthétiques

Les esters sont obtenus par synthèse d'un acide et d'un alcool. Les esters synthétiques peuvent être classés en 5 groupes [23] :

- Les monoesters;
- Les esters di-carboxyliques (di esters);
- Les esters du glycérol;
- Les polyol-esters;
- Les esters complexes.

Les polyesters et les esters complexes sont utilisés dans des conditions extrêmes (contraintes élevées) comme dans le cas des transformateurs de puissance [23]. Ces groupes d'esters sont les plus utilisés à cause de l'absence de groupes hydroxyiles secondaires et un carbone quaternaire dans leur structure chimique en position. Les alcools typiques utilisés pour la synthèse sont des peo-pentyl glycol, triméthylolpropane, pentaérythritol ou dipentaerythritol [24]. Quelques principales données techniques pour les esters sont contenues dans le tableau 1.2.

Tableau 1.2 : Données techniques pour différents types d'esters [24]

	Midel 7131	<i>s</i> -Ester	<i>n</i> -Ester 1	<i>n</i> -Ester 2
Tan δ (%) à 90 °C	<0,03	<0,03	0,009	0,005
ε_r à 20 °C	3,3	3,0	3,0	3,0
Tension de claquage (kV)	<75	99	<75	56
Point de feu (°C)	322	303	356	360
Point d'écoulement (°C)	-60	-50	-31	-21
Viscosité cinématique (m²/s) à 40 °C	28	25	37	33

L'ester synthétique le plus utilisé dans les transformateurs de distribution est le Midel 7131 à cause de son aspect respectueux de l'environnement et aussi de sa bonne résistance au vieillissement [25,26]. L'utilisation des esters dans les transformateurs de puissance est principalement limitée à cause de leur prix trop élevé et de leur viscosité élevée.

3.2.2 Huiles Silicones

Les silicones, ou encore polysiloxanes, sont des composés inorganiques formés d'une chaîne silicium-oxygène (...-Si-O-Si-O-Si-O-...) sur laquelle des groupes se fixent, sur les atomes de silicium. Certains groupes organiques peuvent être utilisés pour relier entre elles plusieurs de ces chaînes (...-Si-O-...) [26]. Le type le plus courant est le polydiméthylsiloxane linéaire (PDMS). La formule générale des huiles silicones est $(\text{CH}_3)_3\text{Si}-(\text{C}_2\text{H}_5\text{OSi})_n-\text{Si}(\text{CH}_3)_3$. [24]

Les huiles silicones utilisées dans les transformateurs de puissance correspondent à des enchaînements avec n égal à 40 à 50, afin d'obtenir une viscosité acceptable avec un point de feu supérieur à 330 °C [25]. Elles possèdent de bonnes propriétés contre le vieillissement et l'oxydation. Leur stabilité est liée à l'énergie de la chaîne Si-O (374 au lieu de 245 kJ/mol pour la chaîne C-C). L'huile silicone est incolore ; elle est caractérisée par un point d'écoulement très bas comparé à celui des huiles minérales, même si sa viscosité à 20 °C est plus élevée. Les huiles silicones sont également utilisées pour l'imprégnation de condensateurs au film de polypropylène métallisé [24, 26]

3.3. Huiles Végétales (Esters Naturels)

La composition chimique des huiles végétales est celle d'un triester provenant principalement de triglycérides. De plus, la formule chimique d'un ester naturel est $\text{R-COO-R}'$ [26]. La figure 1.4 montre la structure chimique d'une huile végétale.

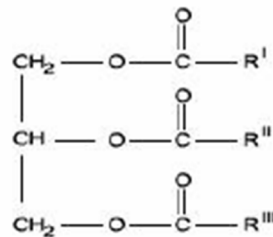


Figure 1.4 : Structure générale d'une huile végétale [25]

Les huiles végétales (ou esters naturels) sont obtenues par estérification d'un tri-alcool simple, avec trois acides gras. Ces acides sont mono-carboxyliques (R-COO-H), à chaîne linéaire non branchée, comprenant un nombre pair d'atomes de carbone [26]. Ils peuvent être saturés (i.e., sans double ou triple liaison) ou insaturés et parfois hydroxylés. Les triglycérides sont obtenus par trituration (broyage et pression) des grains. Généralement, ces huiles sont très peu toxiques et possèdent une excellente biodégradabilité due notamment à une faible résistance à l'oxydation et l'hydrolyse [11]. En outre, leur comportement diélectrique n'est pas très élevé par rapport à huile minérale [27].

Chapitre 1 : Généralités sur l'Isolation dans les Transformateurs de Puissance

Les huiles végétales sont déjà utilisées dans les transformateurs de distribution et des tentatives sont en cours pour étendre leur utilisation dans les transformateurs de puissance [25].

3.4. Choix d'un Liquide Isolant

Le choix d'un liquide pour une application donnée se fait dans l'optique d'assurer la fiabilité de fonctionnement des appareils ainsi que la sécurité des opérateurs. C'est toujours un compromis entre les performances techniques du liquide et son coût [26].

Les hydrocarbures aromatiques présentent des propriétés diélectriques nettement supérieures à celles des huiles minérales ; cependant, leurs prix restent élevés : 3 à 4 fois plus [27]. 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. Selon [28], 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. Ces produits sont ininflammables, comme le sont les polychlorobiphényles (PCB), et ils présentent un point de feu très élevé (> 300 °C) [27]. Ceci permet pratiquement de limiter le risque d'inflammation du liquide. Le tableau 1.3 récapitule les différents types d'huiles isolantes utilisés dans les transformateurs de puissance [26].

Tableau 1.3 : Choix du liquide isolant pour différents types de transformateurs [26]

	Huile minérale	Fluide silicone	Ester synthétique	Huiles végétales (Esters naturels)
Transformateurs de puissance	A	X	B	B
Transformateurs de traction	A	A	A	X
Transformateurs de distribution	A	A	A	A
Transformateurs d'instrument	A	X	X	X
A= Largement utilisé B= Utilisé moins fréquemment X= Couramment non utilisé				

3.5 Caractéristiques Diélectriques de l'Huile

Les performances des diélectriques liquides sont caractérisées de plusieurs façons, notamment par la mesure de leur conductivité électrique et par leur tenue au claquage [27]. Le comportement des liquides au vieillissement (stabilité thermique, à l'oxydation et à l'hydrolyse) doit également être pris en compte. Lorsque le liquide est avant tout un fluide de transfert thermique, les propriétés prépondérantes seront principalement la viscosité et la capacité thermique [24].

3.5.1. Permittivité Électrique

La permittivité électrique est une caractéristique intrinsèque d'un produit qui dépend essentiellement de la structure chimique et caractérise la polarité des molécules. Dans les chaînes hydrocarbonées, les dipôles sont de faible polarité [28].

La permittivité des hydrocarbures est faible et voisine de 2 [27]. La présence d'hétéroatomes (oxygène, chlore, etc.), en créant des dipôles de forte intensité, confère aux molécules une permittivité élevée. La permittivité décroît légèrement avec la température et la fréquence du courant. La permittivité des huiles minérales est de l'ordre de 2,2 [28].

3.5.2. Conductivité Électrique et Facteur de Dissipation ($\tan\delta$)

Il est clair que la conductivité électrique d'un liquide isolant est due à la présence des charges libres (des ions ou électrons) positives et négatives. Ces charges se déplacent sous l'effet du champ électrique, provoquant ainsi un courant de conduction. En effet, la conductivité σ s'exprime en S/m (siemens par mètre). Elle est inversement proportionnelle à la résistivité ρ comme suit [29] :

$$\sigma = 1/\rho$$

Sous tension alternative sinusoïdale, les pertes par conduction sont caractérisées par la tangente de l'angle de perte δ , ou facteur de dissipation, le déphasage entre courant et tension étant $\pi/12 - \delta$ tel que [27] :

$$\tan \delta = \sigma / (\epsilon_r \epsilon_0 \omega)$$

où, ϵ_r permittivité relative, ϵ_0 permittivité de l'air

En général, la conductivité d'un produit neuf est beaucoup plus faible que celle d'un produit en service [31]. Ce dernier récupère des impuretés au contact des matériaux solides contenus dans l'équipement [32]. De même, le vieillissement du produit, qu'il soit thermique, dû à une oxydation, à une hydrolyse, ou à tout autre processus, conduit systématiquement à la formation de sous-produits qui contribuent également à l'augmentation de la conductivité.

La présence d'eau n'affecte pas $\tan \delta$ d'un liquide si sa concentration est inférieure au seuil de saturation. Par contre, en présence d'une phase aqueuse non soluble, la conductivité d'un liquide augmente fortement à la suite du mouvement des gouttes d'eau sous l'effet du champ électrique [27].

3.5.3 Rigidité Diélectrique

La rigidité diélectrique (V/m) est le champ électrique minimal qui provoque le claquage d'un matériau. Le claquage d'un liquide conduit à la décomposition de ses molécules par rupture des liaisons chimiques entre les atomes [25]. D'autre part, la présence d'eau n'affecte pas la rigidité d'un liquide tant que la concentration reste inférieure à 50 - 60 % de la saturation. Par contre, lorsque la teneur en eau dépasse cette valeur, on observe une chute drastique de la tension de claquage [32].

3.5.4 Teneur en Eau

Les propriétés diélectriques de l'huile sont fortement affectées par son humidité [31]. La solubilité, qui représente la teneur à saturation, dépend de la température : plus la température est élevée, plus la solubilité est grande. Par ailleurs, la solubilité de l'eau dépend beaucoup de la nature chimique du liquide. L'eau peut se trouver dans l'huile du transformateur sous trois formes [29]. Dans la pratique, l'eau se dissout dans l'huile, comme elle peut être fixée à certaines molécules d'huile par des liaisons chimiques faibles, surtout pour l'huile la plus dégradée ou encore sous forme libre ou gouttelettes lorsque l'humidité dans l'huile dépasse la valeur de saturation.

L'influence de l'eau sur les propriétés électriques d'un liquide isolant dépend généralement de l'humidité relative $W_r(\%)$. Cette dernière est définie comme le rapport entre la teneur en eau de l'huile W_{abs} (ppm) et sa teneur à saturation $W(T)$ par [30]:

$$W = W_{abs}/W(T)$$

Plus la température est élevée, plus la solubilité ou la teneur à saturation est grande. Par ailleurs, la solubilité de l'eau dépend beaucoup de la nature chimique du liquide. La conductivité n'est affectée que pour des teneurs en eau supérieures à la saturation [27]. Par contre, la rigidité électrique diminue fortement lorsque l'humidité relative dépasse 50%. L'absorption d'eau par l'huile isolante dépend en partie des quantités de molécules polaires. Comme on peut le voir dans le tableau 1.4 [27], la teneur élevée en composés aromatiques entraînera un niveau de saturation plus élevé [30].

Tableau 1.4 : Solubilité de l'eau pour différents isolants liquides [27]

Nature du liquide	Solubilité de l'eau à température ambiante (ppm)
Huiles minérales	50
Huiles silicones	120
Hydrocarbures aromatiques	200 à 250
Esters	1500 à 2500

4. Isolation Solide Papier--Carton

Le papier et le carton sont considérés comme des isolants possédant des caractéristiques diélectriques excellentes. L'imprégnation par un isolant liquide, essentiellement l'huile minérale leur confère une rigidité diélectrique remarquable. Le papier Kraft est l'un des papiers les plus utilisés dans l'industrie électrique [29]. Ces isolants solides sont constitués de fibres de celluloses (chaînes de glucose extraites de la pulpe de bois ou de fibres de coton). Les celluloses sont formées de longues chaînes comprenant environ 1200 anneaux de glucose reliés par des ponts d'oxygène (figure 1.5).

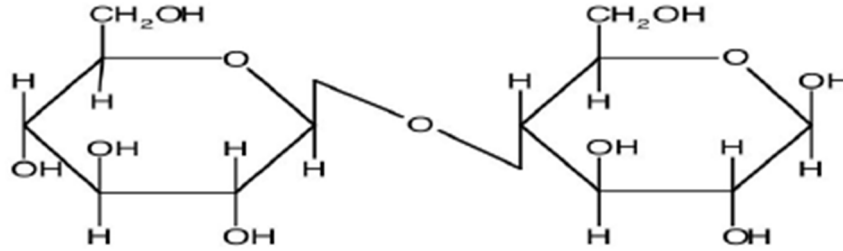


Figure 1.5 : Motif élémentaire d'une cellulose [22]

De par leur densité, la longueur et la diversité des fibres de cellulose qui les constituent, ces matériaux possèdent des caractéristiques mécaniques et électriques particulières. À part la cellulose qui constitue 90 % du papier, des constituants autres que la cellulose existent dans le papier. On note 6 à 7 % de lignine, 3 à 4 % d'hémicellulose (typiquement du pentagone) et des traces de cations métalliques [30]. La cellulose est un polysaccharide linéaire de la série des β-D-glucanes. Elle se présente sous forme de longues chaînes (100 nm environ) obtenues par enchaînement linéaire de motifs anhydroglucose unis par des liaisons glycosidiques β-1-4. La cellulose peut être caractérisée par son degré de polymérisation moyen qui est le nombre moyen de motifs glucose par chaîne de cellulose [31].

Les hémicelluloses sont des hétéropolysaccharides contenant des monosaccharides de types variés (avec 6 ou 5 atomes de carbone). Ils sont partiellement liés aux molécules de cellulose et de lignine par liaison hydrogène. Les lignines sont des polymères tridimensionnels irréguliers constitués de motifs phenylpropane. Ils jouent un rôle de ciment. La lignine résiduelle dans la pâte après traitement est difficile à éliminer (inaccessibilité physique, liaisons lignines-hydrate de carbones) sans provoquer des coupures dans les chaînes de cellulose et par conséquent une dépolymérisation importante de la cellulose. La constante diélectrique du papier est deux fois plus élevée que celle de l'huile. Le papier et le carton seront donc utilisés dans les zones où règne un fort champ électrique pour renforcer l'isolation dans l'huile [31].

4.1 Caractéristiques Diélectriques du papier

Pour caractériser les propriétés diélectriques du papier isolant, trois facteurs peuvent être étudiés : la permittivité relative, la rigidité diélectrique et le facteur de dissipation diélectrique ($\tan\delta$).

4.1.1. Permittivité Électrique

La permittivité relative ϵ_r est définie comme le rapport entre la capacité d'un condensateur rempli du diélectrique en question C_x , et la capacité du même condensateur à vide C_0 [33].

$$\epsilon_r = C_x / C_0$$

Selon la littérature (e.g., [35]), la permittivité relative de cellulose pure est de 5,9.

4.1.2 Rigidité Diélectrique et la Tension de Claquage

La rigidité diélectrique E , d'un milieu représente la valeur maximale du champ électrique (V/m) que le milieu peut supporter sans que se produise une dégradation irréversible nommée claquage. La rigidité du milieu est définie d'après l'équation [34]:

$$E = U_c / d$$

où, d est l'épaisseur de l'isolant placé entre deux électrodes d'un condensateur plan et U_c est la tension de claquage.

La tension de claquage d'un matériau dépend d'un grand nombre de facteurs dont la mise en œuvre et la présence d'impuretés (eau, gaz, particules...). Les solides ont généralement une tension de claquage supérieure à celle des liquides, et les liquides ont une tension de claquage très supérieure à celle des gaz [35].

4.1.3 Facteur de Dissipation Diélectrique

Le facteur de dissipation nous permet d'évaluer la qualité de l'isolation. Plus le facteur de dissipation est faible, plus il indique moins de pertes d'isolation donc moins il y a d'énergie dissipée sous forme de chaleur. À une fréquence donnée, par exemple 50 ou 60 Hz, le comportement de l'isolant peut être représenté par un circuit équivalent constitué par un condensateur idéal avec une résistance en parallèle. Un condensateur idéal n'a pas de perte et le déphasage entre la tension et le courant est de 90° degré. Dans un système réel, ce déphasage est de 90° degré moins l'angle δ (figure 1.5)[33].

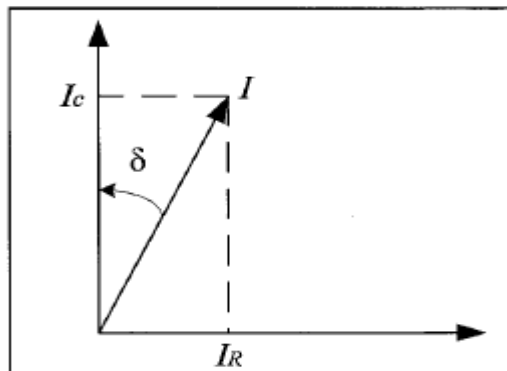


Figure 1.6: Représentation de Ragon de facteur de dissipation ($\tan\delta$) [31]

Chapitre 1 : Généralités sur l'Isolation dans les Transformateurs de Puissance

Le facteur de dissipation est défini comme étant la tangente de cet angle ; appelé aussi « $\tan\delta$ ». Autrement dit, le facteur de dissipation est le rapport entre le courant traversant la résistance I_R et le courant traversant le condensateur idéal I_C , alors $\tan\delta = I_R / I_C$

5. Complexe Huile/Papier

L'huile fournie avec le papier des complexes isolants est très efficace. En effet, Les caractéristiques électriques de ces complexes sont obtenues à travers l'huile, le papier diminuant sensiblement les caractéristiques de celle-ci. Le papier assure la tenue mécanique du complexe [36]. Les phénomènes vibratoires provoqués par les parties actives du transformateur sont partiellement atténués par la présence de cales [34]. On limite ainsi les contraintes subies par le complexe. Dans le but de renforcer la tenue mécanique du papier, celui-ci est disposé en bandes alternées de 75 μm d'épaisseur autour de la barre de cuivre. Le nombre de bandes de papier est généralement compris entre 3 et 12.

Les différentes caractéristiques peuvent être mesurées pour tester le papier [35] :

- Mesure du degré de polymérisation moyen viscosimétrique;
- Longueur à la rupture ou résistance à la traction ;
- Résistance au pliage ;
- Allongement à la rupture ;
- Indice de déchirement ;
- Limite élastique à la traction;
- Indice d'éclatement .

6. Conclusion

Les transformateurs de puissance sont l'un des éléments les plus essentiels et critiques de tous les réseaux électriques. Durant leur cycle de vie, ces appareils sont conçus pour pouvoir supporter de nombreuses contraintes de natures diverses. Dans ce chapitre, un aperçu général a été présenté sur les principales propriétés des huiles et isolants solides utilisés. Dans les transformateurs de puissance. L'analyse et les observations faites dans ce chapitre nous ont permis de mettre en évidence que l'utilisation d'une huile isolante dans un transformateur de puissance ne peut être envisagée que si cette dernière remplit certains critères dont les principaux sont : une bonne rigidité diélectrique, un faible facteur de pertes (facteur de dissipation $\tan \delta$), une faible permittivité électrique, un bon point d'écoulement (faible viscosité) pour assurer un bon transfert de chaleur, une bonne résistance au feu, une stabilité à l'oxydation et une faible tendance à la charge statique. Le choix d'un liquide pour une application donnée est fait pour garantir la fiabilité du fonctionnement des appareils, ainsi que la sécurité des opérateurs (un choix qui basé sur les performances techniques du liquide et son coût).

Chapitre 2
Analyse des Gaz Dissous
et Défauts de Transformateur

Chapitre 2 :

Analyse des Gaz Dissous et Défauts de Transformateurs

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons de façon générale les différents mécanismes d'oxydation et le vieillissement de l'huile et du papier. Ensuite, les causes de défaillances sont également exposées afin de connaître les principales causes responsables de l'apparition des défauts du transformateur. Dans la même ligne, les mécanismes de gazage, le prélèvement de l'huile, l'évaluation de la concentration de gaz dissous sont présentés. Enfin, les différentes techniques associées telles que les moyens d'extraction et de séparation de différents composés gazeux sont présentés.

2. Mécanismes de Dégradation du Papier

La dégradation du papier dans les transformateurs de puissance est généralement liée à la pyrolyse, l'oxydation et l'hydrolyse qui se produisent dans le matériau [5,36]. Ces trois réactions provoquent la rupture des macromolécules de cellulose et réduisent le degré moyen de polymérisation. Toute augmentation de la température, de la concentration en oxygène et de l'humidité accélère leur croissance. Comme le confirme Green [37], la détérioration du papier est principalement causée par la détérioration de la cellulose. La cellulose se dégrade rapidement à des températures supérieures à 90°C [38]. En dessous de 140 °C, il devient difficile de distinguer les trois mécanismes précédents [39]. Dans ce cas, la dégradation du papier est due à l'action combinée de l'oxygène ou de l'eau, exaltée par la température. Les trois types de mécanismes conduisent à la formation de sucres suite à la scission de la chaîne cellulosique.

2.1 Pyrolyse du Papier

La pyrolyse est un mécanisme de décomposition de la cellulose (rupture de liaisons chimiques) sous l'effet de la chaleur, avec production de CO, CO₂, H₂O et H₂. Dans le cas de la cellulose, certains mécanismes de pyrolyse sont exothermiques : ils produisent de la chaleur et entretiennent ainsi la pyrolyse elle-même. Par ailleurs, la pyrolyse peut s'accompagner d'une dilatation ou, au contraire, d'une contraction volumique locale. Ces phénomènes entraînent des contraintes

mécaniques qui déforment l'isolation et contribuent à la dégradation et le vieillissement du papier [39].

2.2 Oxydation du Papier

L'oxygène présent dans l'huile provient non seulement de l'extérieur de la cuve, mais aussi de la dégradation thermique de la cellulose. Il réagit avec des hydrocarbures pour former des oxydes qui constituent un des facteurs de vieillissement de l'huile. En présence d'oxygène, il se produit une oxydation qui comporte un certain nombre d'étapes (initiation, propagation, ramification et terminaison) [38,39]. Cette oxydation procède selon un mécanisme de réactions en chaîne initiées par les radicaux libres.

2.3 Hydrolyse du Papier

Les systèmes d'isolations doivent résister aux conditions atmosphériques, notamment la température et l'humidité. Sous ces conditions, beaucoup de polymères se dégradent à cause de l'effet de l'hydrolyse [40]. Cette réaction conduit à la coupure de chaînes entre nœuds de réticulation et ainsi à la création de fragments de chaînes macromoléculaires se trouvant libres dans le réseau et pouvant diffuser vers le milieu extérieur. Les polymères absorbent une quantité plus ou moins importante d'eau en fonction de leur structure et en particulier de la polarité de leur motif monomère. Dans certains cas, le polymère ne se contente pas de fixer les molécules d'eau, il réagit plus ou moins rapidement avec elles [38].

L'analyse des sucres dans l'huile d'imprégnation pourrait constituer un moyen de diagnostic de l'état de l'isolation solide [38]. Cela ne peut être possible à cause de la faible solubilité des sucres dans l'huile. Sous l'influence de l'humidité et les acides, le glucose se dégrade en 5-hydroxyméthyl-2-furfuraldéhyde[36]. Étant instable, ce dernier se décompose en d'autres dérivés furaniques tels que le 2-acétyl-furan, le 5-méthyl-2-furfuraldéhyde. En raison de leur solubilité partielle dans l'huile, ces produits constituent de nos jours les seuls traceurs caractéristiques de la dégradation du papier. Dans ce cas, l'échantillon d'huile est prélevé et analysé en utilisant la chromatographie en phase liquide haute performance (HPLC) [39]. La concentration du dérivé de furanne le plus élevé et le plus significatif, le 2-furaldéhyde est mesurée et un degré de polymérisation (DP) estimé, est calculé empiriquement (pour un papier neuf est de l'ordre de DP = 1000 à 1300) [40]. Le DP est défini comme étant le nombre moyen de monomères dans les chaînes de celluloses.

Lorsque le papier vieillit, les liaisons entre les monomères adjacents se brisent, le DP diminue ce qui entraînant sa fragilisation [27]. Le papier d'un âge moyen a un DP environ de 500 [39]. Le papier avec un DP de moins de 250 est un papier vieilli considérablement et donc a une durée de vie (restante) très courte en tant que matériau isolant solide. Un transformateur avec un papier d'un tel état sera enclin à des pannes au niveau des enroulements. La cellulose avec un DP de 150 ou moins est fondamentalement une poudre sans force mécanique significative [22]. Hormis ces trois réactions citées précédemment, d'autres facteurs contribuent aussi à la détérioration du papier et du carton. Les vibrations, les efforts électromagnétiques causés par les courts-circuits et les courants d'appel, les chocs au cours du transport ainsi que les efforts résultant des différents matériaux sont les principales contraintes mécaniques qui altèrent le papier et le carton. Si celles-

ci sont suffisamment fortes, elles détruiraient les matériaux isolants et entraîneront une défaillance électrique [29].

3. Défauts de Transformateurs

Les défauts qui se produisent 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 [33]. Selon la norme CEI 60599, Les défauts détectables par analyse des gaz sont classés en 2 catégories : les défauts électriques et les défauts thermiques. Ces deux principales catégories peuvent encore être classées en 6 types de défauts de transformateur, en fonction des ampleurs de l'énergie de défaut [41]:

- Décharges partielles (PD);
- Décharge de faible énergie (D1);
- Décharge d'énergie élevée(D2);
- Défauts thermiques avec des températures inférieures à 300 °C (T1);
- Défauts thermiques avec des températures entre 300 °C et 700 °C (T2);
- Défauts thermiques avec des températures supérieures à 700 °C (T3).

3.1 Décharges Partielles (PD)

Une décharge partielle est une décharge électrique très localisée de faible intensité qui se produit entre deux conducteurs séparés. Ces décharges apparaissent sous la forme des impulsions de courte durée (de 5 à 20 μ s) [42] qui s'accompagnent souvent d'une émission de son, de lumière, de chaleur et de réactions chimiques [41]. Ainsi, les sources de décharges partielles dans l'isolation solide comprennent des vides et des fissures, les 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 [42].

En effet, 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 [39]. La PD autour d'une électrode dans un milieu gazeux est appelée décharge à plasma froid ou effet couronne, alors que les autres telles que celle qui se produit dans un liquide de transformateur est appelée streamer [43]. Les décharges partielles, connues comme l'une des raisons les plus déterminantes de la dégradation des isolateurs, qui pourraient provoquer un claquage lorsqu'elles s'accumulent et se propagent complètement entre deux parties conductrices (Figure 2.1) [44].

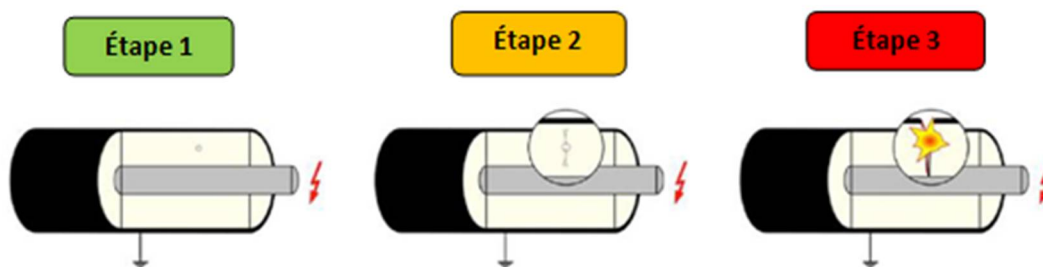


Figure 2. 1 Evolution de la décharge partielle [44]

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. Habituellement, ce type de défaut est caractérisé par la production d'hydrogène et de méthane [41].

3.2 Décharges d'Arc ou d'Étincelle

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»[45]. En comparaison avec les défauts des DP, les défauts d'étincelles génèrent beaucoup plus de gaz (e.g., H_2 , CH_4 , etc.) pendant le défaut qui peuvent être critiques pour le fonctionnement du transformateur [46]. Les décharges d'arc génèrent des températures très élevées (supérieures à $5000\text{ }^\circ\text{C}$) 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 [44].

3.3 Défauts Thermiques

Dans toute conception de transformateur, il y a un emplacement dans l'enroulement que le concepteur pense être l'endroit le plus chaud à l'intérieur du transformateur (ANSI = IEEE, 1995). L'importance de la température, du point chaud, mesurée à cet endroit est une relation supposée entre le niveau de température et le taux de dégradation de l'isolant cellulosique.

En général, les défauts thermiques sont dus à la surchauffe des conducteurs, court circuits, surchauffe des enroulements dus aux courants de Foucault, connexions desserrées et refroidissement insuffisant. De ce fait, le transformateur devient trop chaud et détecté par un certain type de capteur thermique, bien que la cause puisse être autre que la puissance totale. 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 $1500\text{ }^\circ\text{C}$ provoquant ainsi un réchauffement local de l'huile environnante, conduisant à la génération de gaz d'hydrocarbures [28]. Une protection doit être installée, qui vise idéalement à éviter d'endommager le transformateur en raison d'une surchauffe. Quelques événements comme celui-ci ne devraient pas être un problème, mais une surchauffe répétée raccourcira la durée de vie. En effet, différents types de gaz de défaut seront formés dans différentes plages de température. Par conséquent, les gaz de défaut pourraient être utilisés pour la diagnostiquer des défauts du transformateur [45].

4. Récapitulatif du Vieillissement de l’Huile et du Papier

Dans les transformateurs de puissance, ce n’est pas seulement le comportement électrique qui est le plus difficile à maîtriser, mais c’est l’interaction de celui avec toutes autres contraintes mécanique, thermique et/ou chimique. Ces derniers peuvent affecter le fonctionnement de transformateurs [45]. La figure 2.2 illustre simplement l’interaction entre ces contraintes et le système d’isolation du transformateur de puissance conduisant ainsi à son vieillissement.

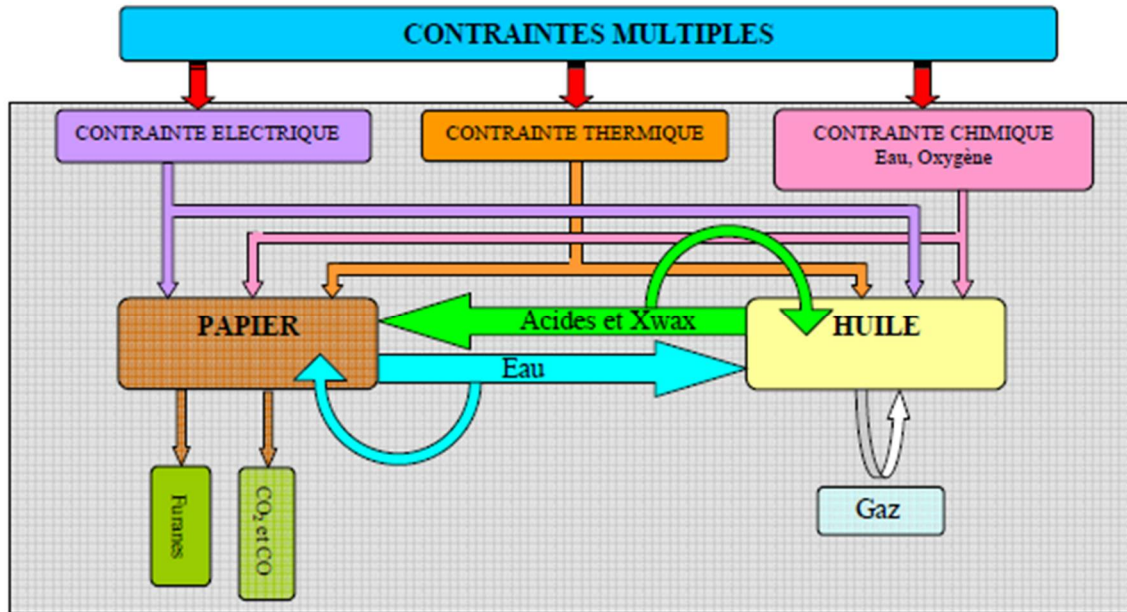


Figure 2.2 : Interaction entre les différentes contraintes et le système d’isolation de transformateurs [45]

Pour chaque composante du complexe huile/papier, les phénomènes de vieillissement thermique restent essentiellement les mêmes. Cependant, il a été constaté que les produits d’oxydation de l’huile contribuent au vieillissement du papier (soit par leur action propre, soit par augmentation de l’hygroscopicité de l’huile) [43]. A titre d’exemple, la vitesse de dégradation du papier peut être 10 fois plus rapide dans l’huile de transformateur que dans un diélectrique solide [44]. L’eau accélère fortement le vieillissement, car elle se fixe principalement dans le papier. L’effet de l’air n’est pas toujours mis en évidence [45], car l’oxygène réagit surtout avec l’huile.

5. 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). L’emplacement et les sources des défauts détectables et non détectables par AGD dans le transformateur est décrit par CIGRE sous forme d’un diagramme dit modèle fonctionnel de défaillances [33], [46]. La figure 2.3 montre le modèle fonctionnel de défaillances des transformateurs, défauts typiques détectables au moyen de l’AGD.

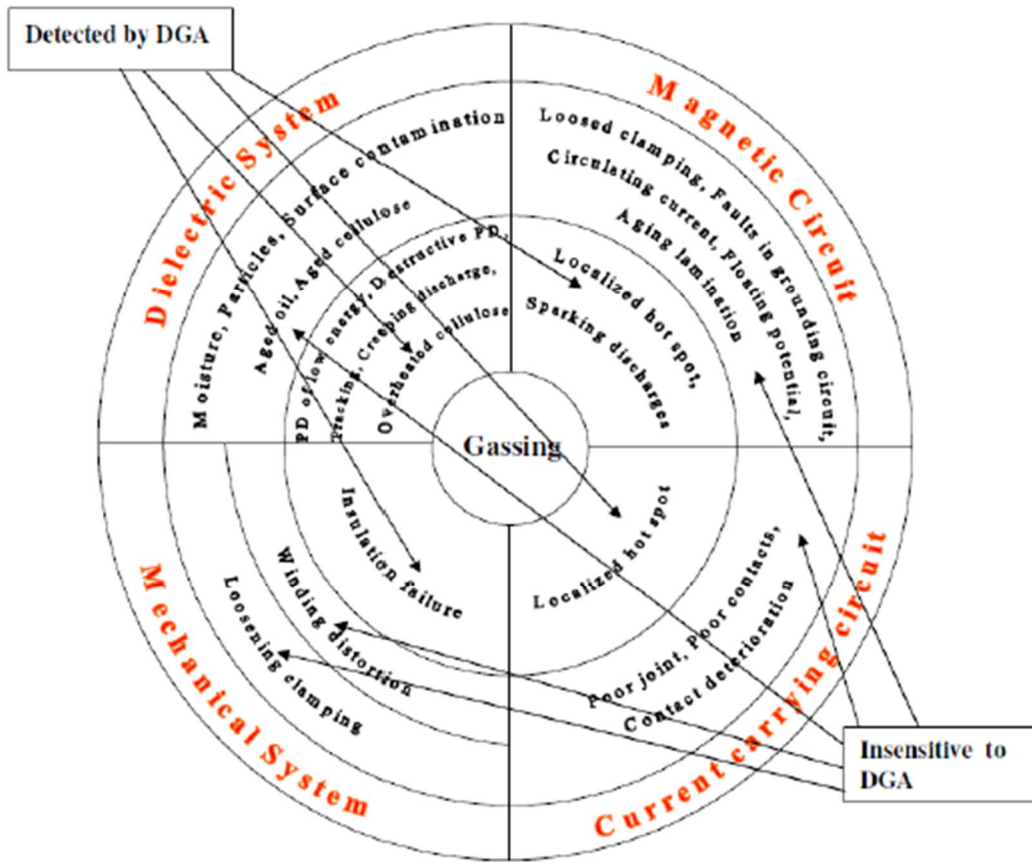


Figure 2. 3 Modèle fonctionnel de défaillances des transformateurs, défauts typiques détectables au moyen de l'AGD [46]

L'huile est considérée comme une partie essentielle et indissociable de transformateur Il est considéré comme l'un des indicateurs les plus importants dans la diagnostique des systèmes diélectriques. Les impuretés en huile peuvent émigrer sous l'impact de la température et du champ électromagnétique Le tableau 2.1 montre le modèle fonctionnel de défaillance des transformateurs de puissance ou l'huile est considérée comme le vecteur principale des informations apportées sur la condition du transformateur.

Tableau 2.1: Modèle Fonctionnel des défauts détectable par des essais d'huile

Causes	Contraintes	Défauts	Symptômes	Eléments concernés
-Chocs de foudre; -Coupure brutale d'une ligne.	Diélectriques et surtensions	- Amorçages de pièces sous tension ; - Défauts d'isollements.	Dégradation visuelle de l'isolant entre spires	-Papier -Huile -Traversées -Enroulements
-Court-circuit; -Mise sous tension des transformateurs; -Démarrage des moteurs.	Electrodynamiques et surintensités	-Déformation des enroulements ; -Dégradation des isolants solides.	-Echauffements des enroulements -Chute de tension aux secondaires	-Enroulement -Papier.
Surcharges	Electriques	-Connexion entre cuivre des enroulements et connexion internes; -Connexion au niveau des changeurs de prises.	-Formation des points chauds -Echauffement	-Changeurs de prises ; -Enroulements; -Traversées.
-Pertes Joules -Surcharges ; -Problèmes de refroidissement; -Contraintes électromagnétiques et courant de Foucault.	Thermiques	Viellissement	-Point chaud -Echauffements des enroulements	-Papier ; -Huile.
-Transport des transformateurs; -Tremblements de terre ; -Vibrations.	Mécaniques	-Dégradation des isolants internes ; -Fuites des joints.	-Mauvais alignements des régleurs de Prises ; -Ecoulements d'huile.	-Régleur de prises ; -Joints ; -Isolants internes.

En général, les défauts de transformateur peuvent être divisés en deux catégories les défauts externes et les défauts internes et chaque défaut à ses symptômes et les contraintes responsables et les causes probables Comme indiqué dans le tableau 2.1. Les défauts externes se produisent dans les appareils qui sont en liaison directe avec les transformateurs comme les surtensions et les surexcitations causées par les manœuvres sur les lignes et les générateurs et les court circuits, surcharges tandis que les défauts internes s'observent sur les composantes du transformateur, qui pour la plupart nécessite une analyse particulière afin d'être détectée On peut citer les points chauds et la dégradation de l'isolation les fuites d'huile. Il faut noter que les défauts thermiques et électriques peuvent se produire simultanément ou l'un peut provoquer l'autre [36]. 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 [45]. 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 [46].

5.1 Gazage des Huiles Isolantes

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 [47]. Le tableau 2.2 montre les énergies nécessaires pour la rupture des liaisons moléculaires des hydrocarbures.

Tableau 2. 2 Énergies requises pour briser les liaisons moléculaires [47]

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 sources d'énergie capables de diviser une liaison covalente constituée d'une paire d'électrons sont de trois ordres [45]:

- 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.

Les électrons libres (e-) sont considérés comme la source principale d'énergie pour la rupture des liaisons covalentes vulnérables (approximativement $4 \text{ eV} \approx 386 \text{ kJ/mol}$). Les électrons s'échappent de la surface du conducteur métallique, en particulier durant les périodes brèves, mais fréquentes, de surtensions [48]. 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 [49].

Les radicaux libres se divisent généralement en deux catégories : les grands et les petits radicaux libres. Les petits deviennent des gaz dissous dans le pétrole tandis que les radicaux de gros poids moléculaire génèrent des suspensions colloïdales insolubles [48]. La figure 2.4 illustre un schéma représentatif du processus de dégradation de l'isolation dans les transformateurs à respiration libre.

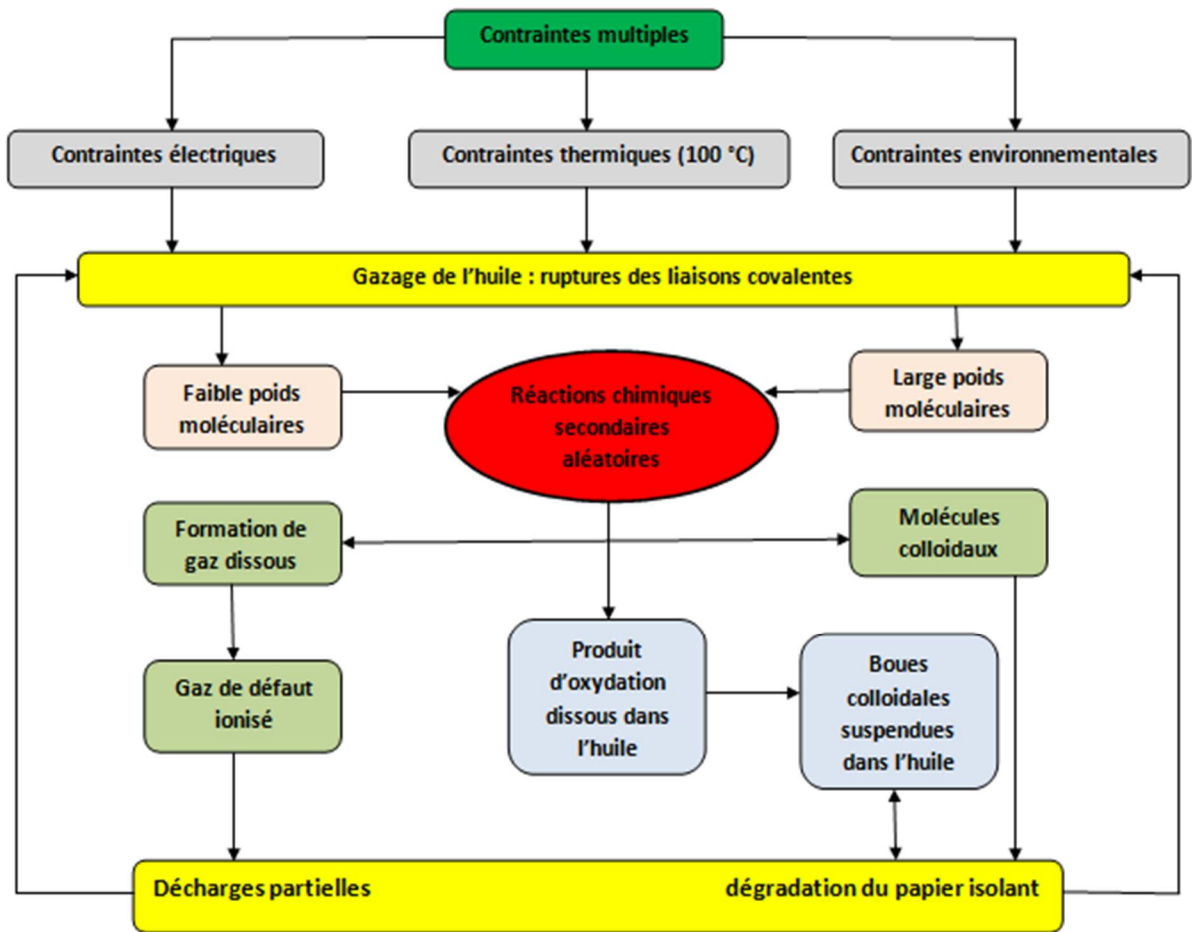


Figure 2.4 : Processus de dégradation de l'isolation dans les transformateurs à respiration libre [46]

Les petits radicaux sont généralement de la forme radicale ou ionique (H^* , CH_3^* , CH_2^* , CH^* ou C^* (parmi de nombreuses autres formes plus complexes) [45], comme le montre la figure 2.5.

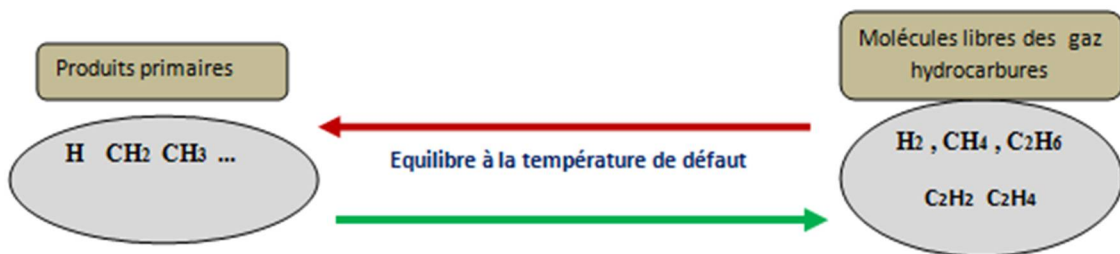


Figure 2.5 Radicaux libres résultant de l'échauffement de l'huile minérale

Ces radicaux libres se combinent alors pour produire des gaz d'hydrocarbures de bas poids moléculaire [30]. La composition chimique des gaz résultants consiste généralement en un groupe de liaisons moléculaires des formes suivantes: C-H, C=O, C-C, C = C, C≡C comme le montre la figure 2.6 La faible énergie est suffisante pour former ou rompre la liaison CH, par

contre les autres liaisons pour qu'elles se cassent, elles nécessitent une grande énergie ou une température élevée d'ordre croissant selon la nature et le nombre des liaisons covalentes composante l'isolation [47].

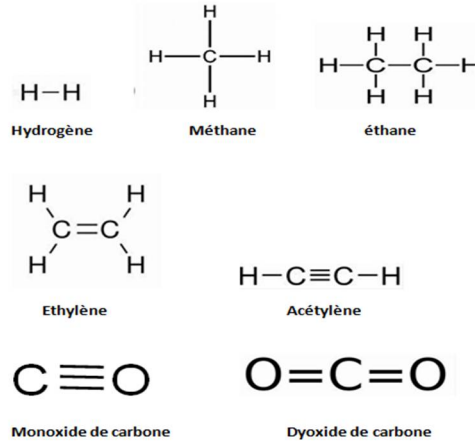


Figure 2. 6 Structure chimique des gaz dissous dans l'huile de transformateurs [45]

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 à la forme indiquée à la figure 2.7. Pour les défauts à la température la plus basse, CH_4 et H_2 sont tous les deux générés, avec prédominance du CH_4 . Lorsque la température du défaut augmente, C_2H_6 commence à se dégager et CH_4 est réduit, tandis que le rapport $\text{C}_2\text{H}_6/\text{CH}_4$ devient prédominant. À des températures encore élevées, le taux d'évolution du C_2H_6 est réduit et la production de C_2H_4 commence à s'établir et bientôt la proportion de C_2H_6 devient prédominante. Enfin, à des températures très élevées, le C_2H_4 commence à apparaître, et comme la température augmente, il devient le gaz le plus prédominant [50].

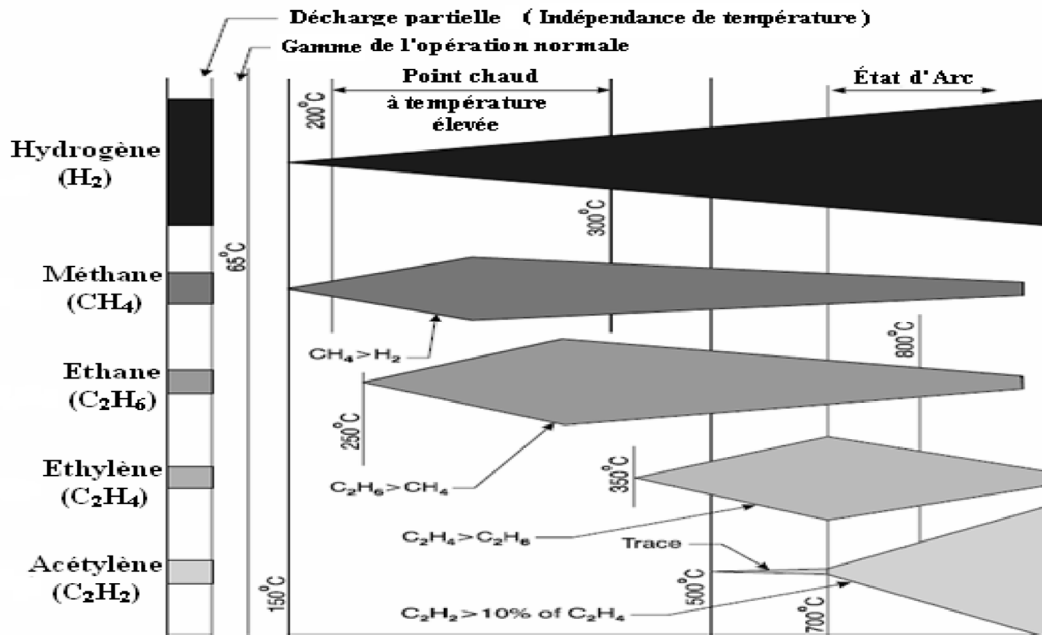


Figure 2. 7 Evolution des gaz hydrocarbures dans les huiles de transformateurs en fonction de la température [50]

La dégradation de l'isolant solide du transformateur est classiquement diagnostiquée à partir de la quantité et du rapport de monoxyde de carbone et de dioxyde de carbone dissous dans l'huile. Leur quantité est augmentée au-dessus d'un seuil de température d'environ 140-150 ° C. Cependant, cette constatation n'est pas suffisante pour établir une technique de diagnostic définitive, car du CO et du CO₂ peuvent être présents dans le transformateur à la suite d'une oxydation à long terme à faible températures d'huile. Les chercheurs ont découvert 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 [51].

5.2 Gaz Hors Défaut

Dans certains cas, des gaz peuvent se former, non pas en raison de défauts du matériau, mais en raison de réactions chimiques ou d'autres réactions de corrosion impliquant l'acier, les surfaces non peintes ou les peintures protectrices elles-mêmes [52]. Par exemple, 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'ont jamais été mis sous tension. L'hydrogène peut également être formé par la réaction de l'eau libre avec des revêtements spéciaux sur les surfaces métalliques, ou par la 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 également être présent dans le nouvel acier inoxydable, absorbé pendant le processus de fabrication, ou produit pendant le soudage, et lentement libéré dans l'huile.

L'hydrogène peut également être formé par la décomposition de la fine pellicule d'huile entre les lamelles du noyau à des températures de 140 °C ou plus. Des gaz peuvent également être produits en exposant l'huile à la lumière du soleil ou se former lors de travaux de réparation d'équipements [53].

Des peintures internes du transformateur, telles que les résines alkydes et les polyuréthanes modifiés, contenant des acides gras dans leur formulation peuvent également former des gaz. Cependant, de tels cas sont extrêmement rares et peuvent être détectés en effectuant une analyse AGD sur un équipement neuf qui n'a jamais été mis sous tension et en effectuant des tests de compatibilité des matériaux. La présence d'hydrogène en l'absence totale d'autres gaz d'hydrocarbures peut être par exemple, une indication d'un tel problème [50].

5.3 Gaz Parasite

En plus des gaz dégagés de l'huile par des défauts électriques et thermiques, il est à noter que certaines huiles minérales auront tendance à générer des quantités excessives de gaz, même en l'absence de défaut. Ce comportement est appelé (gazage parasite); CIGRE définit le gazage parasite comme: «la formation de gaz à partir d'huiles minérales isolantes chauffées à des températures relativement basses (90 ° C - 200 ° C)[53]. La formation de gaz à partir d'huiles minérales isolantes chauffées à des températures relativement basses (90 ° C - 200 ° C) [52]. Le gazage parasite est caractérisé par un comportement de gazage rapide qui génère des concentrations principalement élevées d'hydrogène et de méthane. Cette tendance croissante jusqu'à ce que les concentrations atteignent un plateau [53].

6. Procédure de Collection des Données de l'AGD

La technique AGD est préférable d'être effectuée en laboratoire, car elle nécessite des instruments de mesure avec une grande précision. Nous pourrions résumer la procédure AGD en quatre étapes [54]:

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.

Dans ce qui suit, nous présentons une explication détaillée de toutes les étapes de collecte de données de l'AGD

6.1 Prélèvement d'Échantillons de l'Huile

Quel que soit le test envisagé, la vérification d'un diélectrique implique toujours de prélever un échantillon; des précautions sont nécessaires pour qu'il soit représentatif du diélectrique contenu dans le transformateur. Le prélèvement de l'échantillon à analyser s'avère différent selon le lieu, le mode, la durée, la fréquence et les conditions atmosphérique et climatique [53]. Toutes ces conditions influencent la fiabilité des résultats. Il faut donc être conscient de ces effets sur l'échantillon prélevé. Autant que possible, prélever un échantillon moins de trois heures après l'arrêt du transformateur, afin de collecter un échantillon moyen résultant du mélange effectué par la circulation du diélectrique. En revanche, cet échantillon sera encore tiède, donc moins exposé à une éventuelle condensation de l'humidité ambiante [54].

En effectuant la prise, on évite de former des tourbillons afin de minimiser le contact du diélectrique avec l'air ambiant (formation de bulles) [55].

La plus grande propreté est indispensable, il ne faut pas négliger de nettoyer les orifices et les tuyaux de prélèvement qui sont souvent souillés de poussières agglomérées à cause des suintements. Il est prudent de laisser s'écouler une certaine quantité de diélectrique, environ 10 fois le volume des tubes de prélèvement, avant de prélever l'échantillon, afin de purger et rincer ces tubes [54]. En outre, l'échantillon prélevé doit être prélevé sur une huile en mouvement afin d'augmenter les possibilités de capture de gaz depuis un endroit autre que le point de prélèvement [55].

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 [54].

Enfin, assurez-vous que les matériaux composant l'équipement ou les récipients d'échantillonnage n'ont aucune interaction possible avec le diélectrique. De ce point de vue, le verre est le plus recommandable [55].

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 [46].

Une partie de l'oxygène dissous présent dans l'échantillon d'huile peut être consommée lors du processus d'oxydation et former des hydrocarbures et des oxydes de carbone lorsque l'huile est exposée au soleil. Par conséquent, la seringue doit être protégée dans un emballage directement après avoir échantillonné l'huile [47].

6.2 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 utilisées, mais aucune d'entre elles n'élimine tout le gaz présent en raison des coefficients de solubilité [56]. Ces coefficients indiquent la capacité des gaz à se dissoudre dans l'huile, l'éthane étant facilement soluble et donc difficile à éliminer de l'échantillon alors que l'hydrogène est le gaz le moins soluble 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 d'effectuer toute analyse des gaz dissous.

Le tableau 2.3 montre les coefficients de solubilité de divers gaz défectueux trouvés dans les huiles de transformateur, qui ont été fournis 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 étalonnés selon une méthode particulière [58].

Tableau 2. 3 Coefficients de solubilité des gaz, étalonnés pour la méthode d'extraction par seringue [58]

Gaz	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H 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

6.3 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 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. L'un de ces méthodes est la chromatographie en phase gazeuse (C.P.G).[60]

Le principe de la séparation chromatographique est illustré sur le schéma de la figure 2.8.

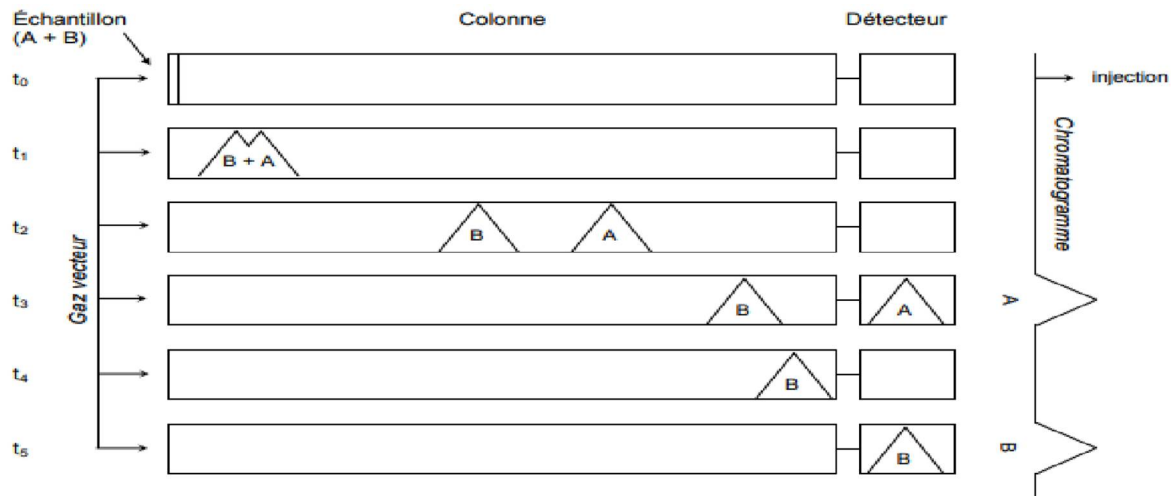


Figure 2. 8 Séparation d'un mélange de deux composés en CPG [61]

Le mélange de composés est introduit à l'aide d'une seringue pour qu'il pénètre dans la colonne sous forme vapeur. La phase mobile est un gaz chimiquement inerte (hélium, argon, azote et dioxyde de carbone.), appelé gaz vecteur. Cela entraîne le mélange de composés à travers la colonne qui contient une phase stationnaire. Les composés du mélange traversent la colonne à différentes vitesses. 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 2.9).

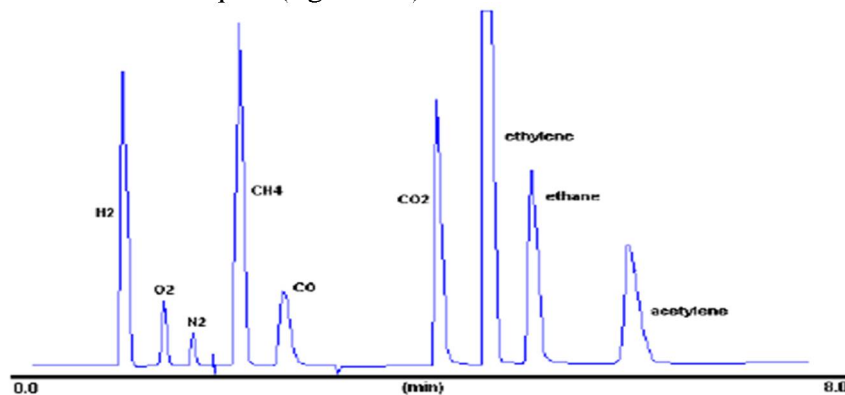


Figure 2.9 : Chromatogramme gazeuse typique [58]

6.3.1 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 [61]. 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 étant la 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 [62].

6.3.2 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 [63]. La surface des pics d'un chromatogramme peut être déterminée selon la méthode par triangulation qui est utilisée lorsqu'on utilise un enregistreur à plume qui ne possède pas d'intégrateur électronique (figure 2.10). Il existe aussi une autre méthode que l'on appelle la méthode d'intégration électronique qui est utilisée lorsque vous avez un enregistreur (ou logiciel d'application) équipé d'un intégrateur électronique. Le chromatogramme est subdivisé en un certain nombre de points équidistants sur l'axe X et sur l'axe Y et l'intégrateur ajoute le nombre de points situés à l'intérieur de la surface du pic par rapport à la ligne de base. La somme des points du pic, qui est proportionnelle à sa taille, est conservée en mémoire pour les calculs ultérieurs de concentration [64].

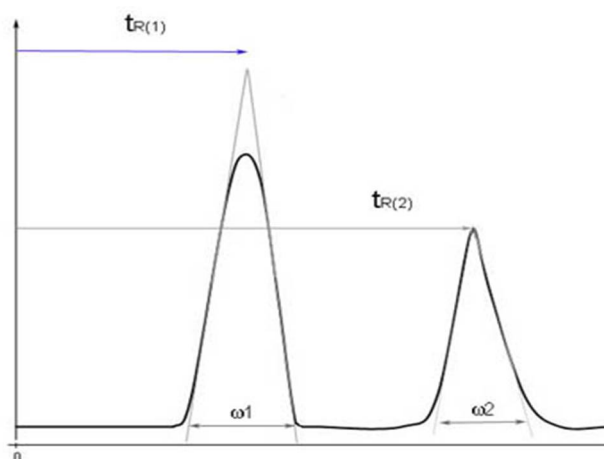


Figure 2. 10 Dimensions du pic chromatographique [64]

7. Conclusion

Relatif au système d'isolation, quatre contraintes (électriques, chimiques, mécaniques, thermiques) peuvent être excitées lorsque le transformateur est en service. Ces contraintes peuvent affecter le bon fonctionnement de transformateur de puissance. La dégradation de l'huile minérale et du papier procède de différents mécanismes. Le vieillissement de l'huile est essentiellement dû à l'action combinée de l'oxygène ou de l'eau alors que celui du papier provient de l'action de la température, de l'humidité et de l'oxygène. Ces deux concepts ont été détaillé dans ce chapitre. Concernant l'huile isolante, nous avons également présentés un aperçu sur 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. En effet, l'analyse des gaz présente une technique efficace de détection de défauts dont ces derniers sont classés en deux catégories : le défaut électrique et le défaut thermique. Chacune de ces deux catégories contient trois classes.

Chapitre 3

Méthodes de Diagnostic de l'Huile de Transformateurs

Chapitre 3: Méthodes de Diagnostic de l'Huile de Transformateurs

1. Introduction

L'analyse des gaz dissous (AGD) dans l'huile isolante de transformateurs est une technique de diagnostic bien connue dans l'industrie dont plusieurs concepts ont été établis. En effet, de nombreux travaux de recherche et expérience sur le diagnostic des transformateurs ont permis de trouver et de mettre au point des méthodes permettant la surveillance de l'état de l'huile. Ce dernier permet de déterminer l'état de transformateurs. Ce chapitre porte sur la présentation des différentes méthodes de diagnostic de transformateurs de puissance. Pour cela, nous commençons par la présentation des différentes méthodes conventionnelles (e.g., Doernenburg, Rogers, CEI, IEEE, etc.) ainsi que les méthodes graphiques (e.g., Triangle de Duval, Nomogramme de Church, etc.) utilisées dans ce domaine. Ensuite, nous discutons quelques méthodes basant sur l'intelligence artificiel tel que la méthode de la logique floue, réseaux de neurones artificiels.

2. Interprétation des Gaz Dissous

L'étude de la méthode des gaz clés a commencé dans les laboratoires de la société Doble. 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 3.1).

Tableau 3. 1 Interprétation principale des gaz dissous dans l'huile [60]

Gaz détecté	Interprétation
Oxygène O ₂	Défaut d'étanchéité du transformateur
Mono-et dioxyde CO et CO ₂ de carbone	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)
Ethylène C ₂ H ₄	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

De plus, elles sont des méthodes de diagnostic de défauts à partir des gaz qui sont typiques ou qui prédomine dans différentes températures (Figure 3.1).

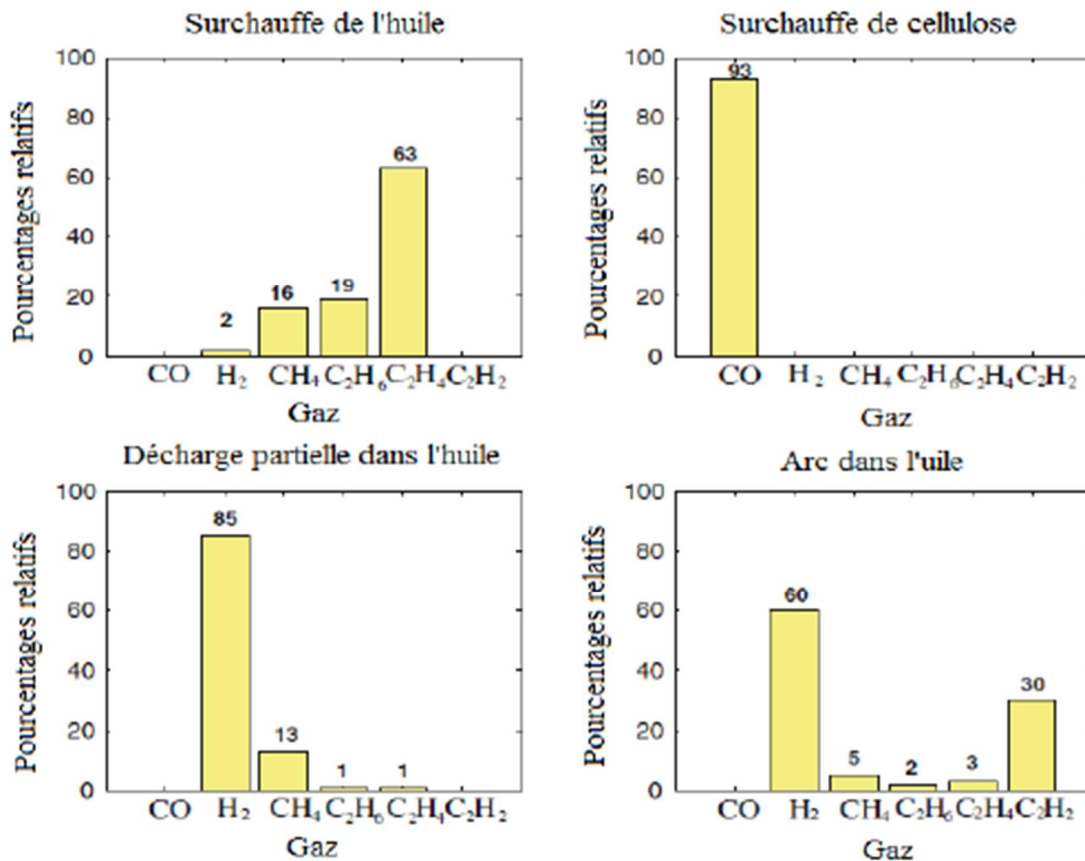


Figure 3. 1 Graphiques de la méthode des gaz clés [60]

En se basant sur l'AGD, les défaillances de transformateurs de puissance se classent généralement en deux catégories: les défaillances graves imminentes, les défaillances qui se développent sur une période de temps prolongée. La première catégorie peut se développer en temps très court et que l'AGD ne peut pas les détecter alors que la deuxième est en principe détectables par l'AGD. Dans notre cas, on ne peut étudier que les défaillances de la deuxième catégorie. Afin d'interpréter les résultats, en utilisant une analyse de tendance, on a généralement recours aux méthodes : Conventionnelles, graphiques, et de probabilité ainsi que celles basées sur l'intelligence artificielles [59].

3. Méthodes Conventionnelles d'AGD

L'AGD dans l'huile isolante des transformateurs est une technique de diagnostic bien connue dans l'industrie et plusieurs concepts ont été établis. Les recherches et l'expérience sur le diagnostic des transformateurs ont permis de trouver et de mettre au point des méthodes conventionnelles permettant l'utilisation de certains produits qui se trouvent dans l'huile afin de déterminer l'état des transformateurs. Les méthodes qui sont présentées, utilisent les rapports des gaz clés en combinaisons et en nombres différents afin de classer le type de défaut. Par la suite, d'autres variantes de diagnostic par la méthode des rapports avaient émergé. Parmi les méthodes les plus connues, on retrouve, celles de Doernenburg, Rogers, CEI, IEEE [60].

3.1 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. Il a été capable de différencier entre les défauts thermiques et électriques en utilisant 6 gaz et 4 rapports. Le tableau 3.2 recense les quatre rapports et leurs interprétations [61].

Tableau 3. 2 Méthode des rapports de Doernenburg [56]

Défaut	CH ₄ /H ₂	C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄	C ₂ H ₂ /CH ₄	C ₂ H ₆ /C ₂ H 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 nécessite la présence significative des niveaux de concentration des gaz afin que le diagnostic soit valide [60]. Cela signifie qu'au moins un des gaz dans chaque rapport dépasse le niveau spécifié dans le tableau 3.3 et qu'au moins une des concentrations (en ppm) des 4 gaz suivants H₂, CH₄, C₂H₂, et C₂H₄, dépasse deux fois les valeurs limites L1 [61].

Tableau 3. 3 Niveaux limites des gaz de Doernenburg [61]

Gaz	H ₂	CH ₄	CO	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆
Niveaux limites en (ppm) L1	100	120	350	35	50	65

Pour appliquer la méthode de Doernenburg, une procédure étape par étape est utilisée conformément à la norme IEEE C57.104-1991.

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 H₂, CH₄, C₂H₂, et C₂H₄, dépasse deux fois les valeurs limites L1 (voir le tableau 3.6) et un des 3 autres gaz (CO, CO₂ et C₂H₆), dépasse les valeurs limites L1, le transformateur est considéré défectueux. Donc 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: donné de résultats corrects (tableau 3.5, Tableau 3.6). Sinon, les rapports ne sont pas significatifs ; la méthode ne donne pas de résultats-. L'unité devrait, être donc, re-échantillonné 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 3. 5 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 3.5 le diagnostic suggéré est valide [69, 59].

3.2 Rapports de Rogers

Les méthodes du rapport des gaz représentent également une interprétation utile des gaz dissous dans l'huile de transformateur. Ces méthodes utilisent les rapports des concentrations de gaz dissous comme base du diagnostic des défauts [55]. Celle des rapports de Rogers est considérée comme l'une des méthodes les plus utilisées dans le domaine de diagnostic. Rogers a utilisé ces relations et a déterminé que si un certain ratio existait, donc une température spécifique avait été atteinte [63]. La version récente considère trois ratios CH_4 / H_2 , C_2H_2 / C_2H_4 , C_2H_4 / C_2H_6 pour identifier six types de défauts. Le tableau 3.4 nous montre comment cette méthode peut s'appliquer.

Tableau 3.4 : Version modifiée des rapports de Rogers [64]

Cas	CH_4/H_2	C_2H_2/C_2H_4	C_2H_4/C_2H_6	Défaut
0	<0,1	>0,1 <1,0	<0,1	Etat Normal
1	<0,1	<0,1	<0,1	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 exécuté 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 dégradation de la cellulose [65]. Normalement, en cas de surchauffe de la cellulose, le rapport est supérieur à 10 [64] et en cas de dégradation de la cellulose provoquée par un défaut électrique, le rapport est inférieur à 3 [65].

3.3 Rapport de CEI

La méthode de rapport de CEI utilise les trois rapports révisés de Rogers, mais suggère des interprétations différentes, comme le présente le tableau 3.5. 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 [61].

Tableau 3. 5 Modèle d'interprétation de CEI [61]

Cas	Défaut	C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H	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	
T1	Défaut thermique de température < 300 °C	NS	>1, mais NS	<1
T2	Défaut thermique de température > 300 °C et <700°C	<1	>1	1-4

T3	Défaut thermique de température >700°C	<0,2	>1	>4
----	---	------	----	----

3.4 Méthode d'IEEE (TDCG)

En utilisant 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 [67]. Un guide relatif à l'AGD utilise quatre états pour classer les défauts 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 est 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 montrées au tableau 3.6.

Tableau 3. 6: Limites de Concentration des gaz dissous dans l'huile selon IEEE [67,68]

Etats	Concentrations des gaz combustible							
	H2	CH4	C2H2	C2H4	C2H6	CO	CO2	TDCG
1	100	120	35	50	65	350	2500	720
2	101-700	121-400	36-50	51-100	66-100	351-570	2501-4000	721-1920
2	701-1800	401-1000	51-80	201-200	101-150	571-1400	4001-10000	1921-44630
3	>1800	>1000	>80	>200	>150	>1400	>1000	>4630

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

D'après les résultats du tableau, on constate que:

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 3.4 doit avoir une investigation supplémentaire [68].

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 3.4 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) [67].

Chapitre 3 : Méthodes de Diagnostic de l'Huile de Transformateurs

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 [69].

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 [67].

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 [66].

4 Méthodes Graphiques

Dans la littérature, plusieurs méthodes graphiques ont été proposées pour le diagnostic de l'huile de transformateurs. Ces méthodes utilisent les concentrations des gaz dissous dans une représentation graphique. Chaque coin du graphe représente 100% d'un gaz et 0% des autres gaz. Généralement, elles sont utilisées pour suivre le vieillissement de l'huile ainsi que l'évolution des défauts. Dans cette partie, nous nous sommes intéressés à la méthode de triangle de Duval et le pentagone de Duval.

4.1 Triangle de Duval

Duval [69,71] a développé un modèle graphique basé sur des milliers d'analyse des gaz dissous et des problèmes de diagnostic. Il a utilisé trois gaz clés (CH_4 , C_2H_2 , C_2H_4), ceux-ci correspondent à l'accroissement des niveaux d'énergie nécessaire de la production des gaz dans les transformateurs en service [71]. Les concentrations de ces trois gaz sont exprimées en pourcentage par rapport à la concentration totale ($\text{CH}_4 + \text{C}_2\text{H}_2 + \text{C}_2\text{H}_4$), et puis le point de coordonnées triangulaires ($\text{CH}_4\%$, $\text{C}_2\text{H}_2\%$, $\text{C}_2\text{H}_4\%$) est tracé dans un graphe triangulaire. La figure 3.2 montre le triangle de Duval et les différentes zones de défauts.

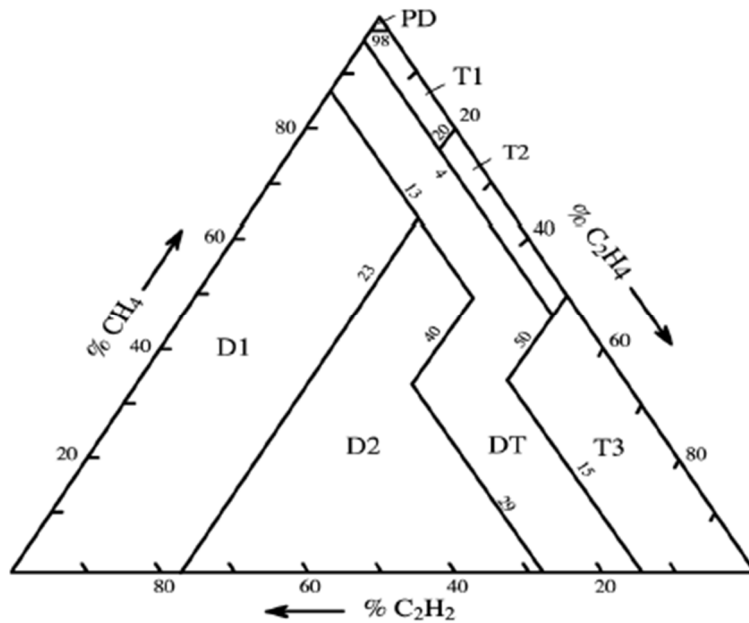


Figure 3. 2 Triangle de Duval et différentes zones de défauts [71]

D'après cette figure, il est clair que le triangle 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 3.7 donne la désignation de chaque zone du triangle.

Tableau 3.7 : Niveaux limites des concentrations des gaz [70]

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

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 3.8.

Tableau 3.8 Interprétation de différentes zones du triangle de Duval [53]

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 [72] 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 [61]. En 2013, il a présenté une autre interprétation graphique dans laquelle il a utilisé les cinq principaux gaz (H₂, CH₄, C₂H₆, C₂H₄, C₂H₂) représentés dans un pentagone [73].

4.2 Pentagone de Duval

La méthode de pentagone de Duval utilise Cinq rapports de gaz dissous dans une représentation «pentagone» [74] comme base du diagnostic des défauts du transformateur, et pour Les oxydes de carbone CO et CO₂ sont examinés séparément comme dans d'autres méthodes [75]. La première étape, est de calculer le pourcentage de chaque gaz par rapport aux autre gaz. Par exemple, le pourcentage relatif de l’hydrogène est calculé comme suit:

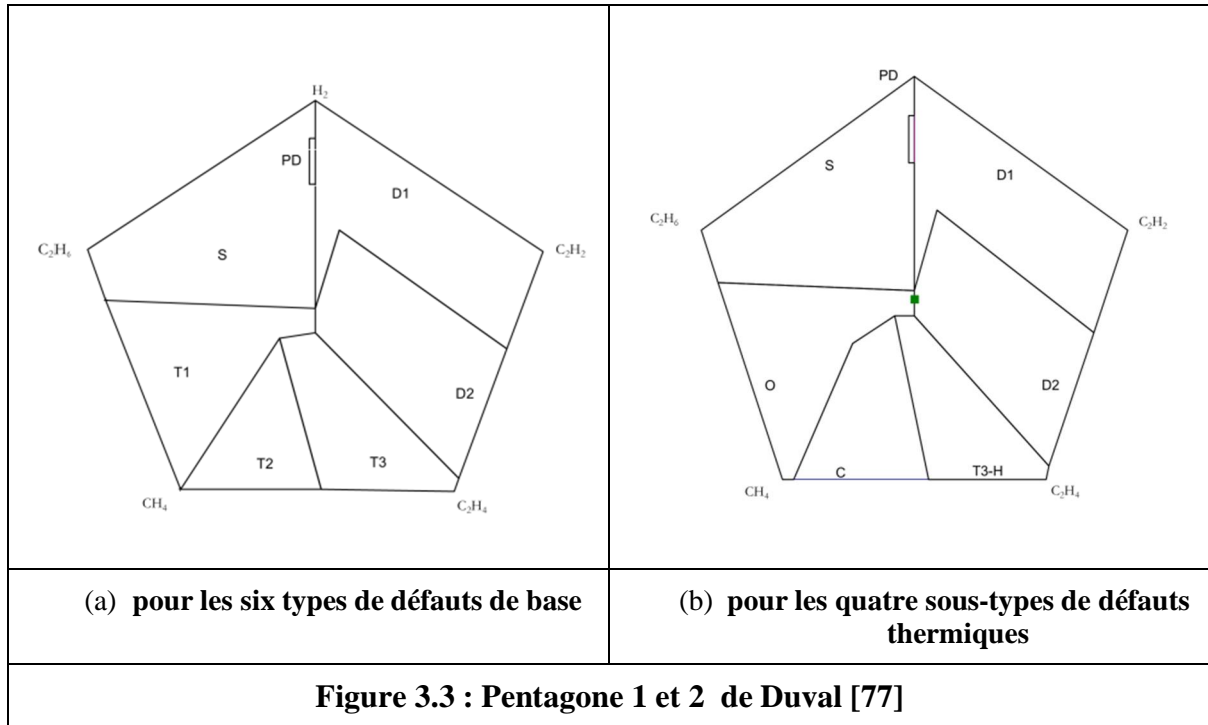
$$H_2 \text{ (en pourcentage)} = (H_2 \text{ en ppm}) / (\text{ppm de } H_2 + CH_4 + C_2H_6 + C_2H_4 + C_2H_2)$$

Dans les pentagones, les cinq gaz sont placés dans le sens des aiguilles d'une montre sur les sommets du pentagone. Selon le niveau de puissance ou la température de la faille qui a généré les gaz donnés : H₂, C₂H₂, C₂H₄, CH₄, C₂H₆ le CO et le CO₂ sont omis, car ils peuvent être dus à de nombreuses autres raisons que les cinq défauts que nous connaissons. Le tableau 3.9 montre les différents types de défauts qui peuvent être identifiés par les triangles et les pentagones.

Tableau 3.9 Différents types de défauts identifiables par les pentagones de Duval [77]

PD	Décharge partielle
D1	Décharge électrique de faible puissance
D2	Décharge électrique de puissance élevée
T3	Défaut thermique à haute température (au-dessus 700°C)
T2	Défaut thermique moyenne température (300-700°C)
T1	Défaut thermique, température faible en dessous de 300°C
S-120 ET S200	Gaz parasite dans l'huile à 120 ° C et 200 ° C
O	Surchauffe (<250°C)
T3-H	Défaut thermique T3 ou T2 dans l’huile
C	Carbonisation du papier

Les six premiers défauts sont les défauts de base qui peuvent être identifiées par le triangle de Duval 1 et Pentagone de Duval 1. Les quatre sous-types de défauts thermiques peuvent être détectés par le Pentagone de Duval 2 [77], comme représentés sur la figure 3.3.



En effet, les gaz de décomposition de l'huile faisant l'objet de cette étude sont l'hydrogène (H_2), le méthane (CH_4), l'acétylène (C_2H_2), l'éthylène (C_2H_4), et l'éthane (C_2H_6). La méthode des pentagones I et II de Duval utilise les pourcentages des concentrations de ces gaz. Cette méthode est basée sur le principe de séparation des zones de défaut par des hyperplans [78]. Il est à noter que chaque type de pentagone de Duval peut identifier sept défauts de l'huile de transformateur de puissance. Si l'intérêt de l'analyse n'est que pour l'identification d'un des six types de défauts de base, les points de AGD peuvent être placés soit dans le Triangle 1, soit dans le Pentagone 1. Cela suffit, Cependant, s'il est nécessaire d'identifier les quatre sous-types des défauts thermiques, on doit utiliser le Pentagone 2 Lorsque plusieurs défauts sont présents, il devient nécessaire de comparer entre le diagnostic du Pentagone et le diagnostic de triangles, S'il y a désaccord C'est peut-être parce qu'il y a plus d'un défaut [77].

4.3 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 3.4) 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 défectueux.

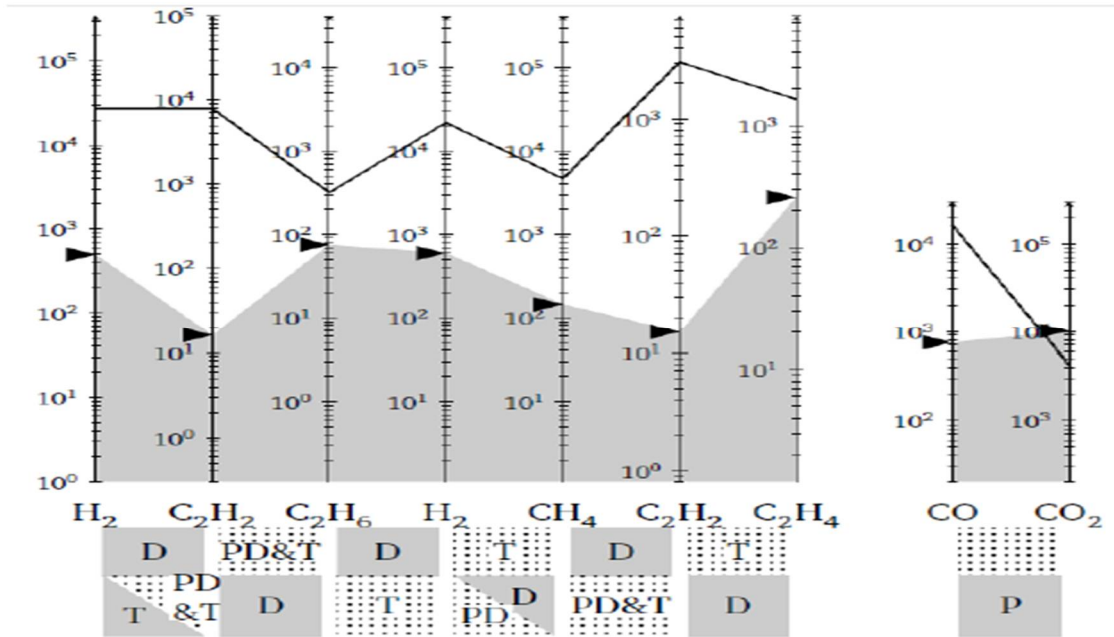


Figure 3.4 Nomogramme de Church [74]

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 3.5) indique un défaut électrique avec une implication possible du papier [74].

5. 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) [66]. De telles techniques peuvent aider à résoudre les problèmes et à présenter une meilleure tendance pour statuer sur la nature du défaut ou de la défaillance. Ces techniques incluent dans leur utilisation les systèmes experts (SEs), la logique floue (LF), les réseaux de neurones artificiels (RNAs) et les combinaisons établies parfois entre elles. L'application de ces méthodes pour le diagnostic des transformateurs de puissance est présentée dans ce qui suit.

5.1 Réseaux de Neurones Artificiels

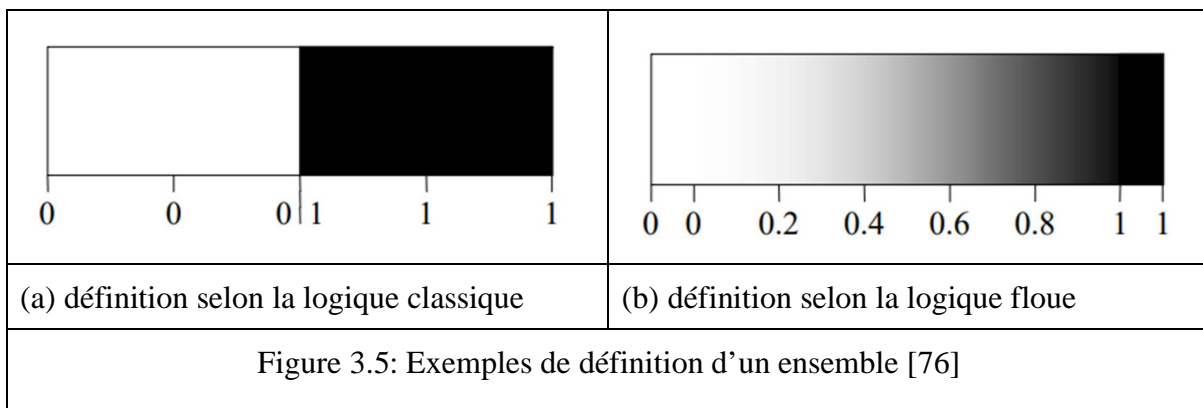
Les réseaux de neurones artificiels (RNA)s constituent une alternative aux systèmes experts pour le traitement des alarmes. L'étude bibliographique faisait état de nombreuses applications concernant la détection de défauts dans le domaine de l'énergie électrique. Leur principal avantage par rapport aux systèmes experts est de pouvoir modéliser des phénomènes complexes de manière implicite lorsque les relations intervenantes entre les différents paramètres d'un processus sont mal connues [78]. Les réseaux supervisés sont conçus de sorte à réaliser une fonction logique correspondant aux paramètres d'entrée (caractéristiques techniques, valeurs des capteurs de mesure, etc.). Le traitement des résultats de l'analyse des gaz illustre

particulièrement bien l’utilisation de cette approche dans le cas du diagnostic du transformateur : les entrées sont constituées des taux de gaz mesurés et de leurs rapports ; et les sorties correspondent aux variables logiques des différents défauts à identifier ; une valeur de 1 sur l’une des sorties indique que le diagnostic associé doit être pris en compte. Aussi les réseaux non supervisés (les cartes auto organisées en particulier) présentent un potentiel d’application particulièrement intéressant pour la surveillance du processus [76].

Guardado et al. [78] ont mené une étude comparative de l’efficacité des réseaux neurones dans le diagnostic des transformateurs de puissance en utilisant l’AGD. Leurs réseaux de neurones ont été formés en fonction de cinq critères de diagnostics communément utilisés pour l’huile isolante: Doernenburg, Rogers modifié, Rogers, CEI. Les quatre premiers critères ont été utilisés comme données en les reliant aux gaz et les sorties, les concentrations des gaz individuels. Tout cela a été utilisé dans un algorithme d’apprentissage de type back propagation, une fonction d’activation du type sigmoïde, une architecture composée de trois couches et le nombre de couches de neurones cachées varie pour chaque critère utilisé. Le modèle proposé présente des résultats satisfaisants en maintenant un taux de diagnostic correct de plus de 87% dans tous les cas étudiés. L’utilisation de 5 modèles d’entrée avec une couche cachée et une sortie nous donne la meilleure performance ainsi lorsqu’on inclut les vitesses d’évolution des gaz le taux d’exactitude s’améliore. De plus, Zhang et al. [82] ont proposé l’utilisation de réseaux de neurones artificiels pour le diagnostic et la détection de défauts dans les transformateurs de puissance.ils ont montrés qu’il existe quelques systèmes de RNA capables de trouver des relations cachées entre les gaz.

5.2 Logique Floue

Des ensembles flous et les méthodes de logique floue ont été appliquées à la DGA pour plus de deux décennies. Classiquement, les règles de cette logique reposent sur la possibilité pour une variable à prendre deux valeurs : VRAI ou FAUX (0 ou 1). Les variables sont combinées dans des propositions exprimées selon une syntaxe établie (fonctions logiques) dont le résultat n’est autre qu’une variable logique établie sur une base théorique solide [76].



Cette représentation s’avère souvent trop rigide pour prendre en compte toutes les nuances nécessaires. La logique floue ou logique à plusieurs valeurs permet de mieux représenter le raisonnement nuancé d’un expert humain. Comme le montre la figure 3.6, en logique classique la notion d’appartenance à un ensemble est caractérisée par une variable booléenne. Le concept de logique floue permet de définir des zones pour lesquelles cette fonction d’appartenance se situe entre ces deux valeurs. La notion d’incertitude (au sens de la modélisation de l’expertise humaine) est ainsi prise en compte. La combinaison de ces variables au sein d’une proposition est

définie par des règles spécifiques fournissant une valeur continue comprise dans l'intervalle [0,1] et respectant les axiomes de la logique classique [75].

Hooshmand et Banejad [72] ont appliqué la logique floue sur trois transformateurs pour le diagnostic des défauts en analysant l'huile dissoute. Les différentes normes utilisées sont les suivantes: la norme CEI, la norme CEGB Rogers (Method Rogers Based on Central Electric Generating Board), la norme ASTM (The Standard of American Society for Testing and Material). Ces chercheurs ont remarqué qu'il y a certain défaut qui ne peuvent pas le diagnostiquer avec les normes existantes. Cependant, la méthode basée sur la logique floue a un potentiel de le faire et pour obtenir des bons résultats. Le facteur de fiabilité est considéré pour chaque transformateur dans le cas flou. Leurs résultats ont été classés en deux groupes; logiques crisper et floue. La comparaison entre les deux groupes indique que la logique crisper n'est pas capable de diagnostiquer les défauts tandis que la logique floue peut détecter les défauts avec une grande fiabilité. Enfin, il a été constaté à partir de l'analyse des résultats de données sur trois transformateurs, en utilisant les différentes normes, que la méthode basée sur la logique floue donne des bons résultats par rapport aux autres méthodes.

5.3 Systèmes Experts

Un système expert, est simplement un système lié à l'ordinateur établi par des experts dans un champ particulier pour aider à résoudre des problèmes complexes rapidement et efficacement. Dans le cas du transformateur de puissance, il y a beaucoup de diversités dans les systèmes experts qui utilisent des différentes méthodes pour parvenir à la nature de défaut affectant le transformateur. Le système expert est construit sur la base d'un programme, qui doit être alimenté en données par l'utilisateur pour être exploitées si une fois un problème parviendra dans le futur sur le transformateur. Il suit les processus logiques de pensée que doit un expert utiliser pour déterminer quelles sont la cause et la nature du problème [71].

Un système expert possède un nombre consistant d'avantages. Le point le plus important à noter est qu'un système expert n'est pas conçu pour remplacer l'ingénieur existant. C'est un outil professionnel qui devrait être utilisé en même temps pour réduire et raccourcir le temps émis pour interprétations et les erreurs de diagnostic. La combinaison d'un tel système avec une personne expérimentée donnera plus d'assurance dans les diagnostics [71]. Wong et Saha [81] ont réalisé un système expert en utilisant 22 défauts pour vérifier l'exactitude du système expert proposé. En comparant avec d'autres méthodes (comme la méthode Rogers, etc.), les résultats obtenus à partir de la méthode proposée étaient précis. Ils ont trouvé également que le système à une exactitude de 97,73%. Dans la deuxième partie de leur travail, le système expert réalise un succès de diagnostic supérieur à 82% où les techniques utilisées dans le système expert sont La méthode de Doernenburg et la méthode des rapports de Rogers et l'Analyse de Gaz clés.

5.4 Systèmes Hybrides

Pour la recherche d'une meilleure performance des systèmes de diagnostics intelligents, plusieurs chercheurs ont mis au point des systèmes hybrides combinés de deux ou de plusieurs méthodes d'intelligence artificielle. Par exemple, on peut trouver dans la littérature la combinaison de la logique floue et des systèmes experts, systèmes experts et les réseaux neuronaux, réseaux de neurones et logique floue et d'autres associations [69].

La combinaison entre la RNA et la méthode du système expert fournit une meilleure méthode évitant le cas 'd'aucune décision '. Elle offre également la bonne information pour faire un diagnostic correct. Une exactitude très élevée de formation et l'exactitude d'essai a été obtenue pour ce système hybride [70]. De plus, une méthode floue-neurale a été également proposée pour effectuer l'auto lecture (self learning) et la règle d'ajustement automatique pour produire de meilleurs résultats. Ce système de diagnostic conçu dans l'environnement de MATLAB avec le système ANFIS (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System). En effet, un développement fait essai de rendre le diagnostic intelligent, autodidacte tout en gardant la simplicité du système de la logique floue. Cependant, La différence moyenne entre les sorties de système ANFIS pour les défauts diagnostiqués et les défauts réels est de 0.034854, ayant pour résultat un taux de classification de 95%, qui est raisonnable par rapport aux résultats d'un travail édité récemment en utilisant d'autres architectures d'RNA [72].

6. Machines à Vecteurs de Supports

La méthode des machines à vecteurs supports (SVM : Supports Vector Machines) fait partie des méthodes basées sur les données. Elle découle de la théorie d'apprentissage statistique. Rosenblatt [81] a construit la première machine d'apprentissage appelée Perceptron où il a décrit le modèle comme un algorithme capable d'être utilisé par des ordinateurs. Ce modèle reçoit en entrée une somme pondérée de signaux d'entrée plus un seuil appelé biais, et fournit une sortie qui dépend de l'entrée. Parmi les caractéristiques du Perceptron est sa capacité de généralisation sur d'autres données non utilisées dans l'apprentissage [59]. La méthode des machines à vecteurs supports (SVM) est un nouvel estimateur non linéaire des fonctions, dont les fondements reposent sur la théorie statistique de l'apprentissage [63].

Le SVM est le classifieur le plus populaire, efficace et sophistiqué des algorithmes d'apprentissage automatique introduit par Vapnik dans le début des années 1990 (Boser et al., 1992), conçu pour trouver un séparateur optimal (représenté par les paramètres d'une fonction de décision) qui maximise la marge entre les frontières de chaque classe, par l'utilisation d'un ensemble limité d'entraînement. L'algorithme a été construit au début pour résoudre les problèmes de discrimination (classification) et de reconnaissance de formes. Il a été ensuite étendu pour le cas de régression [63].

6.1 Classification par SVM

Les algorithmes de classification de la machine à vecteurs de support inclure un algorithme de classification linéaire et un algorithme de classification non linéaire. Dans le cas linéaire, les données d'échantillon, nommées x , sont ajustés par une fonction de classification linéaire, définie par [71]:

$$f(x) = w \cdot x + b = 0$$

où w est le vecteur de poids et b est le paramètre de biais.

Lorsque les données d'échantillon sont linéaires, l'hyperplan de séparation optimal, de la technique SVM, peut être représenté comme indiqué sur la figure 3.7.

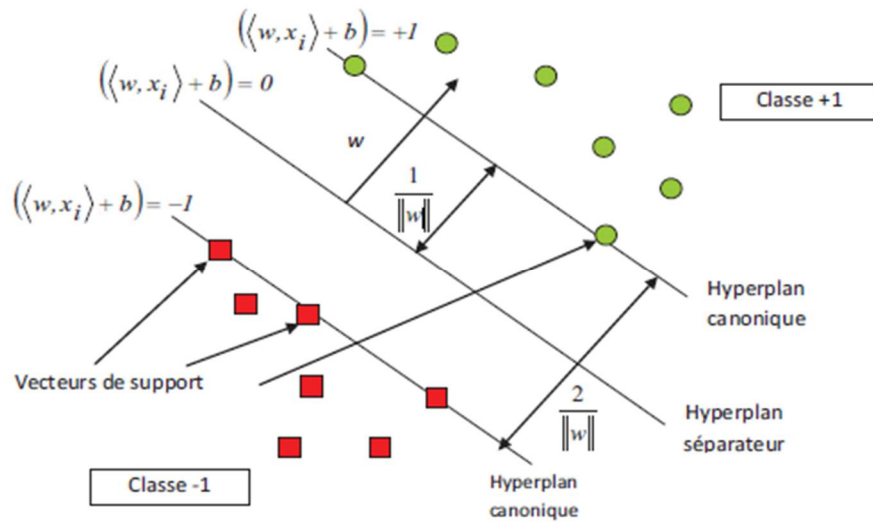


Figure 3.6 Hyperplan de séparation optimal pour des données linéaires [81]

Pour des données non linéaires, cependant, le concept de base de la classification SVM consiste à mapper de manière non linéaire les données d'origine X dans un espace d'entité dimensionnelle plus élevé, puis construire un hyperplan de séparation optimal dans un espace dimensionnel élevé, ce qui maximise la distance entre le point d'échantillonnage de l'apprentissage et l'hyperplan de séparation optimal pour séparer les données d'apprentissage. Par conséquent, compte tenu des données de l'échantillon [62].

$$\{(x_1, y_1) \dots \dots (x_i, y_i) \dots \dots (x_l, y_l)\}_{E(XxY)i}$$

$x \in X = \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'entrée, $Y_i \in Y = \mathbb{R}$ est la valeur de sortie correspondante et i est le nombre total de données d'échantillon,

La fonction de classification SVM est:

$$f(x) = w \cdot \Phi(x) + b = 0 \tag{1}$$

où $\Phi(x)$ est la fonction de mappage non linéaire, w est le vecteur de poids et b le paramètre de biais.

L'hyperplan optimal doit également satisfaire la contrainte suivante :

$$y_i[(w \cdot \Phi(x_i)) + b] \geq 1 \quad i = 1, 2, \dots \tag{2}$$

Lorsque le vecteur ξ_i (qui représente l'erreur) est introduit, le problème l'hyperplan optimal est transformé en problème d'optimisation suivant:

$$\{ \min_{\omega, \xi} \Phi(\omega, \xi) = 0.5(\omega \cdot \omega) + C \sum_{i=1}^l \xi_i \ ; \ s.t \ y_i[(\omega \cdot \Phi(x) + b) \geq 1 - \xi_i \ \xi_i \geq 0 \ i = 1, 2, \dots, l] \} \tag{3}$$

* $0.5(\omega \cdot \omega)$: est l'élément de régularisation, qui contrôle la complexité de la fonction de classification et la capacité de généralisation du modèle.

$C \sum_{i=1}^l \xi_i$: est l'élément de risque empirique.

* C : est un facteur de pénalité, qui est considéré comme un équilibre entre l'élément de régularisation et l'élément de risque empirique.

Parce que l'équation (3) représente un problème de programmation quadratique convexe, peut être résolu par la méthode de Lagrange. Ainsi, lorsque le multiplicateur de Lagrange est introduit dans le problème d'optimisation, l'équation (3) est transformée en double problème [80]:

$$\{L(a) = \sum_{i=1}^l a_i - 0.5 \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j a_i a_j K(x_i, x_j) ; s.t. 0 \leq a_i \leq c, \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, l \} \quad (4)$$

Lorsque la fonction du noyau $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ est introduit dans le problème d'optimisation, l'équation (4) est transformée sous la forme contrainte suivante :

$$\{L(a) = \sum_{i=1}^l a_i - 0.5 \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j a_i a_j (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) ; s.t. 0 \leq a_i \leq c \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, l \} \quad (5)$$

où, a_i et a_j sont les multiplicateurs lagrangiens.

Afin d'éviter la malédiction de la dimensionnalité, le calcul du produit interne est remplacé par la fonction noyaux, ainsi, la fonction objectif est optimisée comme suit : [64]

$$f(x) = \text{sgn}[(w \cdot \Phi(x)) + b] = \text{sgn} \left[\sum_{i,j=1}^l y_i a_i K(x_i, x_j) + b \right] \quad (6)$$

où $K(x_i, x_j)$ est appelée la fonction du noyaux, la valeur de la fonction du noyaux est égale au produit intérieur de $\Phi(x_i)$ et $\Phi(x_j)$ qui sont produits en mappant deux vecteurs x_i et x_j dans l'espace d'entité de dimension supérieure. [83]

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j). \quad (7)$$

la fonction de noyaux de base radiale $K(x_i, x_j) = \exp \{- \sum_{n=1}^N |x_i - x_n|^2\}$ est adoptée pour remplacer le calcul du produit interne. L'objectif de base de la fonction de classification est de trouver un ensemble des paramètres optimaux, tels que le facteur de pénalité C et paramètre de fonction du noyaux σ . [71]

6.2 Sélection des paramètres C et σ

La technologie de validation croisée est utilisée pour choisir les paramètres du modèle, et ses principales étapes sont les suivantes [74] :

Premièrement : la plage de C et σ est réglée sur $[2^{-10}, 2^{10}]$.

Deuxièmement : les trois paramètres libres sont obtenus en effectuant une recherche dans la grille;

Troisièmement : l'erreur quadratique moyenne (ESM) est calculée par la validation croisée "leave-one-out", dans laquelle l'un des échantillons d'apprentissage est pris à son tour comme ensemble de validation, d'autres sont pris comme ensemble d'apprentissage, puis chaque échantillon d'apprentissage est validé une fois;

Enfin : les paramètres sont déterminés selon les critères minimaux globaux de l'erreur quadratique moyenne pour évaluer la capacité de généralisation du modèle. La formule MSE est définie comme suit:

$$MSE = n^{-1} \sum_{i=1}^n \sum_{veG_i} (y_i^* - y_i)^2$$

où **n** est le nombre total d'échantillon, **G** est l'ensemble d'échantillons d'essai dans lequel l'échantillon **i** est un échantillon de validation, **Y_i** est la valeur de sortie réelle de l'échantillon **i**, et **Y_i^{*}** est la valeur prédictive de l'échantillon **i**.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, les méthodes conventionnelles basées sur l'analyse de gaz dissous ont été citées à savoir la méthode de Doernenburg, rapport de Rogers, rapport CEI, Duval, IEEE (TDCG et Gaz clés). Les avantages et inconvénients de chaque méthode ont été présentés. De plus, les limitations de ces méthodes imposent le recours à des systèmes plus performants de diagnostic tels que les techniques d'intelligences artificielles. De ce fait, nous avons détaillé les méthodes modernes basées sur l'intelligence artificielle. Une revue de littérature basée sur plusieurs articles décrivant brièvement certains des travaux de recherches liés aux méthodes d'intelligence artificielle ont été consultés, énumérés et énoncés clairement. En effet, nous nous sommes intéressés à la méthode du SVM. Cette dernière a montré qu'elle est puissante pour le problème pratique avec de petites échantillonnage, non linéaire et haute dimension.

Chapitre 4
Diagnostic de l'Huile de Transformateur
par SVM Multicouche

Chapitre 4 :

Diagnostic de l'Huile de Transformateur par SVM Multicouche

1. Introduction

Dans ce chapitre, le diagnostic de l'huile de transformateur est abordé en détails. Plusieurs simulations sont effectuées, à savoir la séparation entre les défauts électriques et thermiques ainsi que celle entre chaque défaut des six défauts (PD, D1, D2, T1, T2 et T3). D'abord, la méthodologie d'un classificateur multicouche basé sur SVM est présentée. Ensuite, la technique de l'optimisation des paramètres de chaque couche est analysée dont un technique est présentées (PSO). Une analyse paramétrique est effectuée afin d'étudier l'effet de nombreux paramètres sur la performance de la méthode proposée. Ces paramètres consistent en le nombre d'itérations, nombre d'exécutions, nature de vecteur d'entrée et la taille des données de l'ensemble d'apprentissage. En se basant sur les résultats obtenus, la méthode proposée est validée pour une base de données de 120 échantillons. Le taux d'exactitude (accuracy rate) est de 96,79%.

2. Méthodologie du SVM Multicouche

Dans cette section, nous expliquons en détail le SVM Multicouche (SVM-M) et le principe de fonctionnement d'un classificateur binaire. Ce dernier est considéré comme un noyau d'un classificateur multicouche. Ensuite, nous clarifions le rôle principal de chaque couche du classificateur proposé. Les étapes du diagnostic par un classificateur binaire ont été résumées.

2.1 Description Générale du SVM

Les défauts de transformateur, détectables par l'analyse des gaz dissous, sont divisés en défaut: de décharges partielles (PD), décharges de faible énergie (D1), décharges de forte énergie (D2), défaut thermique de faible température (T1 tel que $T < 300^{\circ}\text{C}$), défaut thermique de moyenne température (T2 tel que $300^{\circ}\text{C} < T < 700^{\circ}\text{C}$) et les défauts thermique de température élevée (T3 tel que $T > 700^{\circ}\text{C}$) [2-4]. Le principe de diagnostic de ces défauts par un classificateur SVM multicouche est illustré dans la figure 4.1.

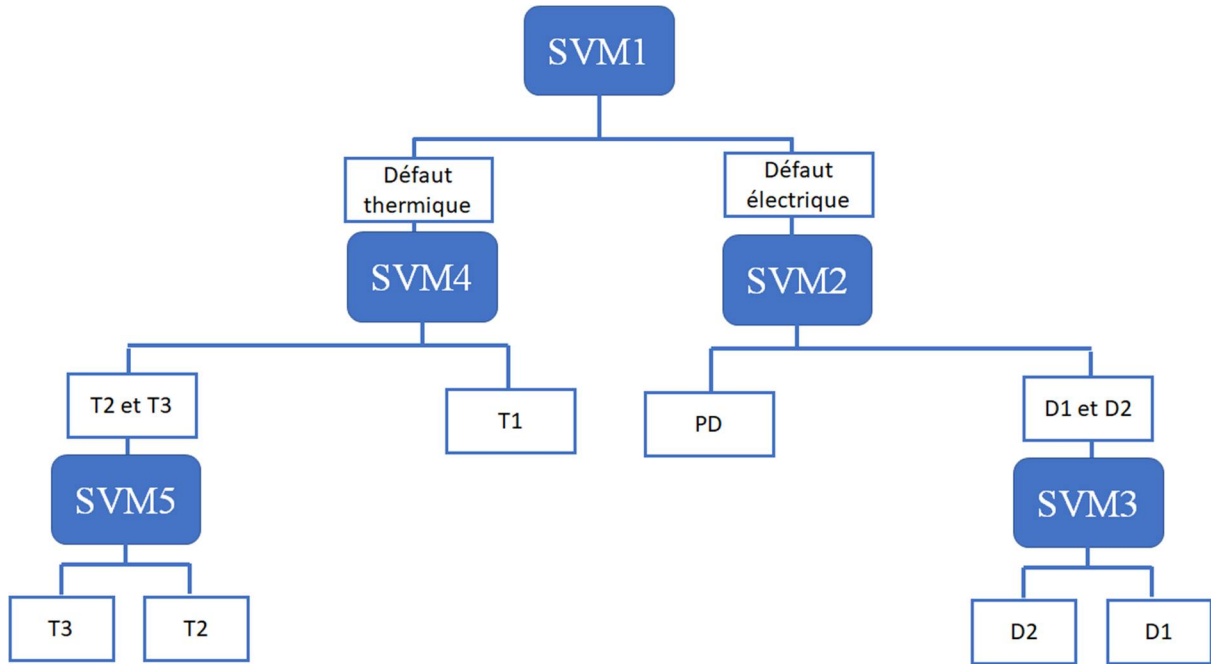


Figure 4.1 : Modèle de diagnostic basé sur un classificateur SVM multicouche

La classification est basée sur cinq modèles de vecteur de support, à savoir SVM1, SVM2, SVM3, SVM4 et SVM5. De ce fait, les classificateurs SVM sont développés pour identifier les six types de défauts : PD, D1, D2, T1, T2 et T3.

Le premier classificateur SVM (SVM1) est formé pour séparer les défauts électriques et les défauts thermiques. Lorsque l'entrée de SVM est un échantillon d'un défaut électrique, la sortie de SVM1 est définie sur +1; sinon -1. Le résultat positif est associé à un défaut électrique tandis que celui négatif représente un défaut thermique.

La séparation entre les décharges partielles ainsi que celles de faible et de forte énergie a été effectuée par le deuxième classificateur SVM (SVM2). Dans ce dernier, chaque échantillon contenant les concentrations des gaz a été testé où la sortie de SVM2 est réglée sur + 1 lorsqu'on a un défaut PD et -1 ailleurs.

Le troisième classificateur SVM (SVM3) a un rôle de séparer les défauts de décharge de faible énergie et ceux de forte énergie. C'est dire que, lorsque l'entrée de SVM est un échantillon de défauts de décharge de faible énergie la sortie de SVM3 est réglée sur +1, sinon elle est d'une valeur négative égale à -1.

Il est important de noter que l'ordre de classification peut être changer par exemple on peut utiliser SVM2 pour séparer les défauts électriques de faible énergie (D1) des autres défauts électriques (PD et D2) puis on sépare entre les défauts PD et les défauts D2 par SVM3.

Le quatrième classificateur SVM (SVM4) est formé pour séparer entre le défaut thermique de faible température et les défauts thermique moyenne et forte température. Dans ce cas, la sortie

Chapitre 4 : Diagnostic de l'Huile de Transformateur par SVM Multicouche

de SVM4 est + 1 lorsque l'entrée de SVM est un défaut thermique de faible température. Par ailleurs, la sortie vaut - 1.

La cinquième couche (SVM5) consiste en la distinction entre les défauts thermiques de moyenne et de forte température. De même manière, on utilise un échantillon de cinq concentrations de gaz à l'entrée de SVM pour avoir +1 à la sortie pour un défaut thermique de moyenne température. La sortie de SVM5 est réglée sur -1 dans le cas contraire.

2.2 Diagnostic par SVM-Binaire

Le diagnostic est basé sur la méthode des analyses des gaz dissous (AGD). Ces gaz de diagnostic comprennent H₂, CH₄, C₂H₆, C₂H₄ et C₂H₂, qui sont mesurées dans le transformateur. Les données d'apprentissage sont utilisées pour le développement du modèle et les données de test sont utilisées pour la validation.

La méthode SVM présentée dans le troisième chapitre a été élaborée dans ce chapitre. En effet, la fonction du noyau est fixée comme suit :

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\sigma(x_i - x_j)^2) \quad (2)$$

Le choix de la fonction noyau à base radiale permet dans nos applications de régulariser les fonctions de décision obtenues. En premier temps les paramètres c et σ sont choisis aléatoirement par la suite en introduisant des algorithmes d'optimisations comme PSO et BAT. Le modèle de machine à vecteur de support est acquis en fonction de l'entraînement de l'ensemble de formation en utilisant les meilleurs paramètres c et σ . Ensuite, les SVM sont formés et testés en utilisant les valeurs appropriées de ces paramètres.

Finalement, nous calculons le taux d'exactitude selon la formule suivante:

$$\text{Taux d'exactitude (\%)} = 100 * [(N - N_e) / N]$$

avec, N_e est le nombre d'échantillons classifiés erronée et N est le nombre total d'échantillons de test.

3 Optimisation des Paramètres du SVM

Les algorithmes d'optimisation sont nécessaires afin de réduire le temps de calcul lors de l'apprentissage [85], mais d'autres peuvent également servir pour l'optimisation paramétrique tel que l'évolution différentielle (Differential evolution), algorithme immunitaire artificiel (Artificial immune algorithm), algorithmes génétique (Genetic algorithms), etc. Concernant l'optimisation des paramètres d'entraînement des SVMs, nous citons entre autres les méthodes les plus efficaces à utiliser [76,77] :

- Multiplicateurs de Lagrange ;
- Méthode d'optimisation séquentielle minimale « Sequential Minimal Optimisation SMO » ;

Chapitre 4 : Diagnostic de l'Huile de Transformateur par SVM Multicouche

- Méthode d'optimisation par essaims particulaires (PSO : Particle Swarm Optimization based on chaos searching) ;
- Méthode Chunkin ;
- Méthode de décomposition ;
- Algorithme de chauve-souris (BAT : bat algorithm) ;
- Algorithme génétique (GA).

Dans notre travail, seulement deux techniques d'optimisation ont été considérées. Il s'agit de la méthode BAT et PSO, qui sont utilisées pour l'optimisation des paramètres de classificateur SVM. Nous présentons ces deux techniques, pour une application au diagnostic des huiles de transformateurs de puissance.

3.1 Optimisation par BAT

Nous décrivons d'abord le modèle BA-SVM proposé pour trouver les valeurs optimales des paramètres de modèle SVM. Les paramètres optimaux sont associés à une très haute performance (i.e., meilleur taux d'exactitude) de classificateur SVM [78]. La figure 4.2 montre l'organigramme de la méthode proposée [77].

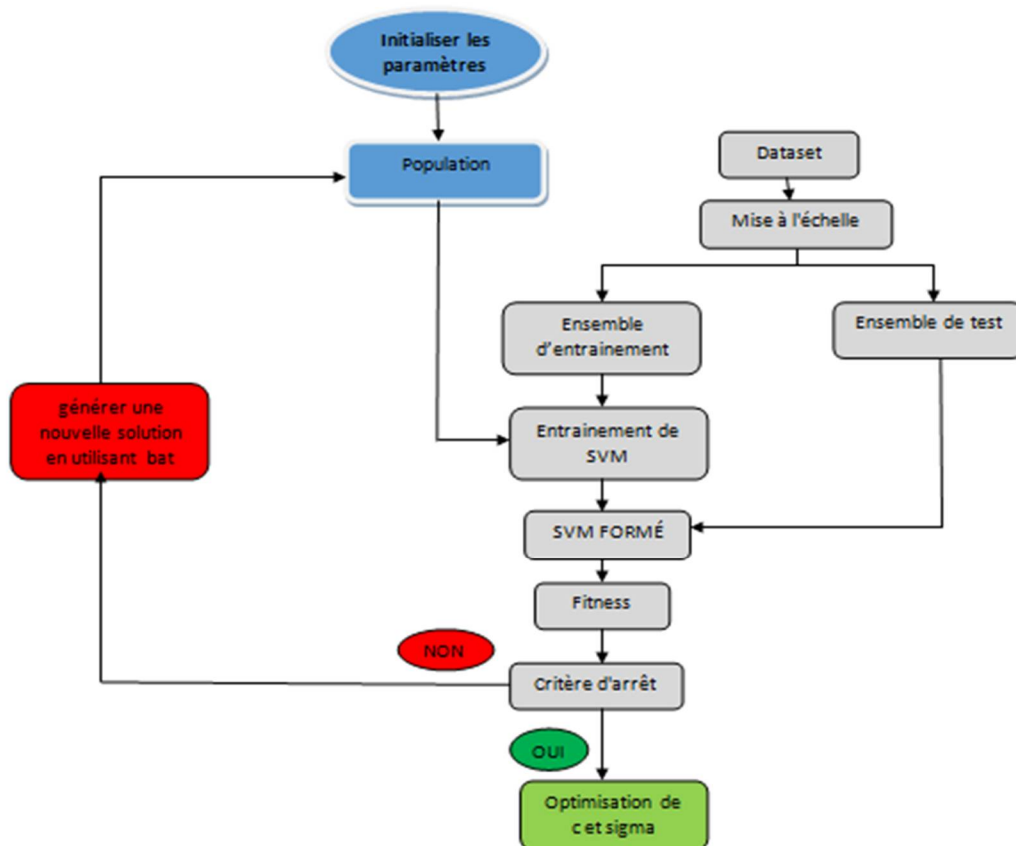


Figure 4.2: Étapes d'optimisation par la méthode BAT [77]

L'explication détaillée est la suivante:

- **Prétraitement des données**

L'étape de prétraitement des données adopte une mise à l'échelle linéaire pour plusieurs raisons: (1) pour éviter les caractéristiques dans des plages numériques plus grandes dominant celles dans des plages numériques plus petites, (2) pour éviter les difficultés numériques pendant le calcul, (3) pour aider à obtenir une précision de classification plus élevée [88]. Chaque fonction peut être mise à l'échelle dans la plage [0, 1] comme suit

$$v' = (v - \min) / (\max - \min)$$

où v est la valeur d'origine, \min et \max sont respectivement les limites inférieure et supérieure de la valeur de l'entité et v' est la valeur mise à l'échelle [89]

- **Initialisation des paramètres**

Au début, les paramètres de BA (nombre de individus, intensité, fréquence, nombre maximal d'itérations, position, vitesse et fréquence du pouls) ont été initialisés. Dans le modèle proposé, le BA fournit au classificateur SVM les valeurs de c et du paramètre du noyau pour entraîner SVM à l'aide de l'ensemble d'apprentissage [79]. Ainsi, il n'y avait que deux paramètres, à savoir c et le paramètre du noyau ; et par conséquent, l'espace de recherche était bidimensionnel et chaque position représente une combinaison entre les paramètres c et du noyau. Les positions des Bats sont initialisées aléatoirement. Il est à noter que l'espace de recherche (plage de variation) du paramètre c de SVM était limitée par c_{\min} et c_{\max} ainsi que celui de σ était limitée par σ_{\min} et σ_{\max} . Ainsi, l'augmentation de ces limites agrandit l'espace de recherche, et par conséquent, plus de bats sont nécessaires pour rechercher la solution optimale [78, 79]. Ceci se traduit par un temps de calcul plus long avec un taux de convergence lent.

- **Fitness**

Pour chaque position, l'ensemble de données d'apprentissage est utilisé pour former le classificateur SVM, tandis que l'ensemble de données de test est utilisé pour calculer une classification erronée ou un taux d'erreur (le rapport entre le nombre d'échantillons classifiés erronés (N_e) et le nombre total d'échantillons de test (N) comme indiqué dans l'équation (3)). La solution optimale, X^* , est située dans une position, $X_i \in R^2$, où les valeurs de c et du paramètre du noyau à cet emplacement atteignent le taux d'erreur de test minimum [74].

$$F = N_e / N \quad (3)$$

- **Critères d'arrêt**

Lorsque les critères de terminaison sont satisfaits, l'opération se termine ; sinon, nous procédons à la prochaine génération. Dans le modèle proposé, le BA est interrompue lorsqu'un nombre

maximum d'itérations est atteint ou lorsque la meilleure solution n'est pas modifiée pour un nombre donné d'itérations [75].

- **Mise à jour des positions**

Les positions des bats sont ensuite mises à jour selon (Eq. 4–5) [75].

$$X_{t+1} = X_t + V_t , \quad (4)$$

$$V_{t+1} = V_t + (X_t - X^*) f_i , \quad (5)$$

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \beta \quad (6)$$

où β est un nombre aléatoire dans l'intervalle $[0, 1]$ tiré de la distribution uniforme, X^* est le meilleur emplacement global actuel, f_{\min} et f_{\max} représentent respectivement la fréquence minimale et maximale, et V_i représente le vecteur vitesse [73].

Initialement, la fréquence de chaque bats est tirée uniformément de $[f_{\min}, f_{\max}]$. Pour simplifier, nous pouvons supposer que $f_{\min}=0$; par conséquent, $f_i \in [0, f_{\max}]$ et la valeur de f_{\max} est choisie en fonction de la taille du domaine du problème d'intérêt. Les étapes de BA sont illustrées dans l'algorithme 1.

3.2 Optimisation par PSO

Pour maximiser le taux de précision dans la classification des défauts de l'huile de transformateur, il devrait être préférable d'optimiser les paramètres du modèle SVM utilisé [89]. La fonction noyau de l'algorithme SVM est entraînée à l'aide de la fonction polynomiale dont les paramètres à optimiser sont la marge (notée C) et le conditionnement (noté σ) utilisé pour la méthode de programmation quadratique. Pour l'algorithme PSO [90], les différentes étapes de l'optimisation des paramètres SVM sont illustré sur l'organigramme de la figure 4.6.

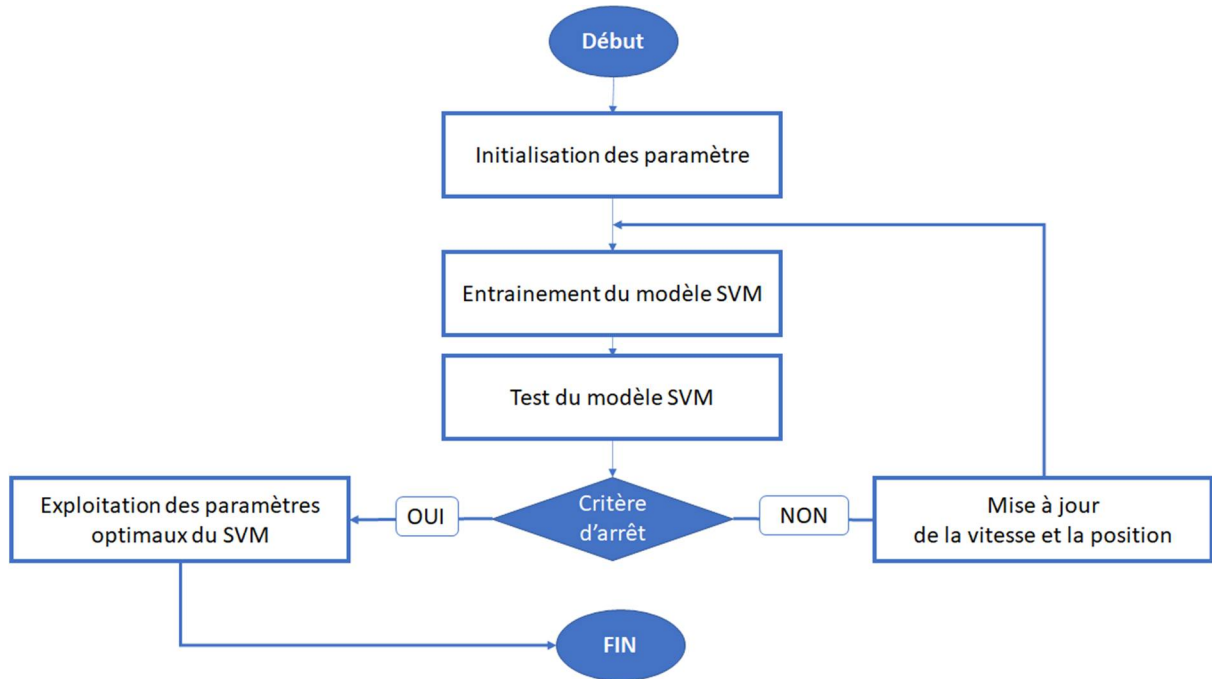


Figure 4.3: Étapes d'optimisation par la méthode PSO

D'après l'organigramme de cette figure, PSO génère aléatoirement une population de N particules avec des positions (notée P_i) et des vitesses (notée V_i) aléatoires dans l'espace de recherche 2-dimensions.

1. Initialisation :

La i ème particule a une position $P_i=(P_{i1}, P_{i2})$ et une vitesse (déplacement) $V_i=(V_{i1}, V_{i2})$ qui sont des matrices de $N*d$ inclus comme paramètres du modèle PSO. Le facteur de pénalité et le paramètre de conditionnement pour les variables SVM de la méthode de programmation quadratique (c et σ).

2. Entraînement :

Pour chaque particule, le modèle SVM est formé en utilisant la position correspondante. Le modèle SVM est testé sur la base du reste de l'ensemble de données. Le taux de précision représentant la fonction objective de notre problème est calculée pour chaque particule en utilisant l'équation suivante [79]:

$$f_i = \frac{Y_t - Y_{fi}}{Y_t} \times 100 \quad (7)$$

avec, Y_t est nombre total de données de test et Y_{fi} et nombre total de fausses données classifiées.

Il est à noter que la meilleure position (P_{ibest}) de chaque particule « i » (meilleur taux de précision) est sélectionné. Cela permet de déterminer la meilleure position globale (G_{ibest}) de l'ensemble des N particules.

3. Mise à jour de la vitesse :

Chapitre 4 : Diagnostic de l'Huile de Transformateur par SVM Multicouche

La mise à jour de la vitesse de chaque particule est effectuée selon (8) [78] :

$$V_i^d(t+1) = W V_i^d(t) + c_1 r_1(t)(pbest^d(t) - p_i^d(t)) - c_2 r_2(t)(gbest^d(t) - p_i^d(t)) \quad (8)$$

où W est le poids d'inertie, c_1 et c_2 appelés coefficients d'accélération (constantes positives), et $r_1(t)$ et $r_2(t)$ sont des variables aléatoires comprises entre 0 et 1.

4. Mise à jour de la position :

La mise à jour de la position de chaque particule est réalisé à l'aide de la nouvelle vitesse des particules par la relation suivante [79]:

$$p_i^d(t+1) = p_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (9)$$

Rappelons que la position doit être dans l'espace de recherche. Pour ce faire, nous avons restreint les paramètres c et σ dans intervalle prédéfini.

5. Critère d'arrêt :

Les étapes 2 à 4 sont répétées jusqu'à atteindre le nombre maximum d'itérations, la vitesse des particules demeure nulle ou bien le taux d'exactitude atteint les 100% pour le classificateur SVM multicouche.

6. Exploitation :

Les paramètres optimaux du modèle SVM ainsi obtenus sont utilisés pour la classification.

4 Applications de Classificateur PSO-SVM

Dans la présente section, nous avons mené plusieurs simulations sous environnement MATLAB. En premier temps, nous avons créé un modèle SVM qui peut séparer les défauts des transformateurs en deux classes (e.g., défauts électriques ou thermiques). Les paramètres du modèle SVM ont été optimisés en implémentant des algorithmes d'optimisation (PSO et BAT algorithm). Deuxièmement, nous avons étudié l'effet de plusieurs facteurs sur la précision du modèle, à savoir le nombre d'itérations, le nombre d'exécutions, le nombre de data d'entraînement du modèle, la nature de vecteur d'entrée Xtra, etc.

Le vecteur de l'entrée est constitué de cinq concentrations des gaz en ppm (H_2 , CH_4 , C_2H_6 , C_2H_4 , C_2H_2) tandis que le vecteur de sortie contient l'un des six types des défaut du transformateur que nous voulons détecter. Ces défauts représentent les décharges partielles et les décharges de faible et forte énergie ainsi que les défauts thermique (faible température, moyenne température, haute température). Pour créer notre modèle SVM, nous avons utilisé la fonction `svmtrain` trouvée dans MATLAB.

4.1 Effet de l'Optimisation

Dans la présente partie, un optimisateur a été utilisé pour le diagnostic des défauts du transformateur. Nous avons envisagé d'évaluer et de valider le modèle SVM tout en assurant un système d'aide au diagnostic robuste. Le système d'aide consiste en un algorithme d'optimisation utilisant la méthode PSO. Ainsi, la base de données utilisée pour l'évaluation du système proposé contient 120 échantillons données dans l'Annexe. Cette base de données a été partitionnée en deux parties avec 75% de données pour former l'ensemble d'apprentissage et 25% de données pour former l'ensemble de test. Après avoir donné des valeurs aléatoires aux paramètres de réglages $c = 50$ et $\sigma = 0,001$, nous avons obtenu les résultats illustrés dans le tableau 4.1.

Tableau 4.1: Taux d'exactitude du modèle SVM pour des paramètres arbitraires

Xtra	Xtest	σ	C	Taux d'exactitude
90	30	0,001	50	46,67%

Les résultats obtenus sont jugés mauvais puisque plus de la moitié de données ne sont pas bien classées. Ceci indique que le modèle n'a pas pu différencier les défauts à cause du mauvais choix des paramètres de réglages c et σ . Ce qui conduit à ce qu'on appelle le surapprentissage et cela signifie que les caractéristiques des données est devenu généralisé. Le modèle se comporte alors comme une table contenant tous les échantillons utilisés lors de l'apprentissage et perd ses pouvoirs de prédiction sur de nouveaux échantillons.

Afin d'assurer une bonne convergence du système de classification ainsi qu'un bon diagnostic des défauts, une étape de sélection des paramètres de réglage doit intervenir. Pour cela, nous avons utilisé un algorithme d'apprentissage automatique Ce que nous avons mentionné plus tôt l'algorithme de PSO pour trouver des valeurs optimales de c et σ .

D'abord nous avons donné à notre modèle une population initiale des paramètres c et σ . Elle se compose de 50 membres aléatoires pris dans les intervalles suivants : σ de $1e-7$ à 50 et c de $1e-7$ à 150. Nous avons obtenu le graphe du taux d'exactitude en fonction du nombre d'itérations.

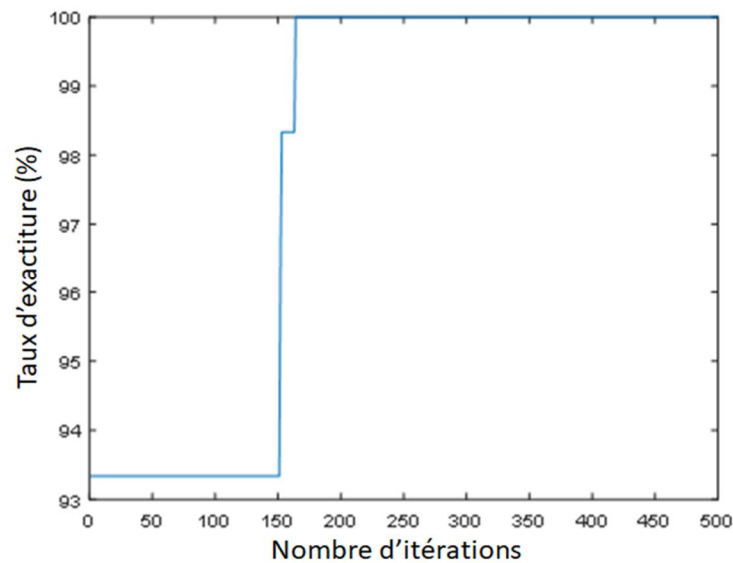


Figure 4.4 : Variation de taux d'exactitude en fonction du nombre d'itérations

Nous avons constaté qu'à chaque itération, le taux d'exactitude s'améliore, et cela est dû au changement des paramètres du modèle c et σ en fonction des équations de position et de vitesse de l'algorithme PSO. Nous constatons que les 500 itérations sont suffisantes pour la convergence de la méthode. Ainsi, le meilleur taux d'exactitude est de 100% qui correspond aux paramètres suivants :

$$C = 13,9338 \quad \sigma = 56,8431$$

D'après ces résultats, nous avons trouvé que le choix des paramètres a une très grande importance dans l'amélioration de taux d'exactitude du modèle SVM. Il nous a également montré le rôle important de l'algorithme PSO et son effet sur la précision de modèle SVM.

4.2 Effet du Nombre d'Itérations

Dans cette partie, nous avons conservé les mêmes modules SVM-PSO utilisé précédemment. Cependant, nous avons changé le nombre d'itération à chaque fois afin de constater l'effet de nombre d'itération sur la précision de modèle. Les résultats obtenus sont présentés sur la figure 4.5. Il est à signaler que, dans ce cas, nous avons utilisé 30 échantillons pour l'apprentissage et 90 échantillons pour le test de modèle.

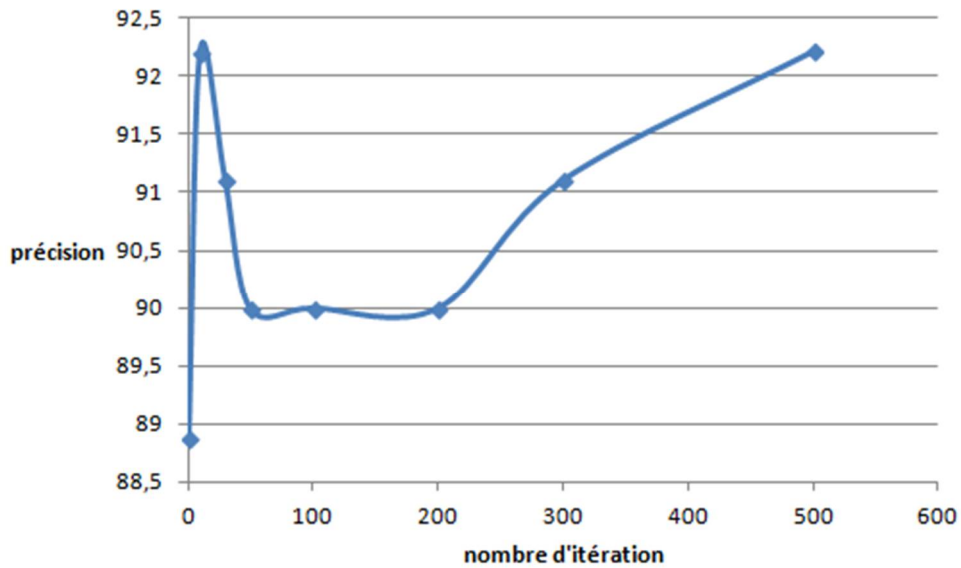


Figure 4.5: Taux d'exactitude en fonction de nombre d'itération

A travers la figure 4.5, nous constatons que la modification du nombre d'itérations conduit à un changement de la précision de modèle. Nous ne pouvons pas dire que si nous augmentons le nombre d'itération, la précision s'améliorera. Par exemple, le taux d'exactitude obtenu pour 10 itérations est de 92,22% ce qui plus grand que celui de 100 itérations (90%). Cela est dû à un autre facteur qui affecte la qualité du modèle. Ce facteur est la population initiale que nous prenons aléatoirement. Dans l'exemple, la population initiale est proche des valeurs optimales de C et σ qu'on peut arriver aux valeurs optimales après quelques itérations (cas de 10 itérations) mais ce n'est pas le cas lorsque la population initiale est loin des valeurs optimales de C et σ (cas de 100 itérations). Pour éviter ce problème, nous avons besoin d'un grand nombre d'itérations pour atteindre les valeurs optimales et l'obtention d'une excellente précision.

En général et comme nous ne connaissons pas l'emplacement des valeurs optimales, nous augmentons le nombre d'itération à un grand nombre afin d'augmenter la possibilité d'atteindre les valeurs optimales des paramètres du modèle (c et σ).

4.3 Effet du Nombre d'Exécutions

Afin d'étudier l'effet du nombre d'exécution sur la précision de l'algorithme SVM-PSO, nous prenons un nombre de population constant $N= 50$ et le nombre d'itération égale à 500. Nous exécutons notre modèle plusieurs fois et à chaque fois nous enregistrons la précision obtenue. Les résultats obtenus sont présentés à la figure 4.6.

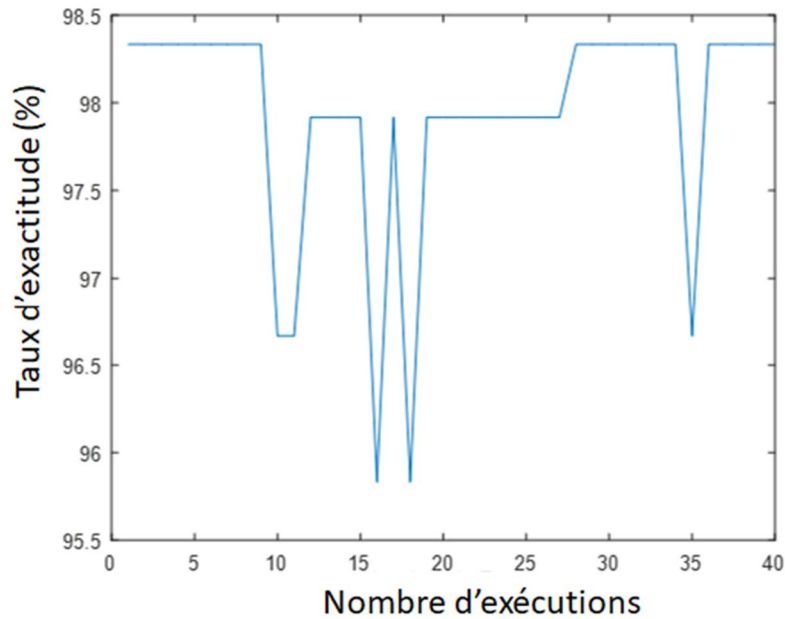


Figure 4.6 : Evolution du taux d'exactitude en fonction du nombre d'exécutions

A travers la figure 4.5, nous remarquons que la précision du classificateur change à chaque exécution. Cela est dû au changement de la population des paramètres c et σ à chaque exécution. et pour cela nous avons choisi le maximum taux d'exactitude en fonction du nombre d'exécutions et en fonction de nombre d'itérations.

5 Sélection de Données d'Apprentissages

Afin de valider la performance du modèle SVM-PSO et d'adapter les paramètres pour une meilleure interprétation, plusieurs tests ont été effectués sur le diagnostic des défauts du transformateurs. Dans cette partie, nous avons procédé à l'étude de la performance du modèle SVM-PSO par rapport au nombre de données de l'ensemble d'apprentissage ainsi que la nature de vecteur d'entrée utilisées. Pour cela, nous avons utilisé deux vecteurs d'entrée, le premier vecteur représente les concentrations en ppm des cinq gaz tandis que le deuxième représente les rapports (par rapport à la concentration totale) en pourcentage des concentrations des cinq gaz.

Nous avons créé 7 modèles PSO-SVM, chaque modèle sépare les défauts en deux types comme le montre le tableau 4.2.

Tableau 4.2: Modèles PSO-SVM et leurs rôles

Modèle	Symbole	Interprétation (description)
1	ET	pour séparer entre les défauts électriques et thermiques

Chapitre 4 : Diagnostic de l'Huile de Transformateur par SVM Multicouche

2	PD/O	pour sépare les décharges partielles (PD) des cinq autres défauts.
3	D1	pour sépare les défauts électriques de faible énergie (D1) des cinq autres défauts
4	D2	pour sépare les défauts électriques de forte énergie (D2) des cinq autres défauts.
5	T1	pour sépare les défauts thermiques de faible température (T1) des cinq autres défauts.
6	T2	pour sépare les défauts thermiques de moyenne température (T2) des cinq autres défauts.
7	T3	pour sépare les défauts thermiques de forte température (T3) des cinq autres défauts.

Chaque modèle a été formé et testé sur deux types de données, le premier type est les concentrations des gaz en ppm dissous tandis que le second type est les pourcentages des concentrations des gaz dissous. Pour clarifier le rôle de la taille des données de l'entraînement, nous avons trainé et testé notre modèle en considérant les trois cas suivants :

- **1er cas** : data d'entraînement 30 et data de test 90.
- **2ème cas** : data d'entraînement 60 et data de test 60.
- **3émé cas** : data d'entrainement 90 et data de test 30.

Le tableau 4.4 montre l'évolution de la précision (taux d'exactitude) du modèle SVM-PSO en fonction du nombre de données de l'ensemble d'apprentissage utilisant les deux schémas de sélection des caractéristiques du vecteur d'entrée.

Tableau 4.3: Évaluation de taux d'exactitude de modèle SVM-PSO pour différent cas

Modèle	Entrainement	Test	Taux d'exactitude (%)	
			en ppm	en pourcentage
ET	30	90	92,22	97,78

Chapitre 4 : Diagnostic de l'Huile de Transformateur par SVM Multicouche

	60	60	98,33	100
	90	30	100	100
PD	30	90	91,11	96,67
	60	60	96,67	100
	90	30	96,67	100
D1	30	90	86,67	86,67
	60	60	90	88,33
	90	30	96,67	96,67
D2	30	90	88,89	95,56
	60	60	100	98,33
	90	30	100	100
T1	30	90	94,44	98,89
	60	60	96,67	98,33
	90	30	96,67	96,67
T2	30	90	90	90
	60	60	91,67	96,67
	90	30	96	96,67
T3	30	90	90,89	94,44
	60	60	100	98,33
	90	30	100	100

D'après les résultats du tableau 4.3, nous remarquons que la modification du type des défauts à séparer affecte considérablement le taux d'exactitude du modèle. Dans le premier modèle, qui sépare les défauts en défauts électriques et défauts thermiques, nous avons obtenu un taux d'exactitude très élevée qui a atteint 100%, la même chose pour le quatrième modèle (qui sépare les défauts électriques de forte énergie seule) et le septième modèle (qui sépare les défauts thermiques de haute température).

En outre, grâce aux résultats obtenus, nous constatons que la nature des données de formation et de test que nous saisissons affecte également le taux d'exactitude du modèle. Lorsque nous utilisons les pourcentages des concentrations des gaz dissous, nous obtenons un meilleur taux

d'exactitude à celle que nous avons obtenu lorsque en utilisant directement les concentrations des gaz, sauf dans certains cas (D1 pour 60-60, D2 pour 60-60 et T3 pour 60-60).

Nous constatons également que la précision du SVM-PSO augmente avec l'augmentation du nombre de données d'apprentissage. Cela est dû au fait que plus le nombre de données de l'ensemble d'apprentissage augmente plus la capacité d'apprentissage du modèle augmente. Par exemple, le taux d'exactitude lorsqu'on utilise 90 échantillons d'entraînement est supérieur à celui obtenu pour 30 échantillons d'entraînement.

6 Applications de Classificateur PSO-SVM Multicouche

D'après les résultats trouvés dans la section précédente, nous pouvons déduire que la nature de vecteur d'entrée, le nombre d'itérations, nombre d'exécutions affectent le modèle SVM-PSO. Pour cela, nous avons créé un classificateur PSO-SVM multicouche en profitant des résultats liés aux facteurs affectant le modèle. Des comparaisons ont été effectuées avec les résultats des méthodes graphiques de Duval.

6.1 Description et Méthodologie

Nous avons présenté, dans cette partie, l'extension de la méthode SVM-PSO pour un cas multiclasse, qui vient répondre aux besoins réels de classification. Autrement dit, nous utilisons tous résultats obtenus pour réaliser une classification SVM-PSO multiclasse adéquate. Dans ce modèle, nous avons choisi un chemin qui contient cinq modèles de vecteur de support, à savoir SVM1, SVM2, SVM3, SVM4 et SVM5 appliqués à une base de données qui se compose de 120 échantillons.

Nous donnons par la suite la manière dont les modèles SVM sont entraînés :

A. Entraînement du SVM 1:

Dans la séparation entre défauts thermique et électrique, nous avons utilisé les concentrations des gaz dissous en pourcentage. Ce choix nous permet d'obtenir un bon résultat comparativement au cas où le vecteur d'entrée est de concentration en ppm.

B. Entraînement du SVM2:

Dans la séparation entre décharge partielle et les autres défauts électrique, nous avons utilisé les concentrations des gaz dissous en pourcentage. et pour le test nous avons utilisé une data de 30 défauts divisés en deux classes des défauts : (i) décharges partielles, (ii) défaut électrique de faible et de forte énergie.

C. Entraînement du SVM3:

Pour la séparation entre les défauts électriques restantes (D1 et D2) on a utilisé aussi les concentrations des gaz en pourcentage. En raison des bons résultats qu'elle nous a donnés. Et pour le test nous avons utilisé une data de 20 défauts (50% défauts de type D1 et 50% défauts de type D2).

D. Entraînement du SVM4:

Pour la séparation entre les défauts thermique on a entraîné le SVM 4 par la même date que celle de SVM 1. Pour séparer les défauts thermiques de faible température (T1) des autres défauts thermique (T2 et T3).

E. Entraînement du SVM5:

Enfin, pour l'entraînement de SVM5 qui sépare entre les défauts électriques de moyenne température et les défauts électriques de forte température, nous avons utilisé aussi les concentrations des gaz dissous pour le vecteur d'entrée Xtra.

6.2 Résultats et Discussion

Dans cette partie, nous utilisons deux bases de données de différentes tailles pour la validation du modèle proposé. Dans chaque simulation, nous avons élaboré trois cas comme suit:

- **Cas 1:** Les vecteurs d'entrée de chaque classificateur SVM_i (i=1,2, ...,5) ont utilisé la concentration des gaz en ppm.
- **Cas 2:** Les vecteurs d'entrée de chaque classificateur SVM_i (i=1,2, ...,5) ont utilisé la concentration des gaz en pourcentage à la somme des concentration.
- **Cas 3:** Les vecteurs d'entrée de chaque classificateur SVM_i (i=1,2, ...,5) ont utilisé la concentration des gaz en ppm et en pourcentage selon l'étude fait précédemment.

Pour chaque base de données, nous avons effectué une comparaison avec la méthode de triangle de Duval et celle de pentagone.

Premièrement, la base de données de 120 éléments a été divisée en deux parties. C'est à dire, nous avons utilisé 60 échantillons pour les données de l'ensemble d'apprentissage et 60 échantillons pour former l'ensemble de données de test. Les résultats obtenus pour 120 échantillons ont été illustrés dans le tableau 4.4.

Tableau 4.4 : Taux d’exactitude des classificateurs : PSO–SVM multicouche, triangle et pentagone Duval pour 60 échantillons de donnée d’apprentissage

Test		SVM1	SVM2	SVM3	SVM4	SVM5	Taut d’exactitude (%)
SVM-PSO	Cas1 (en ppm)	98,33	93,35	90,47	96,65	85,75	85,00
	Cas 2 (en pourcentage)	100	96,65	85	100	93,33	93,33
	Cas3	(pourcentage) 100	(pourcentage) 96,65	(ppm) 90,47	(pourcentage) 100	(pourcentage) 93,33	93,33
Triangle de Duval							46,67
Pentagone de Duval							70

Dans la deuxième simulation, nous avons utilisé 72 échantillons pour les données de l’ensemble d’apprentissage et 48 échantillons comme données de test. Afin d’étudier l’effet du nombre de données d’apprentissage sur la performance de module, les résultats obtenus ont été illustrés dans le tableau 4.5.

Tableau 4.5 : Taux d’exactitude des classificateurs : PSO–SVM multicouche, triangle et pentagone Duval pour 72 échantillons de donnée d’apprentissage

Test		SVM1	SVM2	SVM3	SVM4	SVM5	Taut d’exactitude (%)
SVM-PSO	Cas1 (en ppm)	100	95,83	90,47	100	83,33	91,22
	Cas 2 (en pourcentage)	100	100	83,33	100	91,66	96,79
	Cas3	(pourcentage) 100	(pourcentage) 100	(ppm) 90,47	(pourcentage) 100	(pourcentage) 91,66	(pourcentage) 96,79
Triangle de Duval							50
Pentagone de Duval							75

Les résultats, du tableaux 4.4 et 4.5., montrent que le modèle PSO- SVM avec le vecteur d’entrée de nature pourcentage donne les meilleures performances (taux d’exactitude) comparativement au cas où les concentrations de gaz sont utilisées directement. Nous remarquons également qu’il existe une disparité au niveau de taux d’exactitude entre les différentes couches qui forme notre

Chapitre 4 : Diagnostic de l'Huile de Transformateur par SVM Multicouche

modèle PSO-SVM multicouche. Lorsque l'ensemble de données d'apprentissage sont égales à 60 échantillons, nous remarquons que le meilleur taux d'exactitude (100%) a été enregistré au niveau de SVM1 et SVM4. Des bons résultats ont été obtenus pour SVM2 et SVM5 dont le taux d'exactitude est de 96,50% pour les deux couches. Concernant la couche SVM 3, elle montre un faible taux d'exactitude de 90,47% en comparant avec les autres SVMs. Cela indique que les deux défauts (défauts électriques de faible énergie et les défauts électriques de forte énergie) ne sont pas facilement séparables et peut-être qu'un surapprentissage se produit pendant l'étape de l'apprentissage de SVM3. Le taux d'exactitude totale de modèle dans ce cas est 93,33%.

Quand le nombre de données d'apprentissage est égale 72 échantillons, nous constatons que la précision est de 100% dans les trois couche SVM1, SVM2 et SVM4 ainsi que de bons résultats ont été enregistrés dans les deux couche SVM3 et SVM 5 où la précision était respectivement de 83,33% et 91,66% avec une précision totale de modèle de 96,79%.

En comparant les deux résultats obtenus, nous déduisons que l'augmentation de nombre de l'ensemble de donnée d'apprentissage améliore la capacité d'apprentissage du modèle. Cela signifie que plus le nombre de données augmente plus la capacité d'apprentissage du modèle augmente ce qui influe considérablement sur la précision de notre modèle à l'exception de la couche SVM 3 , où la précision dans le premier cas (60 échantillons) était meilleure que dans la seconde (72 échantillons) .

Afin de juger la performance du système proposé PSO-SVM multicouche, nous avons employé deux autres méthodes graphiques de diagnostic : la méthode de triangle de Duval et le pentagone de Duval les résultats de ces derniers ont été comparés avec notre classificateur PSO-SVM. La comparaison de ces deux méthodes avec le classificateur PSO-SVM a été réalisée sur la base de données qui contient 120 échantillons, Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 4.6. Concernant les résultats de ce tableau, nous avons utilisé 72 échantillons pour les données de l'ensemble d'apprentissage et 48 échantillons comme des donnée de test.

Tableau 4.6: Comparaison entre les résultats obtenu par PSO-SVM multicouche et les méthodes graphiques

Test	Taux d'exactitude (%)
PSO-SVM Multicouche	96,79
Triangle de Duval	50
Pentagone de Duval	75

Du tableau 4.7, nous remarquons la grande différence de taux d'exactitude entre les méthodes graphiques et la méthode SVM proposée, car elle atteignait 96,79% dans le cas de la méthode SVM alors qu'il était 50% pour la méthode de triangle de Duval et 75% pour la méthode de pentagone de Duval. De ce fait, nous pouvons déduire que la méthode proposée montre une efficacité considérable dans le domaine de diagnostic. Cela indique également le grand développement technique atteint par les chercheurs dans un domaine de diagnostic des défauts de transformateurs de puissance grâce aux techniques de l'intelligence artificielle.

7 Conclusion

D'après les résultats que nous avons obtenus dans ce chapitre, nous pouvons faire sortir qu'un bon choix des paramètres de SVM (c et σ) joue un rôle majeur dans l'amélioration de taux d'exactitude du classificateur. De plus, plusieurs facteurs peuvent affectent la précision du classificateur, tels que le nombre d'itérations, le nombre d'exécutions, le nombre de données d'entraînement du modèle. En outre, la nature des données d'apprentissage affecte également le taux d'exactitude du modèle. Lorsque nous utilisons les pourcentages des concentrations des gaz dissous, nous obtenons un meilleur taux d'exactitude que celle que nous avons obtenu lorsque en utilisant directement les concentrations des gaz en ppm. Finalement, les résultats du modèle PSO-SVM multicouches sont très satisfaisants en comparant avec les méthodes graphiques de Duval.

Conclusion Générale

Étant l'un des éléments les plus importants de tous les réseaux électriques, les transformateurs de puissance, durant leur cycle de vie, sont conçus pour pouvoir supporter de nombreuses contraintes de natures diverses. L'utilisation d'une huile isolante dans un transformateur de puissance ne peut être envisagée que si cette dernière remplit certains critères dont les principaux sont : une bonne rigidité diélectrique, un faible facteur de pertes (facteur de dissipation $\tan \delta$), une forte permittivité électrique, un bon point d'écoulement (faible viscosité) pour assurer un bon transfert de chaleur, une bonne résistance au feu, une stabilité à l'oxydation et une faible tendance à la charge statique. Relatif au système d'isolation, quatre contraintes (électriques, chimiques, mécaniques, thermiques) peuvent être excitées lorsque le transformateur est en service. Ces contraintes peuvent affecter le bon fonctionnement de transformateur de puissance à cause de la dégradation (par différents mécanismes) de l'huile minérale et du papier.

Le vieillissement de l'huile isolante est essentiellement dû à l'action combinée de l'oxygène ou de l'eau alors que celui du papier provient de l'action de la température, de l'humidité et de l'oxygène. Dans un premier travail, nous avons présentés un aperçu sur 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. Ensuite, une revue de littérature a été effectuée, montrant que l'analyse des gaz présente une technique efficace de détection de défauts (électrique et thermique). Pour cela, cette technique a été utilisée dans notre projet pour le diagnostic de l'huile isolante de transformateur de puissance utilisant un classificateur SVM multicouche. Plusieurs simulations ont été effectuées sous environnement MATLAB pour le diagnostic de l'huile de transformateur. L'objectif est de développer et d'explorer de nouvelles techniques permettant un diagnostic précis de l'isolation des transformateurs de puissance en vue de prolonger leur durée de vie.

Ainsi, la méthodologie de la sélection des paramètres du modèle SVM (c et σ) a été présentée en employant un algorithme d'optimisation PSO. D'après les résultats obtenus, nous avons trouvé qu'un bon choix des paramètres de SVM joue un rôle majeur dans l'amélioration de la précision du classificateur. Pour un premier exemple, le taux d'exactitude obtenu est égal à 100% dans le cas où nous avons optimisé les paramètres de SVM avec PSO contre un taux de 46,67% sans optimisation. L'étude réalisée a montré que le nombre d'itérations, le nombre d'exécution, le nombre de données d'entraînement du modèle affectent la précision du classificateur. Nous avons constaté également que la nature de vecteur d'entrée du modèle SVM de chaque couche a un impact considérable sur la précision de classificateurs. A titre d'exemple, lorsque les données d'entraînement sont en pourcentages des concentrations des gaz dissous, le taux d'exactitude du modèle s'améliore en comparant avec un vecteur d'entrée en ppm pour la plupart des simulations effectuées. Nous avons constaté qu'il existe une disparité au niveau de

Conclusion Général

taux d'exactitude entre les différentes couches qui forme notre modèle PSO-SVM multicouche. Lorsque l'ensemble de données d'apprentissage sont égales à 60 échantillons, le meilleur taux d'exactitude (100%) a été enregistré au niveau de SVM1 et SVM4 tandis que des bons résultats ont été obtenus pour SVM2 et SVM5 avec un taux d'exactitude de 96,50% pour ces deux couches. Concernant la couche SVM3, elle montre un faible taux d'exactitude de 90,47% en comparant avec les autres couches du modèle. Cela indique que les deux défauts (défauts électriques de faible énergie et les défauts électriques de forte énergie) ne sont pas facilement séparables et peut-être qu'un surapprentissage se produit pendant l'étape de l'apprentissage de SVM3. Pour 60 échantillons d'entraînement, le taux d'exactitude totale de modèle dans ce cas est 93,33%. Quand le nombre de données d'apprentissage est égale 72 échantillons, la précision est de 100% dans les trois couche SVM1, SVM2 et SVM4 ainsi que de bons résultats ont été enregistrés dans les deux couche SVM3 et SVM 5 où la précision était respectivement de 83,33% et 91,66% avec une précision totale de modèle de 96,79%. De tel résultat confirme que le taux d'exactitude du modèle augmente avec le nombre de données d'apprentissage.

Finalement, les résultats de la méthode de tringle de Duval et ceux du pentagone de ont été comparés avec ceux obtenus par le classificateur PSO-SVM. Pour 72 échantillons pour l'apprentissage et 48 échantillons de test, le taux d'exactitude obtenu est de 96,79 dans le cas de la méthode SVM alors qu'il était 50% pour la méthode de triangle de Duval et 75% pour la méthode de pentagone de Duval. Grâce à la grande précision que nous avons obtenue, nous confirmons que cette méthode est l'une des meilleures méthodes que nous puissions utiliser à l'avenir dans le domaine du diagnostic du transformateur de puissance.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] FERNANDEZ, Xose, ERTAN, Bülent . *Transformers: analysis, design, and measurement*. Boca Raton : CRC Press, 2013. 609 p. ISBN : 978-1-4665-0824-8.
- [2] SCHENK, Alain. Surveillance continue des transformateurs : application des méthodes d'intelligence artificielle. Bulletin ASE/AES, 4/00, pp 29-33, infosciences.epfl, 1 janvier 2000.
- [3] HARUMOTO, Yoshinobu KABAYAMA, Yasuhiro. Development of 275 KV EHV Class Gas-Insulated PowerTransformer. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*. septembre 1985. Vol. PAS-104, n°9, p. 2501-2508.
- [4] AHMED RASHED, Said, Case study on GIS defects and new possibilities for preventive maintenances , Periodica Polytechnica SER. EL. ENG. vol. 41, N° 1, PP 15-25 (1997)
- [5] HASEGAWA, Taizo, BETSUI, Takashi. Development of a 275-kV liquid cooling-type gas-insulated transformer. *Elect. Eng. Jpn.* 1 janvier 1992. Vol. 112, n°1, p. 84-92.
- [6] BHALLA, Deepika, KUMAR BANSAL, Raj. 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.
- [7] SCHENK, Alain. Surveillance continue des transformateurs de puissance par réseaux de neurones auto-organisés . Ecole polytechnique de Lausanne (EPL) 2001.
- [8] CORNUEJOLS, Antoine , MICLET, Laurent. Apprentissage artificiel : Concepts et algorithmes, 2ème éd., Eyrolles. 2003.
- [9] HADJADJ, Yazid. *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, 2015.
- [10] AHMED MANSOUR, Daa-Eldin. Development of a New Graphical Technique for Dissolved Gas Analysis in Power Transformers Based on the Five Combustible Gases. *IEEE Electr. Insul. Mag.*, vol. 18, pp. 8–17, 2002.
- [11] BENMAHAMED, Youcef. Application de méthodes intelligentes pour le diagnostic de l'huile de transformateur par analyse des gaz dissous. Thèse de Doctorat : ENP 2019.
- [12] JAGERS, Janine, TENBOHLEN, Stefan. Evaluation of transformer reliability data based on national and utility statistics . In : *16th International Symposium on High Voltage Engineering* , 2009.
- [13] BANDARA, Kapila, EKANAYAKE, Tapan, CHANDIMA, Saha. Performance of Natural Ester as a Transformer Oil in Moisture-Rich Environments. Reprinted from: *Energies* **2016**, 9, 258, doi:10.3390/en9040258.

- [14] DUVAL, Matthieu. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers. IEEE Electr. Insul. Mag., vol. 18, no. 3, pp. 8–17, 2002.
- [15] IEC 60076-1. Power transformers – Part 1: General, International Electrotechnical Commission, 2000.
- [16] HARLOW, James. *Electric Power Transformer Engineering, Third Edition*: Taylor & Francis, 2012.
- [17] ALAIN, Stive. Surveillance continue des transformateurs de puissance par réseaux de neurones auto-organisés. Thèse de doctorat : Faculté des sciences et techniques de l'ingénieur, École polytechnique fédérale de Lausanne Lausanne, Suisse, 2001
- [18] ROUSE, Tom. Mineral Insulating Oil in Transformers. IEEE Electrical Insulation magazine; Volume 14, N°3, pp 6-16, 1998.
- [19] SABUE, James. Application of Petroleum-based oil in Power Transformer , 23 pages, *In Natural Gas Research Progress*, Editors: Nathan David and Theo Michel, © 2008 Nova Science Publishers, Inc., ISBN: 978-1-60456-700-7.
- [20] SABUE, James. Determination of Solid Suspensions in Electrical Insulating Oils by Turbidimetry SAIT/CEA Technology Symposium Calgary (Alberta), 11-12 June 1998.
- [21] EKLIND, Marck. Mineral insulating oils: Functional requirements, specifications and productions Conference Record of the 2006 IEEE International Symposium on electrical insulation, Toronto, Canada, pp. 68-72, 2006.
- [22] Sanchez, Jean. Aide au diagnostic de défauts des transformateurs de puissance. Thèse de doctorat: Université de Grenoble, 2011. Français.
- [23] BORSI, Harry. Ester Fluids as Alternative for Mineral Based Transformer Oil, 16th International Conference on Dielectric Liquids ICDL, Poitiers, France, 2008, p. 429 – 43.
- [24] GOCKENBECH, Emanuel. Natural and Synthetic Ester Liquids as alternative to mineral oil for power transformers. Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena CEIDP, Quebec, Canada, 2008, paper 5B-10.
- [25] N'CHO, Sylvestre. DÉVELOPPEMENT DE NOUVELLES METHODES DE DIAGNOSTIC ET DE REGENERATION DES HUILES POUR TRANSFORMATEURS DE PUISSANCE Control and Decision, 2009, 24(3): 477-480.
- [26] DARWIN, Alan. The use of natural ester fluids in transformer , Proceedings of MATPOST conference, Lyon (France), Paper 0036, November 15-16, 2007.
- [27] Working Group A2.35 of CIGRE Study Committee TB 436- Experiences in Service with New Insulating Liquids, October 2010.
- [28] BERGER, Nilsone., *Liquides isolants en électrotechnique*. Techniques de l'ingénieur. D 2470.
- [29] FOURNI, Rickared., *Les isolants en électrotechnique*. Concepts et théories. Vol. 63. 1986.
- [30] DU, Yanqing. *Moisture equilibrium in transformer paper-oil systems*. IEEE Electrical Insulation Magazine. 1999, pp. 11-20

- [31] FOFANA, Issouf, BORSI, Hossein. *Fundamental investigations on some transformer liquids under various outdoor conditions*. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation. 2001, 8(6): pp. 1040-1047.
- [32] FOURNIE, Robert. *les isolants en électrotechnique*. Essais Mécanisme de dégradation Applications industrielles. 1990.
- [33] VERGNE, Jacques. Étude du vieillissement physico-chimique du complexe papier-huile dans les transformateurs électriques. Thèse INPT, 1992
- [34] FOURNIE, Robert, *Les isolants en électrotechnique essais mécanismes de dégradation, applications industrielles*. Paris: Paris : Eyrolles, 1990.
- [35] VERMA, Persho. Condition monitoring of transformer oil and paper. Thèse, Departement of electrical and instrumentation engineering, DEEMD University, India, 2005
- [36] GRONOWSKI, Simon. Dielectric loss in thin films of insulating liquids. *Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part II: Power Engineering* 88(2), 103-120.
- [37] Working Group 09 of CIGRE Study Committee 12. Lifetime Evaluation of Transformers. 150:38-52, October 1993.
- [38] FERZANECH, Masoud. on the behalf of Study Committee 12. Essential requirements to maintain transformers in service. paper 12-103, CIGRE session, Aug. 30–Sept 5, 1992.
- [39] UNSWORTH, John, MITCHELL, Francis. Degradation of Electrical Insulating Paper Monitored with High Performance Liquid Chromatography. IEEE Transactions on Electrical Insulation. n°4 Volume 25, August 1990.
- [40] W. Lampe, E. Spicar, Rapport CIGRE n°12-05-1976.
- [41] RICHARSON, Morris . Transformer Life Management, Bushings and Tap Changers. Colloquium on Transformer Life Management, pages 8/1-8/4, October 1998
- [42] ASLAM, Muhammad. Experimental Investigations on the Dissolved Gas Analysis Method (DGA) through Simulation of Electrical and Thermal Faults in Transformer Oil. Ph.D, thèse, Universität Duisburg-Essen 2014.
- [43] 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.
- [44] Tang, Wh. 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.
- [45] SOKOLV, Berler. Transformer is gassing-What to do. Scientific and Engineering Center ZTZ-Service Company, 2010, disponible sur <http://www.ztzservice.com.ua/Sokolov/Articles/Transformer%20is%20gassing-what%20to%20do.pdf>
- [46] KARLSSON, Sabina. 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

- [47] BOUAICHA, Abdelghafour. Application de techniques modernes au diagnostic des transformateurs de puissance. Thèse de doctorat, Université du Québec à Chicoutimi/Canada, 2015.
- [48] JANVIER, Sylvestre. Développement de nouvelles méthodes de Diagnostic et de régénération des huiles pour transformateurs de puissance. Thèse doctorat, Ecole générale de Lyon, Mars 2011.
- [49] SHRIVASTAVA, Jyoti. 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.
- [50] WANG, Jane. 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.
- [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] KRONTIRIS, Thanos. Fuzzy systems for condition assessment of equipment in electric power systems. To obtain an academic degree Doctor-Engineer (Dr.-Ing.), Approved dissertation by Dpl.-Ing. Athanasios Krontiris from CholargosAttikis, Greece, March 2012
- [53] JACKELYN, GOMEZ. 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.
- [54] HOCHARD, Bernard. Le transformateur de puissance. Technique et documentation (Lavoisier), Paris, 1988.
- [55] LANCE, Robert, KOEHLER, David. The Science Of Sampling Insulating Liquids", POWERTEST conference, The Premier Electrical Maintenance and Safety Event, 2013,d isponible sur 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, disponible sur 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,disponible sur <http://static1.squarespace.com/static/57243cb920c647f685d9c42c/t/577e3a58e3df288b4972f417/1467890285497/GE+DGA+Application+Intro.pdf>
- [58] AUROUSSEAU, Francis. techniques d'analyse aspects théoriques de la chromatographie en phase gazeuse. document technique Association universitaire CIBAC, 2009.
- [59] DUVAL, Michel. The Duval Triangle for Load Tap Changers, Non-Mineral Oils and Low Temperature Faults in Transformers. IEEE Electr. Insul.Mag. vol. 24, no. 6, pp. 22-29, 2008.
- [60] DUVAL, Michel. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformer.IEEEElectr. Insul. Mag. vol. 22, No.5, pp. 2507-2512, 2015.
- [61] DIAA, Mansour. Development of a New Graphical Technique for Dissolved Gas Analysis in Power Transformers Based on the Five Combustible Gases. IEEEElectr. Insul. Mag. vol. 18, pp. 8–17, 2002.

- [62] DUVAL, Michel. The Duval Pentagon—A New Complementary Tool for the Interpretation of Dissolved Gas Analysis in Transformers. *IEEE Electr. Insul. Mag.* Vol. 30, no. 6, pp. 9–12, 2014.
- [63] WANG, Zyn. 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.
- [64] KARLSSON, Sabina. 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.
- [65] ABU BAKAR, Norazhar, SHEIKH, 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.
- [66] TANG, Wh. 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.
- [67] KANIKA, Shrivastavanika. 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.
- [68] SALALGHI, Rachid. Notes de cours Analyses Physicochimiques II Chromatographie, Filière Génie des Procédés, Energie et Environnement Première Année, Ecole Nationale des Sciences Appliquées d'Agadir.
- [69] 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.
- [70] GOCKENBACH, Elie. Method and apparatus for measuring a dielectric response of an electrical insulating system. United states patent US 7292048 B2, Nov.6, 2007.
- [71] SCHENK, Alain. Surveillance continu des transformateurs de puissance par réseau de neurone. Thèse de Doctorat de l'Ecole Polytechnique Fédéral de Lausanne 2001.
- [72] Facilities Instructions. Standards and Techniques (FIST). Volume 3-31, Transformer diagnostic, United States Department Of The Interior Bureau of Reclamation, June 2003.
- [73] Facilities Instructions. Standards, and Techniques (FIST) Volume 3-30, Transformer diagnostic, Bureau of Reclamation, Reports and Data, Power Documents, 2000.
- [74] BOUCHAOUI, Lahcen. 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 – sétif UFAS (Algerie), 6 Janvier 2010.
- [75] DUVAL, Michel. 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.
- [76] DUVAL, Michel. The duval triangle for load tap changers, non-mineral oils and low temperature faults in transformers. *IEEE Electr. Insulation. Magazine*. vol. 24, pp. 22–29, 2008.

[77] DUVAL, Michel. The duval pentagon-a new complementary tool for the interpretation of dissolved gas analysis in transformers. *IEEE Electrical Insulation Magazine*. vol. 30, no. 6, pp. 9-12, November-December 2014.

[78] KRONTIRIS, ATHANASIOS. Fuzzy systems for condition assessment of equipment in electric power systems.academic degree Doctor-Engineer (Dr.-Ing.), Approved dissertation by Dipl.-Ing. Athanasios Krontiris from Cholargos Attikis, Greece, March 2012

[79] DUVAL, Michel. The Duval Triangle for Load Tap Changers, Non-Mineral Oils and Low Temperature Faults in Transformers. *IEEE Electricla. Insulation Magazine*. vol. 24, no. 6, pp. 22-29, 2008.

[80] DUVAL, Michel. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformer. *IEEE Electrical. Insulation Magazine.*, vol. 22, No.5, pp. 2507-2512, 2015.

Annexe

La base de données utilisée dans cette consiste en 120 échantillons sélectionnés aléatoirement d'après une base de données de 481 échantillons reportée dans [11]. Les données utilisées contiennent 20 échantillons pour chaque type de défaut.

H2	CH4	C2H6	C2H4	C2H2	ACT
117	17	1	3	1	PD
407	28	15	21	0,001	PD
183	6	0,001	5	0,001	PD
166	21	38	6	0,001	PD
110	7	0,001	0,001	0,001	PD
111,7	19,4	104,1	6,4	3,8	PD
181,5	22	76	3,7	0,001	PD
230	15,9	16,3	1,9	2,4	PD
134	13	156	0,001	0,001	PD
1549,2	10,2	0,001	53,19	0,001	PD
1458	9	1812	0,001	0,001	PD
195	5,3	0,001	0,001	0,001	PD
106	4	2	1	0,001	PD
109	4	11	9	0,001	PD
109	16	0,001	0,001	0,001	PD
116	14	134	5,3	0,001	PD
113	21	48	0,001	4	PD
103,5	4,7	16,3	3,5	0,001	PD
160	24,7	38,5	0,001	0,001	PD
134	13	267	0,001	0,001	PD
2510	202	139	208	1730	D1
135	27	24	9	13	D1
174	27	6	12	29	D1
179	29	10	17	33	D1
142	17	4	7	38	D1
720	7	0,001	15	101	D1
163	26	7	19	133	D1
153	18	9	0,001	278	D1
111	2,8	47	0,001	27,5	D1
143	5,8	16	10,6	26,3	D1
137	6	11,4	6,4	16,5	D1
102	6	6	7	10	D1
115	25,5	110	12,2	8,6	D1
186	38,3	13	37	85,9	D1
151	13,5	50,7	5	9,2	D1
716	7,1	3,3	20	6,8	D1
716	7,1	33	20	6,8	D1
289	13,4	18,2	49,8	36,3	D1

3559	187	22	230	1140	D1
4879	262	15	332	1827	D1
47	9	4	16	81	D2
84	6	1	14	86	D2
35	11	0,001	7	146	D2
64	18	1	4	122	D2
63	22	15	11	76	D2
30	14	1	9	43	D2
80	28	4	15	107	D2
19	12	2	8	63	D2
152	116	7	131	414	D2
25	9	6	5	44	D2
156	55	103	13	16	D2
85	49	4	50	399	D2
392	153	82	45	236	D2
48	20	69	41	31	D2
50	42	98	10	33	D2
43	19	3	0,001	40	D2
59	20	120	5,5	8,9	D2
292	346	32	313	196	D2
26,6	4	0,001	8	50	D2
10	15	0,001	0,001	35	D2
42	124	1	8	0,001	T1
10	56	72	70	0,001	T1
9	38	93	8	0,001	T1
36	21	65	2	0,001	T1
161	38	210	13	0,001	T1
13	59	117	44	0,001	T1
10	44	106	28	0,001	T1
15	7	92	5	0,001	T1
85	98	315	30	0,001	T1
122	161	271	35	0,001	T1
69	174	267	15	0,001	T1
113	137	173	34	0,001	T1
111	67	105	9	0,001	T1
21	14	191	90	0,001	T1
31,2	8,9	119	4,4	0,001	T1
34	8,6	70,3	3,1	0,001	T1
10	24	80	5	0,001	T1
0,001	215	555	18,4	0,001	T1
0,001	153	395	11,7	0,001	T1

0,001	187	609	13	0,001	T1
15	139	160	343	0,001	T2
26	398	85	319	0,001	T2
50	274	95	320	6,3	T2
31	63	246	714	7	T2
2	5	81	172	0,001	T2
16	98	35	64	0,001	T2
2	123	7	18	0,001	T2
185	302	27	33	0,001	T2
14	15	42	73	0,001	T2
88,7	460,8	94,9	184,6	18,3	T2
119	670	286	934	19	T2
109	102	28	91	0,001	T2
0,001	4,9	81	172	0,001	T2
24	80	258	741	6	T2
180	175	75	50	4	T2
30,4	117	44,2	138	0,1	T2
27	90	42	63	0,2	T2
200	700	250	740	1	T2
1270	3450	520	1390	8	T2
360	610	259	260	9	T2

18	35	2	110	0,001	T3
10	4	1	87	0,001	T3
8	1	0,001	60	0,001	T3
21	42	4	92	0,001	T3
35	29	7	78	0,001	T3
8	88	45	252	0,001	T3
0,001	28	64	408	6	T3
0,001	106	170	871	6	T3
86	480	155	644	9	T3
121	450	146	898	116	T3
0,001	3,4	0,001	54	0,001	T3
4	2	1	63	0,001	T3
20	26	6	55	0,001	T3
34	174	52	361	0,001	T3
7	31	23	148	0,001	T3
89	281	145	1216	22	T3
0,001	10	17	68	5	T3
39	525	538	2925	16	T3
9	47	144	628	0,001	T3
12	270	0,001	275	0,001	T3