

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة عين تموشنت بلحاج بوشعيب

Université de Ain Temouchent- Belhadj Bouchaib

كلية العلوم والتكنولوجيا

Faculté des Sciences et de la Technologie

قسم الإلكترونيات

Département d'Électrotechnique



Projet de Fin d'Études

Pour l'obtention du diplôme de Master en Électrotechnique

**Domaine :** Électrotechnique **Filière :** Électrotechnique **Spécialité :** Commande Électrique  
**Thème**

**Amélioration du diagnostic des défauts des transformateurs électriques par la fusion d'algorithmes de machine learning utilisant les données AGD**

**Présenté par :**

- 1) Melle BAHY Fatima Zahra
- 2) Melle BELKENADIL Amel

**Devant le jury :**

<b>Dr AOUIMER DJILLALI</b>	UAT.B.B (Ain Temouchent)	Président
<b>Dr MESSAFEUR RAJAA</b>	UAT.B.B (Ain Temouchent)	Examineur
<b>Dr BOUDJELLA FATIMA ZOHRA</b>	UAT.B.B (Ain Temouchent)	Encadrant(e)

*Année Universitaire 2024/2025*



## **Remerciement**



Concernant ce travail, nous aimerions exprimer notre sincère gratitude à Allah, le Tout-Puissant, pour nous avoir donné la force, l'endurance et la patience nécessaires pour mener à bien cette recherche.

Nos sincères remerciements vont à **Dr BOUDJELLAFATIMA ZAHRA**, notre encadrante, pour son soutien indéfectible, son intégrité scientifique et la qualité de ses conseils tout au long de l'élaboration de ce mémoire. Sa disponibilité et son expertise ont été d'une grande aide pour mener à bien ce travail.

Nous reconnaissons également la qualité de l'enseignement dispensé et les compétences que nous avons acquises à la faculté des sciences et technologies de **l'Université Belhadj Bouchaïb-Aïn Témouchent**.

Nous exprimons notre gratitude aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant de revoir ce travail et pour leurs commentaires et recommandations, qui nous aideront sans aucun doute à réfléchir plus profondément

Enfin, nos pensées les plus chaleureuses vont à nos familles et à tous ceux qui nous ont soutenus moralement tout au long de ce parcours académique, que ce soit localement ou internationalement.





## ***Dédicace***



### **À ma chère maman,**

Aucun mot ne pourra jamais exprimer toute ma reconnaissance envers toi. Les mots sont trop faibles pour décrire ton amour, ton courage et tes sacrifices

Merci pour ton soutien indéfectible tout au long de mon parcours, pour ta patience et ton dévouement.

Merci d'avoir assumé le rôle de maman et de papa avec tant de force et d'amour. Tu es et resteras toujours mon pilier.

**À mon cher papa,** que Dieu ait ton âme en paix et t'accorde une place dans Son vaste paradis

Aujourd'hui, ta petite fille est devenue grande. J'ai tenu ma promesse, papa. J'ai terminé mes études, et j'élève fièrement ton nom. Dors en paix, car je poursuis mon chemin avec foi et détermination.

### **À ma sœur adorée,**

Ton parcours m'a toujours inspirée. En tant qu'enseignante dans cette même université, tu as été pour moi un modèle de persévérance, de réussite et de sagesse. Merci d'avoir été là, de m'avoir soutenue et guidée avec amour et générosité.

### **À mes frères bien-aimés**

Merci d'avoir comblé l'absence de papa par votre présence, votre amour et votre soutien. Vous avez cru en moi, et cela m'a portée.

### **À mes tantes chéries**

Vous avez toujours été là pour moi, parmi les premières à me soutenir et à croire en moi. Merci infiniment pour votre présence, votre amour et vos encouragements constants. Votre rôle a été précieux dans mon parcours.

Merci également à tous mes amis chers et à mes camarades, Pour les moments précieux que nous avons partagés, pour vos encouragements et votre belle énergie.

Ce diplôme, je vous le dédie à tous. Vous êtes une partie essentielle de cette réussite. Mille mercis.

**BAHI FATIMA ZAHRA**





## ***Dédicace***



### **À ma chère tante, Belkenadil hadjria**

Toi qui as été une mère lorsque la mienne m'a manquée, un refuge tendre dans les hivers de ma vie. Ton amour m'a bercée, ton regard m'a guidée, et ta main n'a jamais lâché la mienne. Tu es l'âme douce qui a façonné la mienne, et ton cœur, plus vaste que le monde, m'a appris à aimer et à me relever. C'est grâce à toi que je me tiens aujourd'hui là où je suis, la tête haute et le cœur fier.

### **À l'époux de ma tante, Ouerd Benslama Baghdadi**

Présent dans chaque étape, tu as été un père dans le sens le plus noble du mot. Ton soutien discret, ta tendresse silencieuse, et ta force tranquille ont été des piliers dans ma vie. Merci d'avoir été cet homme de cœur et d'honneur qui a toujours cru en moi.

### **À mon père, Belkenadil Saïd**

Avec tout le respect qui t'est dû, je reconnais ta place dans mon histoire. Nos chemins ont peut-être été discrets, mais tes racines sont en moi, et ce pas que je franchis aujourd'hui, c'est aussi une partie de ton héritage

### **À ma précieuse cousine, Ouerd Benslama yamina**

Tu es bien plus qu'une cousine : une sœur d'âme, une amie fidèle. Ton écoute, ta présence et ta lumière ont illuminé mes jours les plus calmes comme les plus sombres. Chaque instant partagé avec toi est un souvenir gravé dans mon cœur.

### **À mes cousins chéris,**

Vous avez été pour moi bien plus que de la famille, vous êtes mes frères de cœur, mes complices d'enfance et de vie. Votre affection, votre humour, vos présences sincères ont rendu ce parcours plus doux et plus fort.

Je tiens également à remercier tous mes chers amis, ma famille et mes camarades, pour les précieux moments que nous avons partagés, pour vos encouragements et votre belle énergie positive. Je dédie ce travail à ceux qui m'ont soutenue avec patience et amour. Il est le fruit de votre présence, et ma gratitude est infinie.

**BELKENADIL AMEL**



---

## Tableau des matières

Introduction générale.....	1
<b>Chapitre 01: Généralités Sur Les Transformateurs</b>	
I.1 Introduction.....	3
I.2 Définition et rôle du transformateur .....	4
I.3 Caractéristiques.....	5
I.4 Symboles électriques du transformateur.....	5
I.5 Principe de fonctionnement des transformateurs .....	6
I.5.1 Rendement.....	7
I.6 Typologie des transformateurs.....	8
I.6.1 colonnes.....	8
I.6.2 Cuirassés.....	9
I.7 Constitution.....	11
I.7.1 Circuit Magnétique.....	11
I.7.2 Circuit électrique .....	12
I.7.3 Groupe de couplage.....	14
I.7.3.1 Couplage étoile -étoile (Yy) .....	15
I.7.3.2 Couplage Triangle - Triangle (Dd).....	15
I.7.3.3 Couplage Étoile - Triangle (Yd).....	15
I.7.3.4 Couplage Triangle - Étoile (Dy).....	15
I.7.3.5 Couplage Zig-Zig (Z) .....	15
I.8 Système d'isolation des transformateurs .....	17
I.8.1 Isolation solide.....	17
I.8.1.1 Isolation solide conventionnelle .....	17
I.8.1.2 Décomposition par vieillissement de papier.....	18
I.8.1.3 Isolation Solide Haute Température .....	20
I.8.2 Isolation liquide .....	21
I.8.3 Isolation liquide conventionnelle.....	21
I.8.4 Isolation liquide haute température huiles synthétiques et végétales .....	22
I.9 Système de refroidissement .....	23
I.10 Utilisations des transformateurs de puissance .....	25
I.11 Conclusion .....	26

## **Chapitre 02: Diagnostic des Transformateurs de Puissance «entre méthodes traditionnel et l'intelligence artificiel»**

II.1	Introduction .....	28
II.2	Définition du diagnostic .....	28
II.3	Diagnostic électrique : prévention et fiabilité.....	29
II.4	Terminologie de diagnostic .....	29
II.5	Défauts dans le transformateur de puissance.....	30
II.5.1	Défauts externes .....	32
II.5.2	Défauts internes.....	32
II.6	Défaillances du transformateur et leurs causes.....	34
II.7	Méthodes de surveillance et diagnostic d'une isolation de Transformateur .....	34
II.7.1	Méthodes traditionnel « Analyses d'huile ».....	35
II.7.1.1	Analyse physico-chimique .....	35
II.7.1.2	Analyse des furanes .....	36
II.7.1.3	Analyse des gaz dissous.....	36
A)	Intérêts d'AGD.....	37
B)	Relation entre gaz générés et le type de défaut dans le transformateur de puissance .....	37
1)	Echantillonnage de l'huile.....	38
2)	Appareillage .....	39
3)	Mode opératoire .....	39
C)	Différentes méthodes d'analyse des gaz dissous.....	40
II.7.2	Méthodes Modernes .....	48
II.7.2.1	Définition de l'intelligence artificielle (IA).....	49
II.7.2.2	Origines de l'intelligence artificielle.....	49
II.7.2.3	Domaines d'application de l'intelligence artificielle.....	49
II.7.2.4	Avantages et inconvénients de l'intelligence artificielle .....	50
II.7.2.5	Diagnostic par l'intelligence artificielle .....	50
II.7.2.6	Catégories de l'intelligence artificielle.....	51
II.7.2.7	Apprentissage automatique (Machine Learning) .....	52
1)	Définition .....	51
II.7.2.8	Catégorisation pour de l'apprentissage .....	52
1-	Apprentissage Supervisé.....	52

2- Apprentissage non Supervisé.....	53
3- Apprentissage par renforcement.....	54
II.7.2.9 Méthode de classification basée sur L'apprentissage automatique (Machine Learning).....	54
II.7.2.10 Apprentissage profond (Deep Learning).....	55
II.8 Conclusion.....	56
<b>Chapitre 03: Simulation, Comparaison et Fusion des Algorithmes de Classification en apprentissage automatique</b>	
III.1 Introduction.....	58
III.2 Matérielles et Méthode.....	58
III.2.1 Méthodologie.....	58
III.3 Data.....	62
1. Distribution des donner.....	62
2. Analyse fondée sur les données d'ÉTAT.....	63
3. Analyse fondée sur les données de GRAVITE.....	66
III.4 Algorithms.....	70
III.4.1 K- Nearest Neighbor KNN.....	70
III.4.2 Arbre De Décision.....	71
III.4.3 Forêt Aléatoire.....	72
III.4.4 Machine À Vecteurs De Support SVM.....	72
III.5 Évaluation Des Performances.....	73
A) Accuracy.....	73
B) Precision.....	74
C) Recall.....	74
D) F-Mesure (F1-Score).....	74
E) Cohen Kappa.....	75
III.6 Résultats et discussion.....	75
III.6.1 Analyse basée sur les données d'ÉTAT.....	75
1- Interprétation.....	78
2- Analyse comparative des performances par algorithme.....	78
1. Random Forest.....	78
2. Decision Tree.....	79
3. k-Nearest Neighbors (KNN).....	79
4. Support Vector Machine (SVM).....	80

5. Fusion Decision Tree et Random Forest.....	81
6. Fusion KNN et SVM.....	81
III.6.2 Analyse basée sur les données de GRAVITÉ.....	82
▪ Interprétation.....	85
▪ Méthodes de Normalisation.....	85
▪ Fusions d'Algorithmes.....	86
III.7 Validation.....	86
III.8 Conclusion.....	87
Conclusion générale.....	89

## Liste des figures

### Chapitre 01: Généralités sur les transformateurs

Figure 1.1: Transformateur principal d'évacuation vers le réseau HT – Centrale électrique de ERGA .....	3
Figure 1.2: Transformateur de puissance .....	4
Figure 1.3: Plaque signalétique de transformateur .....	5
Figure 1.4: Symboles électriques du transformateur monophasé .....	5
Figure 1.5: Symboles du transformateur triphasé .....	6
Figure 1.6: Enroulements primaires (A) et secondaires (B) d'un transformateur enroulé sur un noyau magnétique (C) .....	6
Figure 1.7: Bilan des puissances .....	8
Figure 1.8: Transformateur à colonnes .....	9
Figure 1.9: Transformateur cuirassé .....	9
Figure 1.10 : Transformateurs immergés -1- Et Transformateurs secs-2- .....	10
Figure 1.11: Différent type de transformateur .....	10
Figure 1.12: Schéma structurel d'un transformateur de puissance .....	11
Figure 1.13: La cuve d'un transformateur de puissance .....	12
Figure 1.14 : Enroulement de transformateur .....	13
Figure 1.15: Conservateur d'huile de transformateur .....	13
Figure 1.16: Schéma électrique d'un transformateur réel .....	14
Figure 1.17: Couplage de primaire .....	16
Figure 1.18: couplage de secondaire .....	16
Figure 1.19: Différents types de papier isolant .....	17
Figure 1.20: Motif élémentaire d'une cellulose .....	18
Figure 1.21 Schéma du mécanisme de la dégradation huile/papier .....	19
Figure 1.22: Structure chimique élémentaire de l'aramide .....	20
Figure 1.23: Processus de raffinage pour les huiles brutes .....	22
Figure 1.24: Structure chimique générale des huiles silicones .....	23
Figure 1.25: Système de refroidissement .....	24
Figure 1.26: Emplacement d'un transformateur dans le réseau électrique .....	26

## **Chapitre 02: Diagnostic des Transformateurs de Puissance «entre méthodes traditionnel et l'intelligence artificiel»**

Figure 2.1: Principe général du processus de diagnostic .....	29
Figure 2.2: Exemple d'un défaut type court-circuit .....	32
Figure 2.3: Point chaud sur le sélecteur d'un régleur en charge .....	33
Figure 2.4: Fuite d'huile de transformateur .....	33
Figure 2.5: Evolution des gaz dissous en fonction de la température de l'huile .....	38
Figure 2.6: Schéma de principe d'un appareil de chromatographie en phase gazeuse .....	39
Figure 2.7: Triangle de Duval .....	45
Figure 2.8: Méthodes du diagnostic .....	51
Figure 2.9: Relation entre IA, machine-Learning, Deep Learning .....	51
Figure 2.10: Catégories d'apprentissage automatique .....	52
Figure 2.11: Différence entre la classification et la régression .....	53
Figure 2.12: Différence entre l'apprentissage supervisé et non-supervisé .....	54
Figure 2.13: Types d'algorithmes d'apprentissage automatique.....	54

## **Chapitre 03: Simulation, Comparaison et Fusion des Algorithmes de Classification en apprentissage automatique**

Figure 3.1: Schéma global du processus de diagnostic des transformateurs basé sur l'analyse des gaz dissous (DGA) et l'intelligence artificielle.....	59
Figure 3.2: Distribution des rapports de gaz en fonction des états E, N, T (brute).....	63
Figure 3.3: Distribution des rapports de gaz en fonction des états E, N, T (min max).....	64
Figure 3.4: Distribution des rapports de gaz en fonction des états E, N, T (logarithmique)....	65
Figure 3.5: Analyse visuelle des rapports de gaz selon la gravité des défauts (brute).....	67
Figure 3.6: Analyse visuelle des rapports de gaz selon la gravité des défauts (MIN-MAX)...	68
Figure 3.7: Analyse visuelle des rapports de gaz selon la gravité des défauts (logarithme)....	69
Figure 3.8: K- Nearest Neighbor KNN .....	71
Figure 3.9: Arbre de Décision.....	71
Figure 3.10: Forêt Aléatoire .....	72
Figure 3.11: Machine À Vecteurs De Support SVM .....	73
Figure 3.12: comparaison graphique des performances des algorithmes de classification selon les normalisations.....	77

Figure 3.13: Performances moyennes selon les méthodes de normalisation et les algorithmes de classification .....	78
Figure 3.14: Analyse graphique des résultats des algorithmes de classification selon les techniques de normalisation .....	84
Figure 3.15: Comparaison des performances moyennes en fonction des méthodes de normalisation et des algorithmes de classification .....	85

## **Liste des tableaux**

### **Chapitre 01: Généralités sur les transformateurs**

Tableau 1.1: Représentation du différent couplage d'un transformateur .....	16
Tableau 1.2: Différentes marques de papier aramide .....	20
Tableau 1.3: Nature du vecteur de refroidissement .....	24
Tableau 1.4: Nature de la circulation du diélectrique .....	24
Tableau 1.5: Type de refroidissement .....	25

### **Chapitre 02: Diagnostic des Transformateurs de Puissance «entre méthodes traditionnel et l'intelligence artificiel»**

Tableau 2.1: Défauts associés aux contraintes, leurs causes et les éléments concernés .....	31
Tableau 2.2: Abréviations .....	42
Tableau 2.3: Étude des rapports par CEI 60599 .....	42
Tableau 2.4: Rapports des Gaz clé- Doernenburg .....	43
Tableau 2.5: Concentration de Gaz dissous .....	44
Tableau 2.6: Rapports, Intervalles et Codes de Roger .....	47
Tableau 2.7: Codes et défauts selon la méthode de Rogers .....	48
Tableau 2.8: machine learning VS deep learning .....	56

### **Chapitre 03: Simulation, Comparaison et Fusion des Algorithmes de Classification en apprentissage automatique**

Tableau 3.1: Forme et répartition des données .....	62
Tableau 3.2: Résultats de classification pour les données ÉTAT avec différentes normalisations et combinaisons d'algorithmes .....	76
Tableau 3.3: Résultats de classification pour les données GRAVITÉ avec différentes normalisations et combinaisons d'algorithmes .....	83
Tableau 3.4 : Résultats de validation de la fusion des algorithmes KNN et SVM (les données de gravité) .....	87
Tableau 3.5 : Résultats de validation de la fusion des algorithmes KNN et SVM (les données de d'état) .....	87

# **Introduction générale**

## Introduction générale

Les réseaux de distribution et de transport d'énergie dépendent fortement des transformateurs électriques. Ces dispositifs nécessaires garantissent la conversion des niveaux de tension, permettant le fonctionnement efficace des systèmes électriques à grande échelle. Par conséquent, la fiabilité des transformateurs est essentielle pour prévenir les interruptions d'alimentation, maintenir l'équilibre du réseau et éviter des incidents techniques coûteux. Comme l'ont noté Tenbohlen et Stirl (2009), les transformateurs sont des nœuds critiques dans les réseaux électriques, et leur surveillance continue est essentielle [1].

Cependant, les transformateurs peuvent être sujets à diverses défaillances internes, telles que des échauffements anormaux, des décharges partielles, la dégradation de l'isolation ou des défauts de contact. Ces anomalies évoluent souvent de manière lente et silencieuse. Pour cette raison, la mise en place d'un diagnostic préventif est indispensable [2].

Le diagnostic préventif vise à détecter les défauts potentiels dès le départ afin d'éviter les problèmes et de maximiser la maintenance. C'est un outil stratégique qui permet de prolonger la durée de vie des équipements, de réduire les coûts d'intervention et d'améliorer la sécurité des installations. Parmi les techniques les plus couramment utilisées figurent les inspections visuelles, les mesures électriques (telles que la tangente delta, la résistance à l'isolement et la tension de claquage), ainsi que les analyses physico-chimiques de l'huile isolante. Ces dernières permettent de mesurer la teneur en eau, l'indice d'acidité, la rigidité électrique, voire la concentration en composés furanes, qui sont des indicateurs de la détérioration du papier isolant.

L'une de ces méthodes pour détecter les défauts internes est l'Analyse des Gaz Dissous (AGD). Elle est basée sur la détection et l'analyse des gaz produits par la dégradation des matériaux isolants sous l'influence de contraintes thermiques ou électriques. Des gaz tels que l'hydrogène, le méthane, l'éthanol, l'acétylène, le monoxyde et le dioxyde de carbone permettent d'identifier le type de défaut, tel que le chauffage localisé, l'arc électrique ou la décharge partielle. L'interprétation des résultats dépend de normes telles que l'IEEE C57.104-2008, l'IEC 60599, ou même les diagrammes de Duval [3]. Des études telles que celles de Zhou et al. (2016) ou Ahmed et al [4]. (2020) confirment l'efficacité de l'AGD dans la détection précoce des anomalies.

Toutefois, les approches traditionnelles ont des limitations car elles reposent souvent sur des règles empiriques, s'appuient sur l'expérience humaine et ne parviennent pas à utiliser efficacement la vaste quantité de données produites par les systèmes de surveillance modernes et les caméras. À la lumière de cela, des technologies intelligentes comme l'intelligence artificielle (IA) et l'apprentissage automatique offrent des solutions créatives qui permettent l'automatisation, l'optimisation et la stabilisation des processus de diagnostic [5].

Ce mémoire s'articule autour de trois parties principales :

Le premier chapitre fournit des informations générales sur les transformateurs électriques, y compris leur fonction, leur structure et leur domaine d'utilisation ainsi que leur rôle dans les réseaux.

Le deuxième chapitre discute de diverses techniques de diagnostic en comparant les méthodes traditionnelles (telles que l'AGD et les analyses physico-chimiques) avec les approches contemporaines basées sur l'IA, telles que les algorithmes de classification et les algorithmes de détection de défauts

La mise en œuvre, la simulation et l'évaluation des modèles d'apprentissage automatique pour le diagnostic basé sur les données AGD sont couvertes dans le Chapitre 3. Plusieurs techniques de modélisation, de visualisation et de traitement sont testées en utilisant la plateforme KNIME. Les performances et la robustesse de divers algorithmes, y compris KNN, SVM, les arbres de décision et les forêts arithmétiques, sont comparées.

# **Chapitre 01 : Généralités sur les transformateurs**

## I.1 Introduction

Les transformateurs de puissance occupent une place essentielle dans les réseaux électriques modernes. Ils assurent la conversion des niveaux de tension, facilitant ainsi le transport efficace de l'électricité sur de longues distances tout en minimisant les pertes énergétiques. Grâce à leur rôle stratégique, ils garantissent une distribution stable et adaptée aux besoins des consommateurs, qu'ils soient industriels, commerciaux ou domestiques.

Dans un réseau électrique, ces dispositifs interviennent à différentes étapes : au niveau de la production, ils élèvent la tension pour réduire les pertes lors du transport à haute tension, tandis qu'au niveau de la distribution, ils l'abaissent progressivement pour l'adapter aux équipements finaux. Leur bon fonctionnement est donc crucial pour assurer la continuité et la fiabilité de l'alimentation électrique [6]

Dans ce chapitre, nous explorerons les aspects fondamentaux des transformateurs de puissance, en abordant leur définition et leur rôle au sein des réseaux électriques. Nous nous intéresserons également à leurs composants principaux et à leur mode de fonctionnement afin de mieux appréhender leur importance dans les infrastructures énergétiques [7].

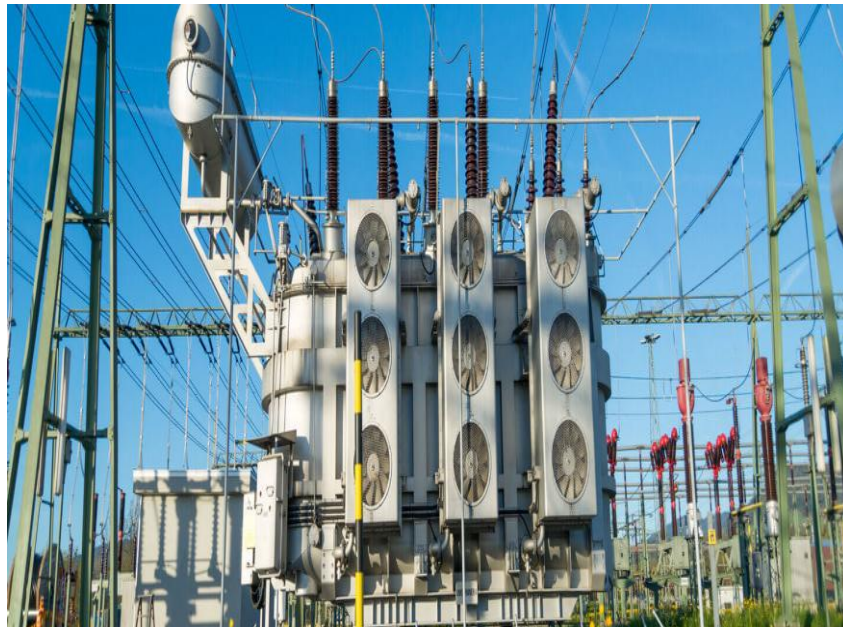


**Figure 1.1:** Transformateur principal d'évacuation vers le réseau HT – Centrale électrique de TERGA

## I.2 Définition et rôle du transformateur

Un transformateur est un appareil statique de transformation par induction, comprenant deux ou plusieurs bobinages fixes qui sont couplés inductivement. Il facilite la conversion des paramètres de l'énergie électrique en courant alternatif (tension, force du courant, fréquence, nombre de phases) grâce au processus d'induction électromagnétique.

Sa mission principale est de modifier la tension et l'intensité du courant fourni par une source électrique alternative, tout en préservant la fréquence et le profil de l'onde. Il se compose d'un cœur ferromagnétique sur lequel sont disposés deux bobinages : un bobinage primaire et un bobinage secondaire. Le transfert d'énergie du primaire au secondaire se fait via le circuit magnétique.



**Figure 1.2:** Transformateur de puissance

Les transformateurs jouent un rôle essentiel dans le transport et la distribution de l'énergie électrique.

✓ **En mode élévateur**, ils permettent d'augmenter la tension pour transporter l'électricité sur de longues distances tout en réduisant les pertes énergétiques, la section des câbles et la taille des pylônes.

✓ **En mode abaisseur**, ils adaptent la tension à des valeurs compatibles avec les réseaux de distribution régionaux et locaux, garantissant ainsi une alimentation sécurisée et stable pour les consommateurs.

### I.3 Caractéristiques

Le transformateur possède des caractéristiques suivantes [8] :

- Puissance nominale : exprimée par la puissance apparente en Volt Ampère (VA) ou (KVA)
- Rapport de transformation : est défini comme le rapport de la tension de sortie à la tension d'entrée du transformateur.
- Rapport entre la tension de sortie à vide et en charge
- Rendement : c'est le rapport de la puissance sortie sur la puissance entrée
- Poids de matériel et d'huile



Figure 1.3: Plaques signalétiques de transformateur

### I.4 Symboles électriques du transformateur

Le transformateur peut être représenté par l'un des symboles reportés sur les figures 1.4 et

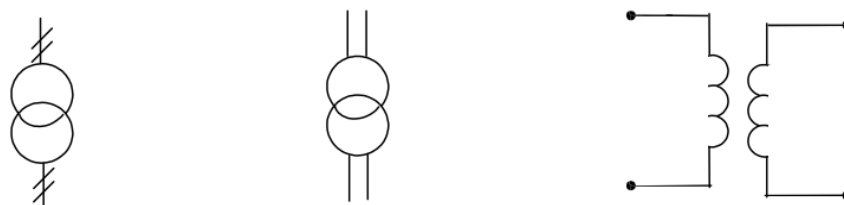
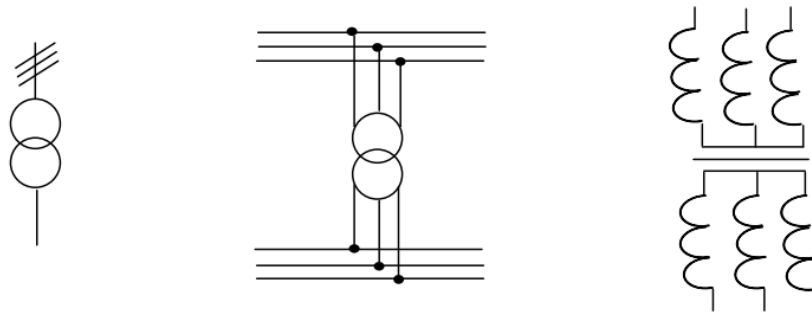


Figure 1.4: Symboles électriques du transformateur monophasé [3]

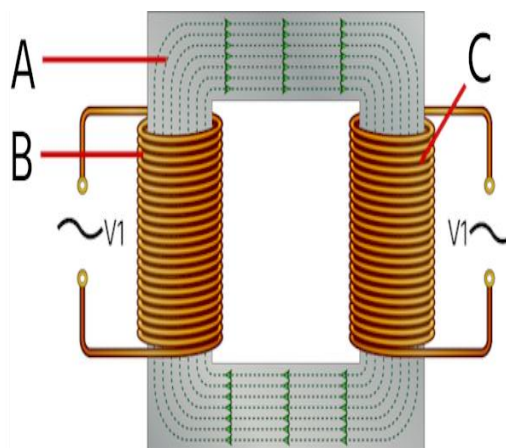


**Figure 1.5:** Symboles du transformateur triphasé [3]

## I.5 Principe de fonctionnement des transformateurs

Conformément à la loi de Faraday, lorsqu'un flux magnétique variable  $\phi$  traverse le circuit magnétique d'un transformateur, une force électromotrice (f.é.m.) est induite dans chacun des enroulements. Cette f.é.m. est proportionnelle à la variation temporelle du flux ( $d\phi/dt$ ) ainsi qu'au nombre de spires de l'enroulement concerné [10]. Le transformateur se compose de deux bobinages distincts (voir figure 1.6), généralement désignés comme enroulements primaire et secondaire, enroulés autour d'un noyau magnétique commun, permettant le transfert d'énergie par induction électromagnétique.

- Enroulement primaire (A) : collecte la puissance
- Enroulement secondaire (B) : fournit l'énergie



**Figure 1.6:** Enroulements primaires (A) et secondaires (B) d'un transformateur enroulé sur un noyau magnétique (C) [10]

Comme le montre la figure 1.6, les enroulements primaire et secondaire sont tous connectés ensemble sur un noyau de circuit magnétique ferreux, mais ils ne sont pas en

contact les uns avec les autres. Le noyau est constitué d'un matériau magnétique composé de tôles (figure 1.6, étiquetée C) qui sont reliées entre elles pour réduire les pertes dans le noyau. La perte dans le noyau est la perte d'énergie dans le noyau causée par un flux magnétique alternatif. Un champ magnétique instable finit par détruire la capacité de fonctionnement du noyau [10]

Le courant circule à travers la bobine et un flux magnétique est produit lorsque le circuit électrique primaire (figure 1.6, étiqueté A) est connecté à une source électrique alternative. Une partie de ce champ magnétique est constituée d'enroulements secondaires (figure 1.6, étiquetée B) par induction mutuelle, ce qui entraîne un flux de courant et une tension du côté secondaire (charge). La tension générée par la charge est proportionnelle au nombre de tours des enroulements secondaires par rapport aux tours des enroulements primaires. Le rapport de transformation fournit le changement de tension et de courant.

$$\mathbf{m} = \frac{V_1}{V_2} = \frac{N_1}{N_2} = \frac{I_2}{I_1} \quad \mathbf{Eq (1.1)}$$

- $V_1$  : tension appliquée à l'enroulement primaire,
- $V_2$  : tension induite au niveau de l'enroulement secondaire (chargé),
- $N_1$  : le nombre de spires dans l'enroulement primaire,
- $N_2$  : le nombre de spires dans l'enroulement secondaire,
- $I_1$  : le courant circulant dans l'enroulement primaire,
- $I_2$  : le courant circulant dans l'enroulement secondaire.

### **I.5.1 Rendement**

Le rendement du transformateur est égal au rapport de la puissance qu'il fournit à celle qu'il reçoit et il est max quand les pertes soient égales à zéro [3]

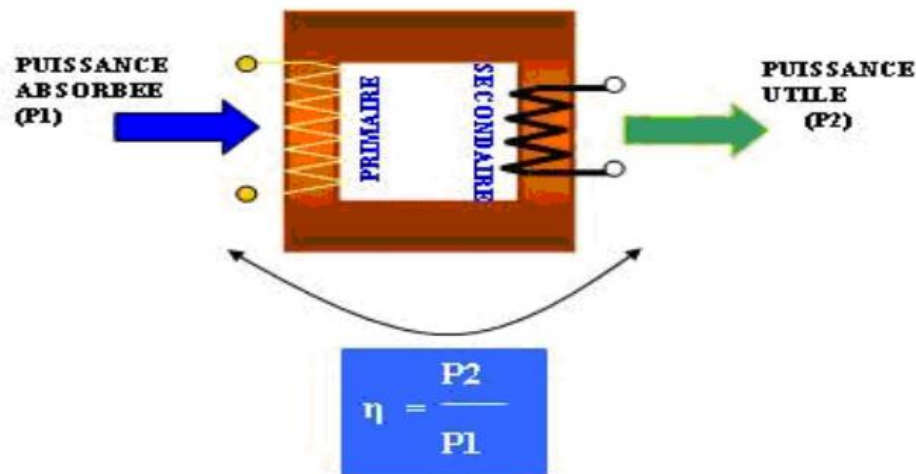


Figure1.7: Bilan des puissances [11]

## I.6 Typologie des transformateurs

- ✓ **Par leurs fonctions** : Élévateur/abaisseur, de Puissance, de courant, de potentiel
- ✓ **Par leurs services** : Transformateurs de génération, transformateurs de postes (interconnexion, distribution), transformateurs spéciaux (Traction, Fours, déphaseurs).
- ✓ **Par leurs constructions** : A colonnes, cuirassés.

### I.6.1 Colonnes

Cette technologie repose sur l'utilisation de bobinages cylindriques enroulés autour des noyaux du circuit magnétique. Les enroulements de haute et basse tension sont généralement imbriqués, c'est-à-dire placés concentriquement, afin d'optimiser le couplage magnétique et de réduire la longueur des conducteurs. Cette configuration, plus compacte et plus efficace que les arrangements traditionnels, est particulièrement adaptée aux transformateurs de haute tension et de grande puissance.

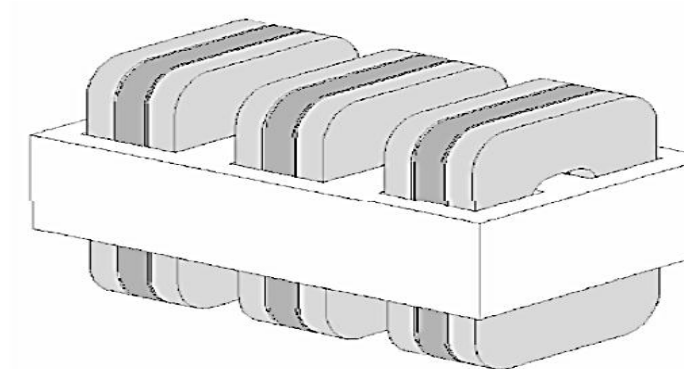
Les enroulements peuvent être installés sur un circuit magnétique à trois colonnes ou noyaux, une architecture qualifiée de circuit à flux forcé [12].



**Figure 1.8:** Transformateur à colonnes

## I.6.2 Cuirassés

Dans ce type de transformateur, le circuit magnétique enveloppe complètement les enroulements des deux côtés, assurant ainsi un excellent confinement du flux. La cuve métallique, en plus de contenir l'ensemble, garantit un serrage optimal, conférant à l'appareil une grande rigidité mécanique ainsi qu'une compacité remarquable. Ce type de conception est particulièrement adapté aux réseaux de transport et de répartition d'énergie, où les surtensions transitoires sont fréquentes. Afin de limiter les contraintes engendrées par les champs électriques dans les enroulements, des écrans électrostatiques sont généralement intégrés [12]



**Figure 1.9:** Transformateur cuirassé [3]

- ✓ **Par leurs nombre de phases** : Triphasé, Monophasé.
- ✓ **Par le type d'isolation** : de la partie active, les types d'isolation sont :
  - ❖ Transformateurs immergés.
  - ❖ Transformateurs secs.



-1-



-2-

**Figure1.10** : Transformateurs immergés -1- Et Transformateurs secs-2-

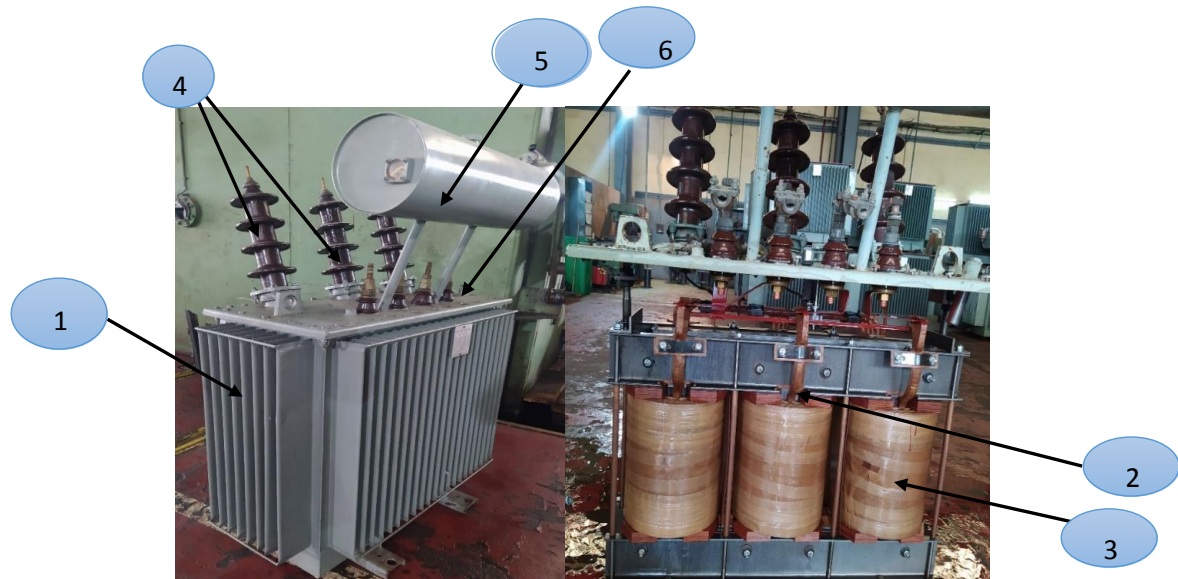
- ✓ **Par type de respiration** : Deux principes sont utilisés [13] :
  - ❖ Transformateurs dits « respirant ».
  - ❖ Transformateurs dits « hermétique ».
- ✓ **Par le nombre d'enroulement** : Transformateur de puissance avec Tertiaire.



**Figure1.11**:Différent type de transformateur

## I.7 Constitution

Le transformateur est composé de plusieurs parties qui fonctionnent de manière différente. Ceux-ci comprennent [14] :



**1-Cuve**

**3- Bobinage**

**5- Conservateur**

**2-Novau magnétique**

**4- Traversée**

**6- Changeur de prises**

Figure 1.12: Schéma structurel d'un transformateur de puissance [15]

### I.7.1 Circuit Magnétique

- **Le noyau magnétique :** Élément central du transformateur, le noyau magnétique accueille les enroulements. Il est généralement constitué de tôles empilées en fer doux afin de minimiser les pertes par courants de Foucault et les pertes par hystérésis. Ce noyau assure un chemin à faible réluctance pour le flux magnétique [14].
- **La cuve (ou bâti) :** Fabriquée à partir de feuilles d'acier, la cuve sert de structure de protection pour les bobines du transformateur. Elle conserve également l'huile isolante et aide à dissiper la chaleur générée par les diverses pertes internes.



**Figure1.13:** La cuve d'un transformateur de puissance [3]

- **L'huile de transformateur :** Utilisée dans les transformateurs immergés, l'huile isolante est une huile stable à haute température qui possède d'excellentes propriétés diélectriques. Elle permet non seulement d'assurer l'isolation électrique entre les composants internes, mais aussi de dissiper la chaleur
- **Le radiateur:** Le radiateur se compose d'un ensemble de conduites creuses, servant à transférer la chaleur de l'huile vers l'environnement extérieur. Ce système de refroidissement est essentiel pour maintenir la température de fonctionnement des enroulements dans des conditions de charge élevées.
- **Silice gel :** Matériau cristallin de couleur bleue, le gel de silice est utilisé pour absorber l'humidité de l'air entrant dans le conservateur du transformateur. Ce processus permet de préserver la qualité isolante de l'huile en empêchant la formation d'eau à l'intérieur du transformateur.

## **I.7.2 Circuit électrique**

- **Les enroulements :** Les transformateurs ont deux enroulements, l'enroulement primaire et l'enroulement secondaire. L'enroulement primaire est la bobine qui tire son énergie de la source. L'enroulement secondaire est la bobine qui fournit l'énergie à la tension transformée ou modifiée à la charge. Habituellement, ces deux bobines sont subdivisées en plusieurs bobines afin de réduire la création de flux.



**Figure 1.14** : Enroulement de transformateur



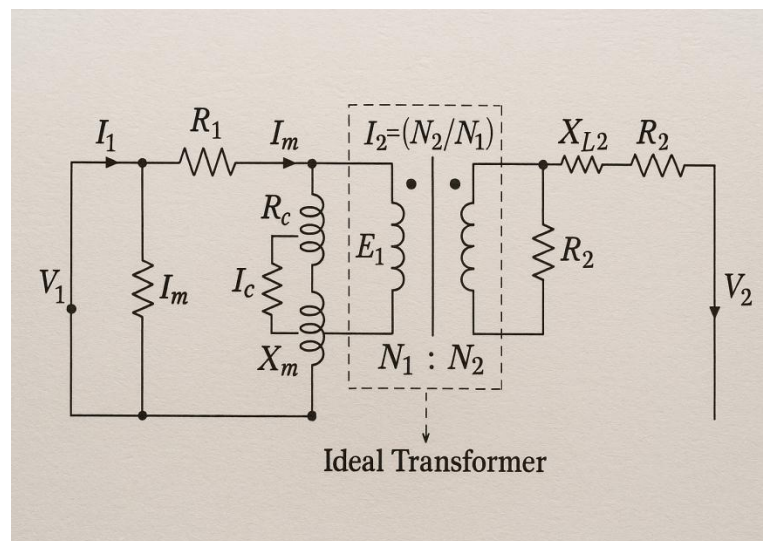
**Figure 1.15**: Conservateur d'huile de transformateur

- **Le conservateur d'huile** : Placé au sommet du transformateur, le conservateur sert de réservoir d'expansion pour l'huile isolante. Il compense les variations de volume de l'huile dues aux changements de température, sans modifier la pression interne du transformateur. Dans certaines conceptions, une poche flexible est intégrée à l'intérieur du conservateur afin d'éviter tout contact direct entre l'huile et l'air ambiant, ce qui limite l'oxydation et l'humidité.
- **Les traversées isolantes basse tension et haute tension** : Ces traversées assurent la connexion entre les enroulements internes et les lignes extérieures du réseau électrique. Elles sont isolées à l'aide de papier imprégné d'huile ou de porcelaine. Pour les très hautes tensions, certaines traversées sont immergées tandis que d'autres

peuvent être sèches. Elles jouent un rôle essentiel dans la transmission sûre de la puissance tout en assurant l'isolation électrique.

➤ **Impédances parasites :**

- ❖ Résistance des enroulements : Elle engendre des pertes ohmiques, sous forme de chaleur, lors du passage du courant dans les bobines.
- ❖ Inductance de fuite: Elle reflète les pertes liées au flux magnétique qui ne s'accouple pas entièrement entre les enroulements primaire et secondaire.



**Figure 1.16:** Schéma électrique d'un transformateur réel [16]

### I.7.3 Groupe de couplage

Dans les transformateurs triphasés, chaque phase possède ses propres enroulements. Il est donc nécessaire d'interconnecter ces trois phases ou plus précisément, chaque transformateur monophasé pour constituer un système triphasé cohérent. Le mode de connexion entre les phases est appelé "couplage". Ces couplages sont réalisés à l'aide de modules appelés coupleurs, qui comportent généralement deux indications essentielles :

- ✓ un symbole électrique représentant le type de connexion (étoile, triangle, zigzag, etc.)
- ✓ un indicateur horaire représentant le déphasage angulaire entre la tension du primaire et celle du secondaire de la phase A.

Les symboles de couplage les plus courants incluent Yy0, Dyn11, Yd5, etc., chacun ayant des implications spécifiques sur la distribution du courant, le déséquilibre des charges et le comportement transitoire du transformateur [8].

### I.7.3.1 Couplage étoile -étoile (Yy)

- Les deux enroulements sont connectés en étoile.
- Utilisé dans les réseaux de distribution haute tension.
- Nécessite un point neutre pour éviter les courants de déséquilibre.

### I.7.3.2 Couplage Triangle - Triangle (Dd)

- Les deux enroulements sont connectés en triangle.
- Utilisé pour des puissances élevées et pour réduire les harmoniques.
- Pas de point neutre.

### I.7.3.3 Couplage Étoile - Triangle (Yd)

- Primaire en étoile, secondaire en triangle.
- Fréquent pour les transformateurs abaisseurs.
- Permet de créer un réseau avec ou sans neutre côté secondaire.

### I.7.3.4 Couplage Triangle - Étoile (Dy)

- Primaire en triangle, secondaire en étoile.
- Fréquent pour les transformateurs élevateurs.
- Permet l'alimentation d'un neutre côté secondaire.

### I.7.3.5 Couplage Zig-Zig (Z)

- Enroulement spécial pour la compensation d'harmoniques.
- Utilisé pour fournir un neutre stable dans des conditions de déséquilibre

Chaque couplage est identifié par un code standard comme **Dyn11** :

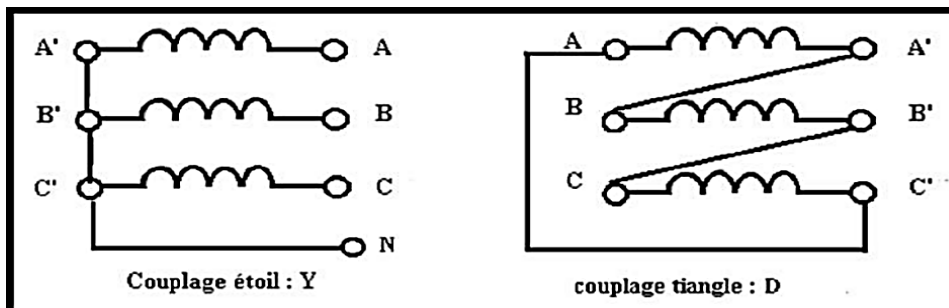
- **D** pour primaire en triangle
- **Y** pour secondaire en étoile
- **n** pour neutre disponible
- **11** pour le décalage de phase ( $30^\circ \times 11 = 330^\circ$ )

Les symboles sont toujours présentés partant du niveau de tension le plus élevé (en majuscule) vers les niveaux de tensions les plus faibles par ordre décroissant (en minuscules) [14]

**Tableau 1.1:** Représentation du différent couplage d'un transformateur [14]

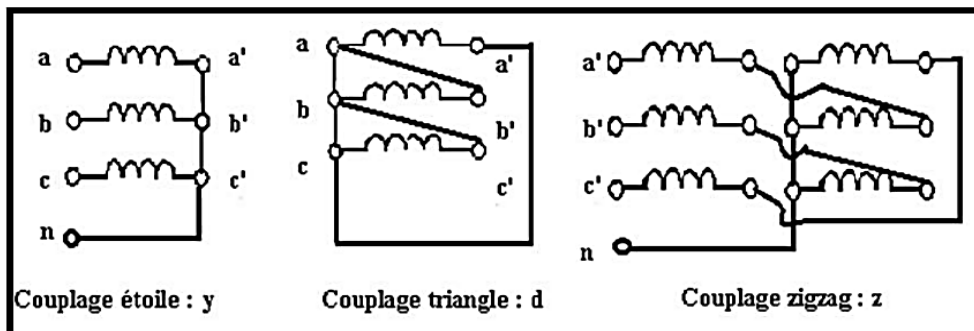
	Couplage		
	Étoiles-Y	Triangle D	Zig zag Z
Cote HT	Y	D	Z
Cote BT	y	d	b

Au primaire les enroulements peuvent être connectés soit en étoile(Y) soit en triangle (D) :



**Figure 1.17:** Couplage de primaire [8]

Au secondaire les enroulements peuvent être couplés de 3 manières différentes : étoile(y), Triangle (d) et zigzag (z) :



**Figure 1.18:** couplage de secondaire [8]

## I.8 Système d'isolation des transformateurs

Le système d'isolation sert à isoler les parties actives du transformateur (bobinage, circuit magnétique, etc.) et à assurer la fonction de refroidissement. Il est constitué d'une partie solide et d'une partie liquide (huile) [17]

### I.8.1 Isolation solide

Elle est constituée de papiers et de cartons. Le papier sert à l'isolation des enroulements et le carton sert à l'isolation entre les enroulements, et entre les enroulements et le noyau. Les papiers et les cartons sont imprégnés par le diélectrique liquide (huile) afin d'augmenter leur rigidité diélectrique, afin de réduire le risque de décharges partielles. On distingue trois types d'isolation solide [17] :

- ✓ Isolation solide conventionnelle : les papiers et les cartons sont à base de fibres de cellulose.
- ✓ Isolation solide haute température : les papiers et les cartons sont à base de polymères synthétiques (aramide).
- ✓ Isolation solide hybride : association des papiers cellulose et aramide.

#### I.8.1.1 Isolation solide conventionnelle

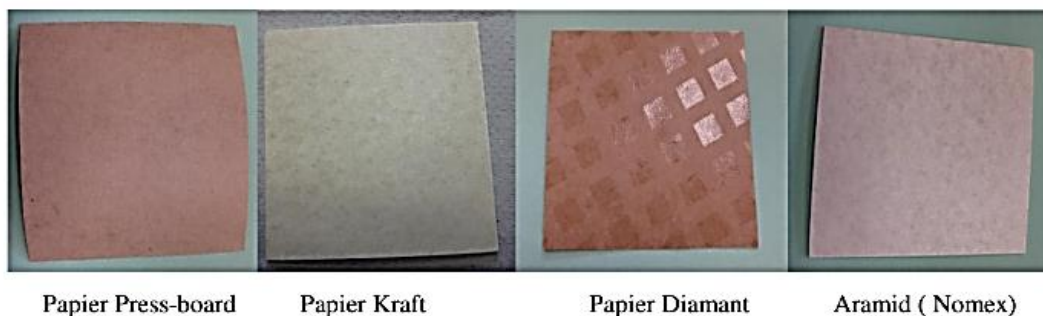


Figure 1.19: Différents types de papier isolant [18]

- ✓ **Composition du Papier et du Carton** : Le papier et le carton sont principalement constitués de fibres de cellulose issues de la pulpe de bois ou de fibres de coton [14]. Leur composition chimique se décompose comme suit : environ 90 % de cellulose, entre 6 et 7 % de lignine, 3 à 4 % d'hémicellulose (pentasone) et quelques traces de cations métalliques [14].
- ✓ **Structure et Caractéristiques de la Cellulose** : La cellulose est un polysaccharide linéaire appartenant à la série des -D-glucanes [19]. Elle se présente sous forme de chaînes d'environ 100 nm de long, constituées d'un enchaînement linéaire de motifs

d'anhydroglucose reliés par des liaisons glycosidiques de type  $\alpha$ -1-4. Le degré de polymérisation, qui représente le nombre moyen de motifs de glucose par chaîne, peut atteindre environ 1200 unités reliées par des ponts d'oxygène [20]

La Figure 1.20 illustre le motif élémentaire de la cellulose, mettant en lumière la répétition des unités de glucose dans sa structure.

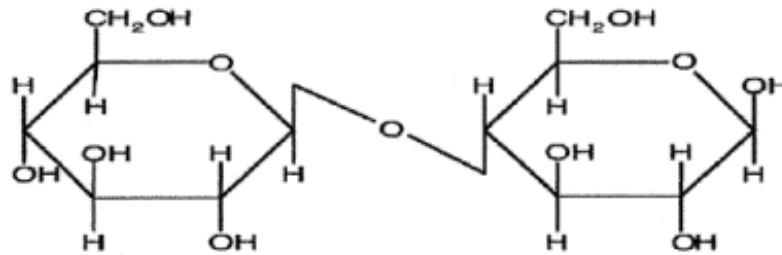


Figure 1.20: Motif élémentaire d'une cellulose [20]

- ✓ **Rôle et Caractéristiques des Hémicelluloses** : Les hémicelluloses sont des hétéropolysaccharides composés de divers monosaccharides possédant 5 ou 6 atomes de carbone. Elles se lient partiellement aux molécules de cellulose et aux lignines par des liaisons hydrogène, ce qui contribue à la cohésion de la fibre.
- ✓ **Rôle et Caractéristiques des Lignines** : Les lignines sont des polymères tridimensionnels irréguliers constitués de motifs de phénylpropane. Elles agissent comme un ciment dans la structure du papier en assurant la liaison et la stabilité des fibres. Toutefois, la lignine résiduelle présente dans la pâte est difficile à éliminer en raison de son inaccessibilité physique et de ses liaisons fortes avec les hydrates de carbone. Une élimination trop agressive risque d'entraîner des coupures dans les chaînes de cellulose, conduisant à une dépolymérisation significative.
- ✓ **Propriétés Diélectriques et Applications** : La constante diélectrique du papier est environ deux fois supérieure à celle de l'huile, ce qui permet son utilisation dans des zones soumises à un champ électrique très intense. Cette propriété est particulièrement exploitée pour renforcer l'isolation dans l'huile utilisée dans les transformateurs de puissance.

### I.8.1.2 Décomposition par vieillissement de papier

La décomposition d'isolation est un phénomène chimique. Trois mécanismes de dégradation sont souvent impliqués : l'hydrolyse acide, la pyrolyse et l'oxydation. Dans le cas

de L'hydrolyse, Le processus de décomposition se fait généralement en trois étapes. En effet, l'eau qui existe dans la cellulose dissocie l'acide (provenant de l'huile ou le papier) ; et les ions hydrogène résultant de ce mécanisme vont agir comme des catalyseurs pour dépolymériser le papier à travers les nœuds d'inter liaisons (liaisons glycoliques). Une molécule d'eau est consommée pour chaque liaison rompue suivie après par une série de réactions de déshydratation catalysées toujours par l'acide, conduisant à la libération de trois molécules d'eau de chaque unité du monosaccharide. Le squelette de l'unité restante, fait majoritairement en carbone, va se transformer en furanes. Donc, les principaux produits de la réaction de dégradation par hydrolyse sont l'eau et les furanes [21]. L'énergie d'activation associée à l'hydrolyse est entre 26 et 38.4 Kcal/mol. En apparence, et selon cette valeur, l'hydrolyse semble être le mécanisme le plus dominant dans les conditions opératoires normales en température du transformateur. Le deuxième facteur de dégradation est certainement l'oxygène qui entraîne l'oxydation de la cellulose. Quatre types d'oxydation sont possibles [22]:

- Oxydation du groupe primaire OH en aldéhyde avec la production d'une molécule d'eau.
- Oxydation du groupe secondaire OH en acide R-COOH.
- Oxydation du groupe secondaire OH en groupes cétoniques avec une production de deux molécules d'eau.
- l'huile minérale neuve est  $C_{20}H_{41}.6O_{0.3}$  avec une masse moléculaire moyenne située entre 250 et 300 [9]. La norme CEI 60296 spécifie les propriétés requises pour les huiles minérales utilisées dans les transformateurs [23]

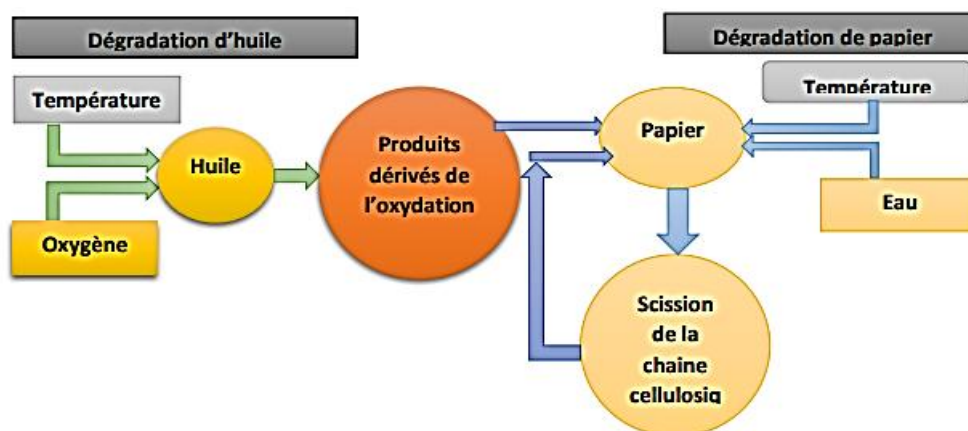


Figure 1.21: Schéma du mécanisme de la dégradation huile/papier [24]

### I.8.1.3 Isolation Solide Haute Température

- ✓ **Composition et Nature des Polymères Synthétiques** : Le papier et le carton utilisés pour l'isolation solide à haute température sont fabriqués à partir de polymères synthétiques appelés aramides. Ces polyamides aromatiques, issus du terme anglais « aromatic polyamide », se caractérisent par une longue chaîne polymère dans laquelle au moins 85 % des groupements amides ( $\text{—NH—CO—}$ ) sont directement liés à deux noyaux benzéniques [25]. Cette structure confère aux aramides une excellente résistance à la chaleur et de très bonnes propriétés mécaniques. (voir figure 1.22)

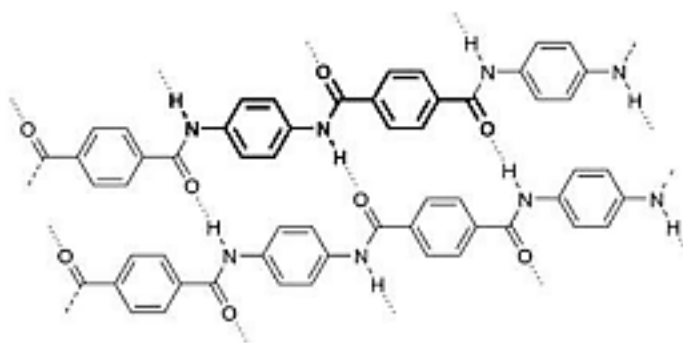


Figure 1.22: Structure chimique élémentaire de l'aramide [20]

- ✓ **Classification : Para-aramides et Méta-aramides** : Les polyamides se divisent en deux types : les para-aramides et les méta-aramides. Toutefois, dans le domaine de l'isolation électrique, ce sont exclusivement les méta-aramides qui sont employés en raison de leurs propriétés adaptées à ces applications [44]. Plusieurs fabricants produisent des modèles de méta-aramides, comme le montre le Tableau 1.2

Tableau 1.2: Différentes marques de papier aramide [20]

Fabricants	Pays	Marques
Du Pont de Nemours	USA	Nomex
Teijin	Pays-Bas et Japon	Technora et Conex
Yantai	Chine	New Star

- ✓ **Fabricants et Marques** : Divers fabricants internationaux proposent leurs propres versions d'aramides de type méta-aramide. Par exemple, DuPont de Nemours (USA) commercialise le Nomex, Teijin (Pays-Bas et Japon) offre les marques Technora et Conex, et Yantai (Chine) propose le New Star [26].
- ✓ **Focus sur le Nomex** : Le méta-aramide le plus utilisé dans le domaine de l'isolation électrique est le Nomex, développé par DuPont en 1961. Ce matériau présente une excellente isolation électrique même à haute température, sans se dégrader au-delà de 370 °C [26]. Ses principales caractéristiques comprennent une résistance remarquable à la chaleur et au feu, une grande résistance aux ultraviolets, une forte résistance chimique, une faible conductivité électrique et une faible contraction thermique.

## I.8.2 Isolation liquide

L'isolation liquide des transformateurs repose sur l'emploi de divers liquides isolants, principalement constitués d'huiles minérales [27], végétales ou de synthèse. Les huiles minérales, qui couvrent 90 à 95 % du marché en raison de leur faible coût, remplissent trois fonctions majeures :

- Évacuer la chaleur produite par les pertes au niveau des enroulements, du circuit magnétique et des isolants, en la transférant vers les dispositifs de refroidissement (radiateurs externes).
- Ralentir l'oxydation (la dégradation) de l'isolation solide.
- Assurer l'isolation électrique.

## I.8.3 Isolation liquide conventionnelle

Les huiles minérales sont obtenues par raffinage de bruts de pétrole. Ces pétroles bruts doivent passer par divers stades de raffinage pour donner des huiles isolantes conformes aux applications électrotechniques [28]. La composition des huiles minérales isolantes dépend de la composition des pétroles d'origine. Elles contiennent près de 3000 molécules [20] différentes, Ces molécules ne comportent que du carbone et de l'hydrogène. Elles sont divisées en trois groupes comme le montre la figure 1.23 : Les alcanes (ou paraffines), les cyclanes (ou naphènes) et les composés aromatiques. 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 structure générale de l'huile minérale neuve est  $C_{20}H_{41.6}O_{0.3}$  avec une masse moléculaire moyenne située entre

250 et 300. La norme CEI 60296 spécifie les propriétés requises pour les huiles minérales utilisées dans les transformateurs [23]

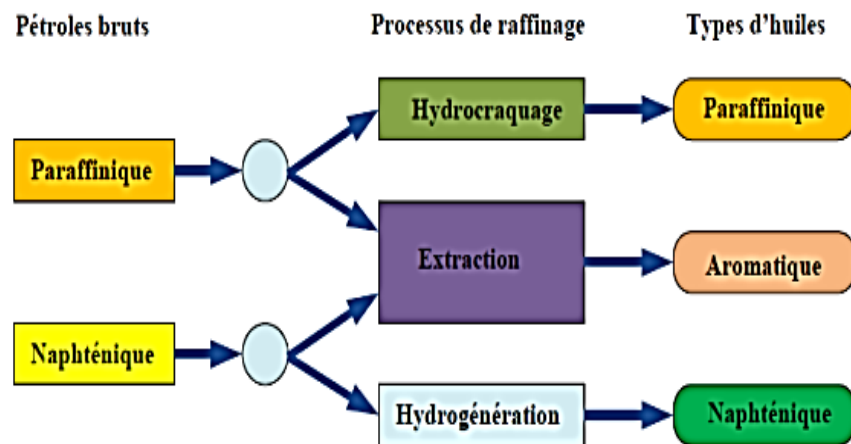
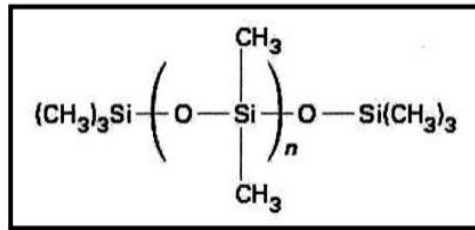


Figure 1.23: Processus de raffinage pour les huiles brutes [29]

#### I.8.4 Isolation liquide haute température huiles synthétiques et végétales

- ✓ **Les huiles synthétiques:** sont utilisées lorsque les huiles minérales ne répondent pas aux caractéristiques requises. Ces huiles sont conçues pour des applications nécessitant une meilleure résistance au feu, une stabilité thermique supérieure et de meilleures performances diélectriques. Les quatre grandes catégories d'huiles synthétiques sont:
  - Les hydrocarbures aromatiques
  - Les hydrocarbures aliphatiques, tels que les polyoléfines [30]
  - Les esters synthétiques ou esters organiques (par exemple, les esters de pentaérythritol, les pH talâtes) [30]
  - Les silicones
- ✓ **Les huiles silicones (ou polysiloxanes) ;** sont des composés inorganiques constitués d'une chaîne silice-oxygène. Ces huiles offrent une excellente résistance au vieillissement et à l'oxydation. Elles sont particulièrement adaptées pour des applications telles que l'imprégnation de condensateurs en film de polypropylène.



**Figure 1.24:** Structure chimique générale des huiles silicones [17]

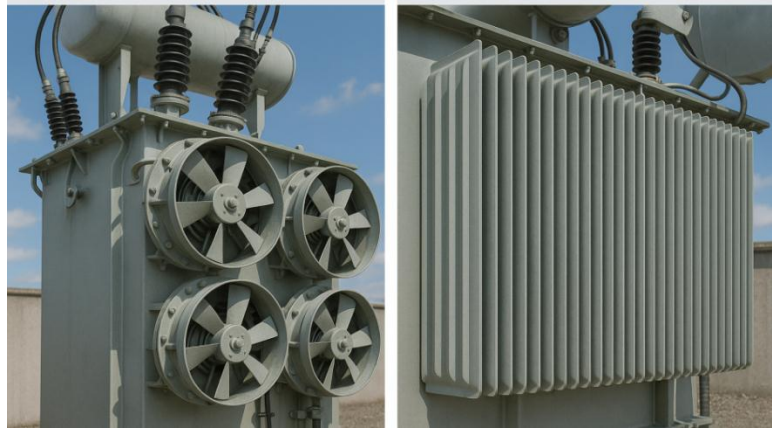
- ✓ **Les huiles végétales ou esters naturels :** sont dérivées des triglycérides. Elles sont non toxiques, biodégradables, et possèdent une faible résistance à l'oxydation et à l'hydrolyse. Bien qu'elles aient une longue histoire d'utilisation dans les dispositifs électriques[31] , leur utilisation dans les transformateurs de grande puissance est limitée par leur sensibilité à l'oxydation et à l'hydrolyse [17]. Des études sont en cours pour évaluer leur potentiel dans les grands transformateurs.

## I.9 Système de refroidissement

Dans les transformateurs de puissance immergés dans l'huile, le refroidissement s'effectue via cette huile circulant en circuit fermé de la partie active, siège des pertes, vers une source froide à laquelle il abandonne des calories [9].

Celle-ci peut être :

- Directement la surface de la cuve pour les petites puissances [32].
- Des aéroréfrigérants (Figure 1.25) qui sont constitués de nombreux tubes à ailettes ventilés.
- Des radiateurs (Figure 1.25) permettant un échange par convection naturelle avec l'air ambiant.
- Des hydro réfrigérants forçant un échange avec un circuit d'eau séparé [32].

**A: Aéroréfrigérants** [8]**B : Radiateurs** [8]**Figure 1.25:** Système de refroidissement

Les Tableaux (1.3, 1.4 et 1.5) ci-dessous présentent la nature du vecteur de refroidissement et la nature de la circulation du diélectrique et les différents types de réfrigération [14], accompagnés des symboles internationaux applicables :

**Tableau1.3:**Nature du vecteur de refroidissement [14]

Nature du vecteur de refroidissement	symboles
Huile minérale	O
Eau	W
Air	A

**Tableau1.4:** Nature de la circulation du diélectrique [14]

Nature de la circulation du diélectrique	Symbole
Naturelle	N
Forcée	F
Forcée et dirigée dans les enroulements	D

**Tableau1.5:** Type de refroidissement [9]

Type de refroidissements le plus courants	Symbole
Transformateurs à circulation naturelle d'huile et d'air	O.N.A.N
Transformateurs à circulation naturelle d'huile et ventilation forcée d'air	O.N.A.F
Transformateurs à circulation forcée d'huile et d'air	O.F.A.F
Transformateurs à circulation forcée d'air et circulation dirigée d'huile	O.D.A.F
Transformateurs à circulation forcée d'huile d'eau	O.F.W.F
Transformateurs à circulation forcée d'eau et circulation dirigée d'huile	O.D.W.F
Transformateurs secs à refroidissement naturel dans l'air	A.N
Transformateurs secs à ventilation forcée d'air	A.F

## I.10 Utilisations des transformateurs de puissance

Les transformateurs de puissance sont utilisés dans les réseaux de transmissions à haute tension. Ils sont conçus pour une efficacité maximale de 100%, ils sont plus gros que les transformateurs de distribution Ils sont installés dans [31]:

- Les centrales électriques
- Les postes d'interconnexion
- Sur les poteaux
- Dans l'transport d'énergie électrique
- **Il assure l'isolation entre deux réseaux électriques (isolation galvanique entre deux réseaux électrique)**

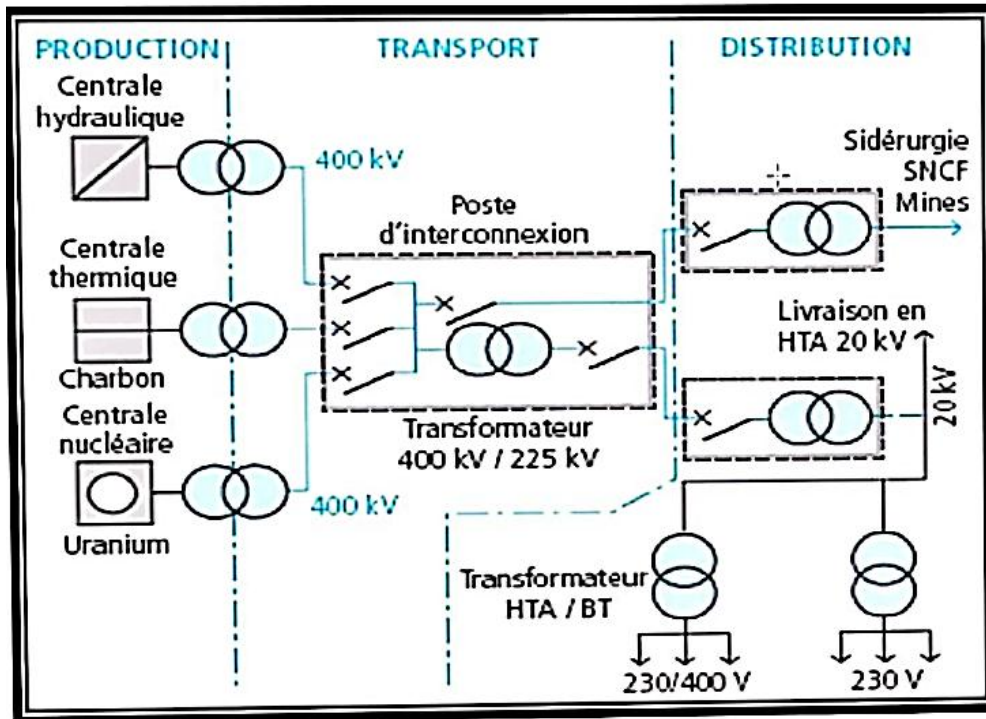


Figure 1.26: Emplacement d'un transformateur dans le réseau électrique [33]

## I.11 Conclusion

Les transformateurs de puissance sont essentiels pour la stabilité des réseaux électriques. Leur conception repose sur l'induction mutuelle et des technologies avancées d'isolation et de refroidissement. Une surveillance régulière et l'intégration de nouvelles technologies permettent d'optimiser leur performance et d'allonger leur durée de vie.

Parmi les méthodes de diagnostic, l'analyse des gaz dissous (AGD) est une technique efficace pour détecter les défauts internes. Elle repose sur l'étude des gaz générés par la dégradation des matériaux isolants. L'application de l'intelligence artificielle à l'AGD améliore la précision des diagnostics et facilite la prise de décision en maintenance préventive.

**Chapitre 02 : Diagnostic des  
transformateurs de puissance  
« entre méthodes traditionnelles  
et l'intelligence artificiel »**

## II.1 Introduction

Le diagnostic des transformateurs de puissance est crucial pour la fiabilité des réseaux électriques. Parmi les méthodes classiques, l'analyse des gaz dissous (AGD) permet de détecter les défauts internes, mais elle présente des limites telles que des interprétations ambiguës et une dépendance à l'expertise humaine. L'intelligence artificielle (IA) offre une solution prometteuse pour améliorer la précision du diagnostic tout en réduisant la subjectivité. Étant donné le coût élevé des transformateurs, une surveillance proactive via l'AGD est économiquement avantageuse, permettant une maintenance optimale. Ce chapitre explore les principales méthodes de diagnostic des isolants de transformateurs, en mettant en lumière l'apport de l'IA dans l'analyse des données [20].

## II.2 Définition du diagnostic

Le terme diagnostic peut revêtir plusieurs significations selon le contexte et le domaine d'application. Dans le cadre des procédés industriels, le diagnostic consiste à déterminer la nature, la gravité, la localisation, ainsi que le moment d'apparition d'un défaut. Il s'agit d'une fonction essentielle qui intervient après la détection d'une anomalie, et qui englobe les étapes de localisation et d'identification du dysfonctionnement [34].

Un diagnostic des défaillances bien mené, capable de détecter de manière précoce les signes de dégradation, constitue un levier important pour améliorer la productivité. En effet, il permet de prévenir les pannes majeures, de réduire les arrêts non planifiés et de garantir une maintenance ciblée et efficace des installations industrielles.

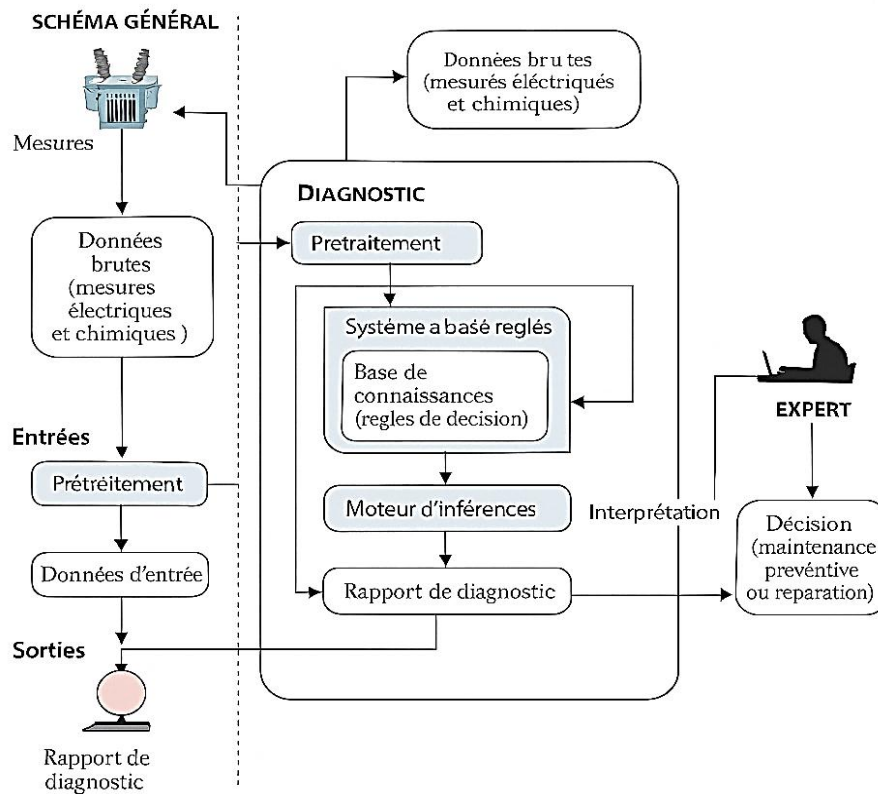


Figure 2.1: Principe général du processus de diagnostic

### II.3 Diagnostic électrique : prévention et fiabilité

Le but des diagnostics est de fournir une évaluation approfondie et précise de l'état de santé ou de fonctionnement d'un système, d'un équipement, d'une personne Ou d'un environnement. Les diagnostics sont généralement utilisés pour identifier les Problèmes, les dysfonctionnements ou les défauts, afin de permettre aux personnes Concernées de prendre des mesures pour les corriger [35].

### II.4 Terminologie de diagnostic

Il existe une variété de termes utilisés dans la littérature. Nous utiliserons ceux Trouvés dans le rapport de la référence [35] :

- **Défaut** : est un écart entre la caractéristique observée et la caractéristique de référence. Un défaut peut conduire à une défaillance du système tout comme il peut exister sans altérer son fonctionnement général.
- **Défaillance** : est une conséquence possible d'une altération importante des Caractéristiques. Elle correspond à l'incapacité du système à réaliser la fonction Souhaitée. Elle peut être passagère ou permanente [35].

- **Panne** : est l'interruption permanente du système à réaliser la fonction souhaitée.
- **Résidus** : Indicateurs d'anomalie. Expriment la différence entre les valeurs théoriques et celles mesurées. Présentent une valeur nulle lors du fonctionnement normal
- **Monitoring** : c'est la surveillance en temps réel du système, elle permet la détection précoce des défauts.
- **Supervision** : c'est la surveillance du système et la prise de décisions rapide dans le cas de l'existence d'un défaut.
- **Détection de défaut** : il s'agit de détecter rapidement les anomalies et de prendre une décision rapide quant à l'existence ou non d'un défaut dans le système.
- **Isolation des défauts** : il s'agit de déterminer le composant qui cause le problème, par exemple, quel capteur ou actionneur est devenu défectueux.
- **Identification du défaut** : il s'agit d'estimer la taille, le type ou la nature du défaut.
- **Diagnostic** : il suit la détection de défauts et inclut l'isolation et l'identification.

## II.5 Défauts dans le transformateur de puissance

Les transformateurs sont dimensionnés pour résister aux contraintes de fonctionnement, conformément aux normes en vigueur. Certaines contraintes pourraient être à l'origine des dysfonctionnements qui impacteraient non seulement les performances, mais aussi la durée de vie des Tps [14].

Un tel défaut peut résulter d'un court-circuit ou d'un circuit ouvert au niveau du bobinage primaire ou secondaire. Un court-circuit provoque une augmentation de la température à l'intérieur de transformateur, ce qui conduit à la détérioration des isolants [33].

Le transformateur est donc déséquilibré. De manière générale, sont distingués sur un transformateur, des défauts externes et des défauts internes [22]

**Tableau 2.1:**Défauts associés aux contraintes, leurs causes et les éléments concernés [22]

Causes	Contraintes	Défauts	Symptômes	Eléments concernés
- Chocs de foudre - Coupure brutale d'une ligne	Diélectriques et surtensions	-Amorçages de pièces sous tension  -Défauts d'isolements	Dégradation visuelle de l'isolant entre spires	-Papier  -Huile  -Traversées  Enroulements
-Court-circuit -Mise sous tension des Tps -Démarrage des moteurs.	Électrodynamiques et surintensités	-Déformation des enroulements  -Dégradation des isolants solides.	Échauffements Des enroulements  -Chute de tension aux secondaires	-Enroulement  -Papier
- Surcharges	Électriques	-Connexion entre cuivre des enroulements et connexion internes.  -Connexion au niveau des changeurs de prises.	Formation des points chauds - Échauffement	-Changeurs de prises, Enroulements Traversées.
-Pertes joules - Surcharges -Problèmes de refroidissement - Contraintes électromagnétiques et courant de Foucault	-Thermiques  -Vieillessement	Vieillessement	-Point chaud  -échauffements des enroulements	-Papier  -Huile
-Transport des transformateurs - Tremblements de terre -Vibrations	Mécaniques	-Dégradation des isolants interne  -Fuites des joints.	-Mauvais alignements des régleurs de prises  -Fuites des joints	-Régleur de prises Joints  -Isolants internes

Le tableau 2.1 présente les principaux défauts observés sur les Tps, les contraintes responsables et les causes probables

De manière générale, sont distingués sur un transformateur, des défauts externes et des défauts internes :

### II.5.1 Défauts externes

Surviennent sur les dispositifs en liaison directe avec le transformateur Généralement, des protections sont prévues pour éviter l'endommagement des Tps les défauts externes sont [28]:

- Les surtensions de foudre et des surexcitations causées par les manœuvres sur les lignes et les générateurs
- Les court-circuits sur les lignes ou entre ligne et terre.

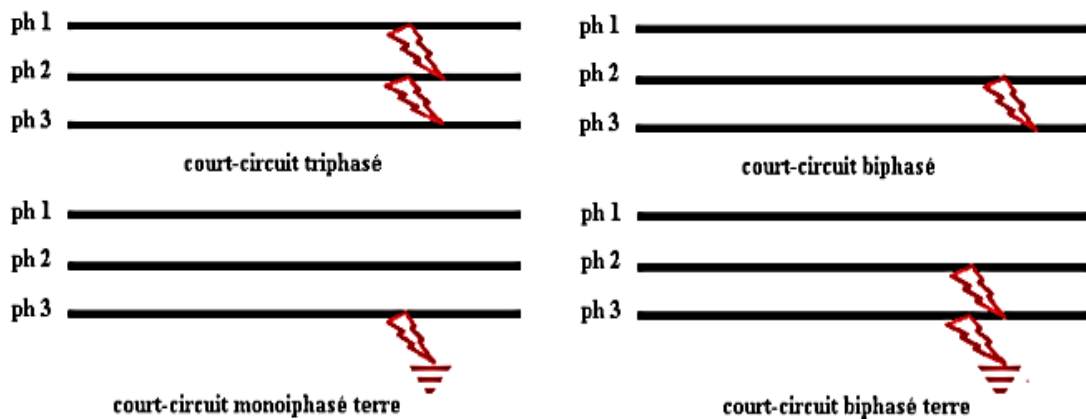


Figure 2.2: Exemple d'un défaut type court-circuit [28]

- Les surcharges, relatives à la sollicitation du transformateur [27]
- Les surtensions transitoires créent par des conditions atmosphériques particulières (exemple séisme).
- Les défauts du système externe de refroidissement

### II.5.2 Défauts internes

S'observent sur les composantes du transformateur qui pour la plupart Nécessite une analyse particulière afin d'être détectée [36]. On peut citer :

- **points chauds** : échauffement anormal observé sur les dispositifs actifs du transformateur, ils se trouvent généralement sur les régulateurs. Les court-circuits

internes, entre spires, entre enroulements ou entre enroulements et noyau magnétique ou cuve [27].



Figure 2.3: Point chaud sur le sélecteur d'un régleur en charge [37]

- **fuites d'huile** : Le transformateur possède de nombreux joints en caoutchouc, typiquement en bas de cuve, à la base des bornes, aux raccords de la réfrigération. Dans le temps, ces joints peuvent se dégrader, se durcir, et provoquer des fuites [14].



Figure 2.4: Fuite d'huile de transformateur [8]

- **Dégradation de l'isolation** : En fonctionnement, l'isolation du transformateur est soumise aux contraintes électriques, thermiques mécaniques et environnementales

Le papier et l'huile interagissent pour produire des composés extractibles et utilisés dans le diagnostic des défauts [24]

- **Les traversées (Brushings) et les bornes.**
- **Défauts de conception et de fabrication.**

## II.6 Défaillances du transformateur et leurs causes

La défaillance d'un transformateur peut être considérée comme un événement non désiré qui se produit, entraînant ainsi la rupture de service d'une ou de plusieurs fonctions du transformateur, [36], la fin de la capacité d'un transformateur à exécuter sa fonction spécifiée, dans l'étude de la fiabilité du transformateur de puissance, il est souvent difficile de distinguer les défaillances majeures et mineures, par conséquent, les termes suivants sont donnés

- ✓ **Défaillance avec arrêt forcé** : C'est la défaillance d'un transformateur qui nécessite un retrait immédiat du service, ceci est réalisé soit automatiquement, soit dès que les opérations de commutation peuvent être effectuées [24].
- ✓ **Défaillance avec arrêt programmé** : C'est la défaillance pour lequel un transformateur a été délibérément mis hors service à un moment choisi par l'action de l'opérateur.
- ✓ **Analyse de la défaillance** : C'est un examen logique et systématique d'un élément ou de son diagramme pour identifier et analyser la probabilité, les causes et les conséquences d'une défaillance potentielle et réelle.

## II.7 Méthodes de surveillance et diagnostic d'une isolation de Transformateur

C'est en connaissant les variations des divers paramètres de l'huile et du papier que l'on est en mesure de savoir si le transformateur comporte une défaillance pour cette raison, L'analyse d'huile isolante des appareillages de puissance HT est devenue une tâche importante. Cette analyse, en apparence si simple, requiert beaucoup de savoir-faire et un grand nombre d'opérations. S'il est constaté que l'huile est suffisamment dégradée pour mettre en danger le transformateur, des traitements doivent être effectués. Selon les besoins, l'huile est alors dégazée, filtrée et déshydratée.

Il y a une variété d'outils disponibles pour évaluer l'état des transformateurs et qui peuvent être classés en deux catégories : traditionnelles et non-traditionnelles. [38]

### **II.7.1 Méthodes traditionnel « Analyses d'huile »**

Le fonctionnement des transformateurs sans défaillance dépend dans une large mesure de la qualité des huiles minérales isolantes utilisées. Les caractéristiques des huiles dégradent par l'effet de la contamination, de l'humidité et du vieillissement.

L'huile isolante est l'un des éléments les plus importants dans un transformateur qui nécessite une surveillance et un entretien car sa fonction est d'assurer l'isolation et le refroidissement de celui-ci. [39]

L'huile est un fluide qui piètre dans toute les parties internes du transformateur, sa circulation permet l'évacuation de la chaleur produite par les enroulements, par convection à travers la cuve du transformateur.

La connaissance de l'état d'huile et des gaz qui peuvent être dilués dans ce dernier est d'une importance fondamentale pour assurer un bon fonctionnement des transformateurs, il est par conséquent nécessaire d'effectuer une vérification annuelle d'état de l'huile

Les analyses d'huile peuvent être réalisées soit sur site soit en laboratoire mais cette dernière est plus poussée et permettent d'avoir plus d'informations que celles réalisées sur site. Les aspects les plus significatifs à vérifier sur l'huile, reposent sur un nombre important d'analyse telle que :

- ❖ Les analyses physico-chimiques.
- ❖ Les analyses des furanes.
- ❖ L'analyse des gaz dissous (AGD).

#### **II.7.1.1 Analyse physico-chimique**

Les analyses physico-chimiques de l'huile des transformateurs évaluent son état et sa capacité isolante. Elles portent sur :

- Aspect et couleur : Indiquent la présence d'impuretés et l'oxydation.
- Viscosité : Influence la circulation et le refroidissement.
- Acidité : Signale la dégradation de l'huile.
- Teneur en eau et en soufre : Affecte l'isolation et accélère le vieillissement.
- Facteur de dissipation et tension de claquage : Mesurent la qualité diélectrique.
- Analyse des particules : Détecte les contaminants solides.

### II.7.1.2 Analyse des furanes

La dégradation des matériaux celluloseux constituant l'isolation solide des enroulements du transformateur conduit à la formation de plusieurs composés spécifiques de la dégradation de la cellulose, tel que les dérivés furaniques. Leur présence dans l'huile du transformateur est un bon outil de diagnostic de l'état de l'isolation de ce dernier. Les papiers isolants des transformateurs de puissance se dégradent pour des raisons diverses à savoir :

- la chaleur (surcharges, décharges,...)
- la contamination (saleté, humidité, l'oxygène ...)
- les efforts électrodynamiques (court-circuit)
- les contraintes mécaniques.

La dégradation de l'isolation du papier a comme conséquence la perte de ses propriétés mécaniques, il devient fragile et ne peut résister aux efforts mécaniques résultants des forces électromagnétiques, à la dilatation due à la température et aux vibrations. L'analyse des composés furaniques dans l'huile est effectuée par chromatographie liquide dans le laboratoire. Les indices à analyser selon la norme CEI 61198 sont :

- 2 FAL : Furfuraldéhyde le plus significatif
- 5 HMF : 5- Hydroxyméthylfuraldéhyde
- 2 AC : 2- Furilméthylcétone
- 5 MEF : 5- Méthylfurfuraldéhyde.

### II.7.1.3 Analyse des gaz dissous (AGD)

Est couramment utilisée pour connaître l'état de dégradation d'une huile et par suite celui de l'appareil qui la contient. Un des objectifs de cet essai est de savoir quand un appareil doit être mis hors service [40]. La solubilité des gaz dans les huiles minérales est très grande. A 25°C et sous pression atmosphérique, elle est (en volume) de 9% pour l'azote, 16% pour l'oxygène, 6% pour l'hydrogène, 9% pour monoxyde de carbone, 30% pour le méthane, et des valeurs encore plus élevées pour les hydrocarbures plus lourds [31]. Ces valeurs de solubilité sont très supérieures aux concentrations observées dans les huiles en service.

## A) Intérêts d'AGD

L'analyse des gaz dissous présente beaucoup d'avantages parmi lesquelles on peut citer les points suivants : [41]

- Augmenter la disponibilité de l'équipement.
- Prolonger sa durée de vie.
- Prévenir et détecter d'éventuelles dégradation internes: Etat de l'isolation (huile, papier, carton)
- Prévenir et détecter des défauts latents: Défauts électriques, thermiques.
- Réduire les coûts de maintenance et de réparation.
- Méthode la moins couteuse et la plus rapide pour évaluer l'état général d'un équipement (transformateur) sur une simple prise d'échantillon d'huile.
- Une prise d'échantillon sur un transformateur est analogue à une prise de sang sur un être humain ou animal: Plusieurs paramètres peuvent être évalués sur un échantillon.

## B) Relation entre gaz générés et le type de défaut dans le transformateur de puissance

Tous les transformateurs produisent des gaz dans une certaine mesure aux températures de fonctionnement normales. Mais de temps en temps la génération des gaz se produit quand une anomalie parvenait dans le fonctionnement tel que les surchauffes et les problèmes diélectriques, ou une combinaison de ces derniers. Ces anomalies se produisent séparément, ou en tant que plusieurs événements simultanés, et peuvent avoir comme conséquence la décomposition des matériaux isolants et la formation de divers gaz combustibles et non combustibles. L'exploitation normale également peut entraîner la formation de quelques gaz. Dans un transformateur, les gaz produits peuvent être dissous dans l'huile isolante, ou libre. Les défauts internes en huile produisent l'hydrogène de sous-produits gazeux ( $H_2$ ), méthane ( $CH_4$ ), acétylène ( $C_2H_2$ ), éthylène ( $C_2H_4$ ), et éthane ( $C_2H_6$ ). Quand la cellulose est impliquée, les défauts produisent le méthane ( $CH_4$ ), hydrogène ( $H_2$ ), l'oxyde de carbone ( $CO$ ), et le dioxyde de carbone ( $CO_2$ ). Chacun de ces types de défauts produits certains gaz qui sont généralement combustibles. La majorité des gaz combustibles peut indiquer

l'existence d'un type de défauts, thermiques, électriques. L'interprétation par les différents gaz peut devenir difficile quand il y a une présence plus d'un défaut, ou quand un type de défaut progresse par rapport un autre. [42]

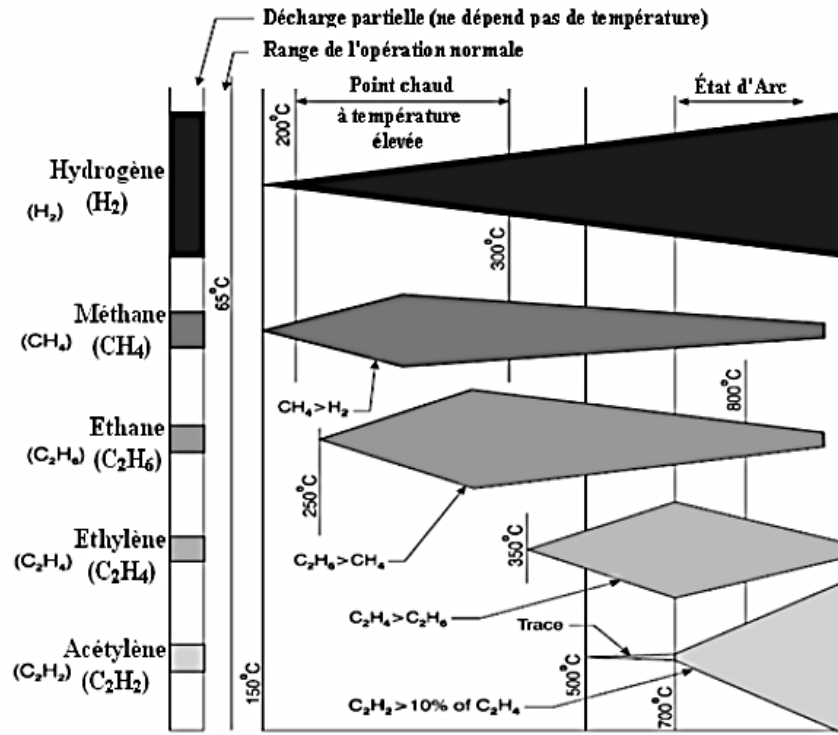


Figure 2.5: Evolution des gaz dissous en fonction de la température de l'huile

## 1) Echantillonnage de l'huile

Il faut prélever et transporter l'échantillon de telle manière que le gaz dissous dans l'huile ne subit aucune modification, ou bien seulement des modifications que l'on sache évaluer. Il est recommandé d'utiliser des récipients opaques en verre ou en métal, étanche au vide. Mieux encore, la méthode de prélèvement par seringue étanche convient quel que soit le mode de transport des échantillons. [15]

La sélection du point de prélèvement des échantillons doit faire l'objet d'un soin particulier. Normalement, l'échantillon sera prélevé en un point où il est représentatif de l'ensemble du matériel et en dehors des points où des modifications de composition peuvent exister. Il convient de prélever des échantillons lorsque le matériel est en fonctionnement normal, cela est important pour déterminer la vitesse de formation des gaz. L'analyse des gaz dissous dans l'huile minérale, après leur extraction, est réalisée par un chromatographe de type TFGA P200, conformément à la CEI 60 567

## 2) Appareillage

- Des colonnes en métal ou en plastique.
- Des détecteurs à cathomètre, à ionisation de flammes, à capture d'électrons, spectrographie de masse.
- Un four à bain d'air.
- Alimentation en gaz vecteur
- Systèmes d'injection

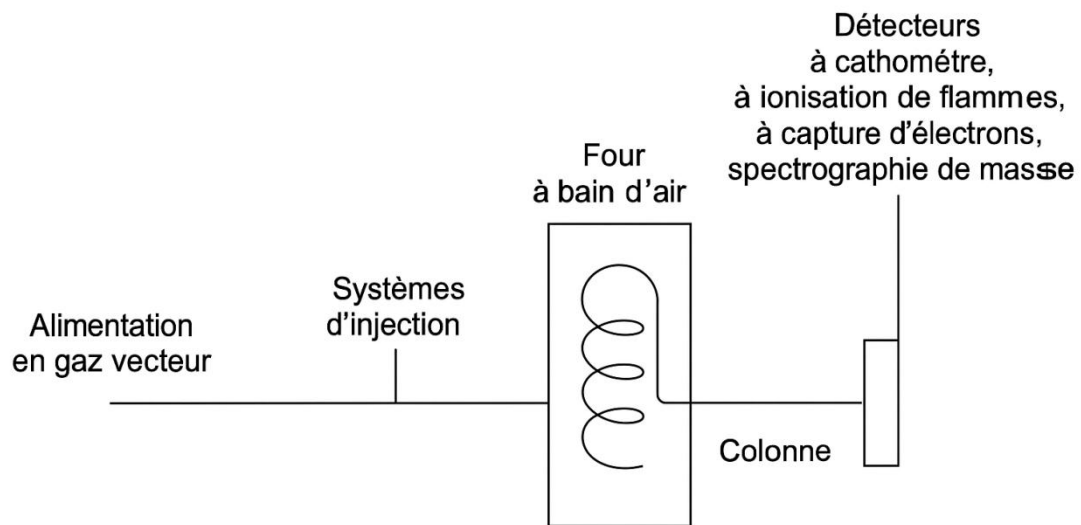


Figure 2.6: Schéma de principe d'un appareil de chromatographie en phase gazeuse

## 3) Mode opératoire

L'analyse des gaz dissous dans l'huile minérale pour transformateur se fait par une technique dite chromatographie en phase gazeuse. Pour cette étude, un chromatographe de type TFGA P200 est utilisé. La méthode de mesure est conforme aux recommandations de la CEI 60 567. Ils prennent un échantillon de 100 ml d'huile isolante à injecter à température ambiante, collecté au moyen de la seringue. Après le démarrage de l'appareil, ils vérifient les paramètres et laissent l'analyseur se stabiliser pendant 45 minutes, puis calibrent en utilisant un gaz étalon CALCAZ. Les opérations suivantes sont ensuite effectuées

- Préparer un échantillon en mélangeant l'huile avec l'air exempt de CO<sub>2</sub> et agiter vigoureusement la seringue pour extraire le gaz de défaut.
- Positionner la seringue SHAKE TEST sur le support de l'appareil.
- Démarrage du test par ordinateur. Les relevés de chaque gaz de défaut sont obtenus sous 120 secondes.

### C) Différentes méthodes d'analyse des gaz dissous

Les défaillances du transformateur se classent en deux catégories si on utilise l'AGD pour détecter l'apparition des défauts : les défaillances graves imminentes, qui peuvent se développer en temps très court et que l'AGD ne peut les détecter, et les défaillances qui se développent sur une période de temps prolongée et qui sont donc en principe détectables par l'AGD. Pour interpréter les résultats en utilisant une analyse tendance, on a généralement recours aux méthodes suivantes [21].

#### ➤ **Technique des rapports**

Cette technique utilise les rapports des quantités mesurées de gaz. La norme CEI 60599 recommande l'utilisation de cinq gaz et de trois rapports. De même, d'autres méthodes recommandent l'utilisation des cinq gaz. Ces gaz sont répertoriés dans l'ordre croissant de leur température de décomposition. Le principal désavantage de cette technique est que l'apparition simultanée de plusieurs défauts risque de créer une certaine ambiguïté dans l'analyse. La technique des rapports présente des avantages certains par rapport aux autres techniques, car les rapports sont indépendants à la fois du volume d'huile et du choix des unités de concentration [42]. Parmi ces méthodes, on trouve :

- ✓ La méthode CEI 60599
- ✓ La Méthode Duval
- ✓ La méthode CEGB/Rogers
- ✓ La Méthode de Doernenburg

#### ✓ **Méthode de la CEI (commission électrotechnique internationale)**

Cette méthode est un guide pour l'interprétation de l'analyse des gaz dans les transformateurs et autres matériels électriques remplis d'huile en service. Elle a été publiée en 1978. Elle utilise le calcul des rapports des concentrations des gaz. [42]

Cette méthode d'interprétation utilise la méthode de Rogers sauf que le rapport  $\frac{C_2H_6}{CH_4}$  a été abandonné puisqu'il indique seulement une gamme de défaut thermique limitée. Avant de procéder à un diagnostic quelconque, il est nécessaire de s'assurer que les concentrations de gaz mesurées sont significatives. Cela est particulièrement important à des niveaux de concentration de gaz très faibles, car les rapports suggérés peuvent entraîner des erreurs

d'interprétation. Par conséquent, l'interprétation des résultats doit déterminer si les concentrations de gaz sont supérieures aux niveaux significatifs. La sensibilité de la technique d'analyse joue également un rôle important dans l'interprétation des résultats. Des informations utiles associées à la fois à la vitesse de formation des gaz et à l'évolution de la gravité des défauts et à la prévention de la saturation de l'huile est fournie dans cette norme

#### ✦ **Types des défauts selon la CEI**

L'inspection interne de certains matériaux présentant des défauts a permis d'identifier plusieurs types de défaillances pouvant être détectées visuellement :

- **Décharges partielles (DP)** : Ce sont des décharges de type couronne ou étincelles. Elles provoquent de petites perforations carbonisées en forme de trou d'épingle dans le papier isolant. Ces marques sont parfois difficiles à repérer à l'œil nu.
- **Décharges de faible énergie (D1)** : Elles se produisent dans l'huile ou le papier isolant et se manifestent par des perforations plus larges et carbonisées, une carbonisation en surface (phénomène de cheminement) ou encore par la présence de particules de carbone dans l'huile, souvent observées après des manœuvres du changeur de prises.
- **Décharges de forte énergie (D2)** : Ces décharges surviennent dans l'huile et/ou le papier, à des températures inférieures à 300°C. Elles sont caractérisées par une importante destruction du papier, de fortes traces de carbonisation, la fusion du métal aux extrémités, et une dégradation sévère de l'huile isolante. Dans certains cas, elles peuvent même entraîner le déclenchement du matériel, preuve de l'intensité du courant de décharge.
- **Défauts thermiques modérés** : Lorsqu'ils se produisent à des températures inférieures à 300°C, ils provoquent un brunissement du papier (classés T1). Si la température dépasse 300°C, le papier subit une carbonisation plus marquée (classés T2).
- **Défauts thermiques sévères (T3)** : À des températures supérieures à 700°C, ces défauts entraînent une carbonisation intense de l'huile, une coloration visible du métal à partir de 800°C, voire sa fusion au-delà de 1000°C

**Tableau2.2:**Abréviations [43]

DP	Décharges partielles
D1	Décharges de faible énergie
D2	Décharges de forte énergie
T1	Défaut thermique, $t < 300^{\circ}\text{C}$
T2	Défaut thermique, $300^{\circ}\text{C} < t < 700^{\circ}\text{C}$
T3	Défaut thermique, $t > 700^{\circ}\text{C}$

### ✦ Rappports fondamentaux de gaz

Chacune des six grandes classes de défauts donne naissance à une composition caractéristique en hydrocarbures gazeux, qu'on peut mettre sous la forme d'une table d'interprétation d'AGD, telle que celle recommandée ci-dessous (tableau 2.3). Utilisant

trois rapports fondamentaux de gaz [1]:  $\frac{\text{C2H2}}{\text{C2H4}}$ ,  $\frac{\text{CH4}}{\text{H2}}$ ,  $\frac{\text{C2H4}}{\text{C2H6}}$

**Tableau2.3:** Étude des rapports par CEI 60599 [43]

Type de défauts	$\text{C2H2/C2H4}$	$\text{CH4/H2}$	$\text{C2H4/C2H6}$
<b>Décharges partielles (DP)</b>	NS	$< 0,1$	$< 0,2$
<b>Défaut thermique de base température</b>	NS	$> 1$	$< 1$
<b>Défaut thermique de moyenne température</b>	$< 0,1$	$> 1$	1- 4
<b>Défaut thermique de et haut température</b>	$< 0,2$	$> 1$	$> 4$

## 1- Méthode de Doernenburg

Doernenburg est l'un des premiers chercheurs, avoir publié une technique pour le diagnostic des défauts dans des transformateurs de puissance en utilisant les résultats issus des AGD. Cette méthode est capable de suggérer 03 types généraux de défauts à savoir :

- ✓ Défauts thermiques · Effets couronne -décharges partielles de faible énergie.
- ✓ Arcs -décharges partielles de forte énergie.

La méthode exige la présence significative des niveaux de concentration des gaz afin que le diagnostic soit valide [21], et qui ont été depuis ajustées et adoptés par IEEE.

Une fois la détermination des niveaux des gaz est suffisamment en limites acceptables

Selon le (tableau 2.4), les rapports R1, R2, R3 et R4 sont calculés et qui ont pour valeurs

$$R1 = \frac{\text{Méthane}}{\text{Hydrogene}} = \frac{CH4}{H2}$$

$$R3 = \frac{\text{Acetylene}}{\text{Ethylene}} = \frac{C2H2}{C2H4}$$

$$R2 = \frac{\text{Acetylene}}{\text{Methane}} = \frac{C2H2}{CH4}$$

$$R4 = \frac{\text{Ethane}}{\text{Acetylene}} = \frac{C2H6}{C2H2}$$

**Tableau2.4:**Rapports des Gaz clé- Doernenburg [11]

Gaz Clé	Concentrations L1 [ppm]
Hydrogène (H <sub>2</sub> )	100
Méthane (CH <sub>4</sub> )	120
Carbone Monoxyde (CO)	350
Acétylène (C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> )	50
Ethylène (C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> )	50
Ethane (C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> )	65

**Tableau 2.5:** Concentration de Gaz dissous

Diagnostic de défaut suggéré	Rapport (R1) CH <sub>4</sub> /H <sub>2</sub> Extrait d'espace de gaz d'huile	Rapport (R2) C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>4</sub> Extrait d'espace de gaz d'huile	Rapport (R3) C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> /CH <sub>4</sub> Extrait d'espace de gaz d'huile	Rapport (R4) C <sub>2</sub> H <sub>6</sub> /C <sub>2</sub> H <sub>2</sub> Extrait d'espace de gaz d'huile
Décomposition thermique	>1.0	<0.75	<0.3	>0.4
Effet couronne (DP de faible énergie)	<0.1	Non significé	<0.3	>0.4
ARC (DP de forte énergie)	0.1 < R1 < 1.0	>0.75	>0.3	<0.4

Dans un premier temps, les concentrations des gaz dissous sont comparées aux seuils de référence **L1** présentés dans le tableau 2.4 afin de déterminer la présence d'une anomalie et d'évaluer si la quantité de gaz générée est significative. Par la suite, les rapports R1, R2, R3 et R4 sont examinés à la lumière des valeurs limites définies dans le tableau 2.5, dans le but d'établir un diagnostic précis du défaut. Ce dernier tableau fournit les seuils critiques des rapports de gaz dissous dans l'huile, calculés à partir des données extraites des transformateurs ou détectées par les relais. [21]

### ✓ Méthode de Duval

Triangle de Duval: Un point faible de ces techniques citées utilisant des rapports est qu'elles ne couvrent pas toutes les gammes des données et négligent souvent les données qui sont des rapports en dehors des seuils déterminées dans les tableaux. Michel Duval de l'IREQ (institut de recherche d'hydro Québec) a développé une représentation triangulaire pour dépasser ce problème [12]

Cette méthode repose sur les pourcentages relatifs de trois gaz combustibles présents dans l'huile des transformateurs :

- Méthane ( $\text{CH}_4$ )
- Éthylène ( $\text{C}_2\text{H}_4$ )
- Acétylène ( $\text{C}_2\text{H}_2$ )

Ces gaz sont produits en quantités variables selon le type de défaut interne présent dans le transformateur. En représentant les pourcentages relatifs de ces trois gaz sur un diagramme triangulaire équilatéral, il est possible d'identifier la nature du défaut [3].

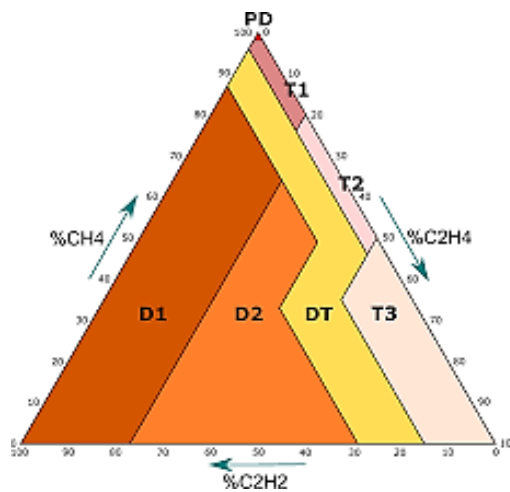


Figure 2.7: Triangle de Duval [41]

**Normalisation** : Les concentrations de  $\text{CH}_4$ ,  $\text{C}_2\text{H}_4$  et  $\text{C}_2\text{H}_2$  sont converties en pourcentages par rapport à la somme des trois :

$$\text{CH}_4\% = \frac{\text{CH}_4}{\text{CH}_4 + \text{C}_2\text{H}_4 + \text{C}_2\text{H}_2} \times 100$$

$$\text{C}_2\text{H}_4\% = \frac{\text{C}_2\text{H}_4}{\text{CH}_4 + \text{C}_2\text{H}_4 + \text{C}_2\text{H}_2} \times 100$$

$$\text{C}_2\text{H}_2\% = \frac{\text{C}_2\text{H}_2}{\text{CH}_4 + \text{C}_2\text{H}_4 + \text{C}_2\text{H}_2} \times 100$$

**Représentation graphique** : Le point correspondant à ces trois valeurs est positionné dans le triangle. Celui-ci est construit de manière à ce que chaque sommet représente 100 % d'un gaz et 0 % des deux autres, avec une progression des pourcentages dans le sens horaire.

Le triangle est divisé en sept zones, chacune correspondant à un type de défaut spécifique

DP : décharge partielle

D1 : décharge de basse énergie

D2 : décharge de haute énergie

T1 : faute thermique,  $T < 300$  °C

T2 : faute thermique,  $300$  °C  $< T < 700$  °C

T3 : faute thermique,  $T > 700$  °C

D+T : mélange de fautes thermiques et électrique

### ✓ Méthode de Rogers

À la suite d'une étude approfondie des données issues de l'analyse des gaz dissous (DGA) et des défauts observés dans les transformateurs de puissance, Rogers, du Central Electricity Generating Board (CEGB) au Royaume-Uni, a proposé en 1974 une méthode affinée d'interprétation des ratios de gaz. Cette approche s'appuie sur quatre rapports dits "raffinés", répartis en bandes de valeurs spécifiques, telles que décrites dans les tableaux (2.6 et 2.7) de la référence. L'objectif principal de cette méthode est d'améliorer la fiabilité du diagnostic des défauts internes en affinant les seuils de détection par rapport aux méthodes précédentes. [42]

$$R1 = \frac{\text{Méthane}}{\text{Hydrogene}} = \frac{CH4}{H2}$$

$$R3 = \frac{\text{Acetylene}}{\text{Ethylene}} = \frac{C2H2}{C2H4}$$

$$R2 = \frac{\text{Acetylene}}{\text{Methane}} = \frac{C2H2}{CH4}$$

$$R4 = \frac{\text{Ethane}}{\text{Acetylene}} = \frac{C2H6}{C2H2}$$

Ces rapports sont exploités pour générer des codes basés sur des limites numériques classées dans des intervalles selon le tableau 2.6. La combinaison de codes, peut être reliée à une interprétation comme il est montré dans le tableau 2.7

La validité de cette méthode repose sur une forte corrélation entre les résultats diagnostiqués et les données issues de nombreuses expertises de défaillances, chaque cas ayant été analysé à partir des gaz dissous. Toutefois, malgré son efficacité reconnue, il arrive que certaines combinaisons de ratios de gaz ne correspondent à aucun des codes répertoriés

dans la première colonne du tableau de classification. Ces cas atypiques rendent parfois l'interprétation plus complexe, nécessitant alors une analyse complémentaire ou l'utilisation de méthodes alternatives. [44]

**Tableau2.6:** Rapports, Intervalles et Codes de Roger [44]

Rapport des gaz	Intervalles	Codes
$C_2H_4 / H_2$	$> 0,1$	5
	$0,1 \leq R1 < 1$	0
	$1 \leq R1 < 3$	1
$C_2H_6 / CH_4$	$\geq 3$	2
	$< 1$	0
	$\geq 1$	1
$C_2H_4 / C_2H_6$	$< 1$	0
	$1 \leq R3 < 3$	1
	$\geq 3$	2
$C_2H_2 / C_2H_4$	$< 0,5$	0
	$0,5 \leq R4 < 1$	1
	$\geq 1$	2

**Tableau2.7:** Codes et défauts selon la méthode de Rogers [44]

code					Interprétation
1	0	0	0	0	Normale
2	5	0	0	0	Décharge partielle (DP) d'une faible énergie
3	1-2	0	0	0	Surchauffement léger<150°C
4	1-2	1	0	0	Surchauffement léger150-200°C
5	0	1	0	0	Surchauffement léger200-300°C
6	0	0	1	0	Surchauffement au conducteur
7	1	0	1	0	Echauffement causé par la circulation de courant dans les enroulements.
8	1	0	2	0	Echauffement causé par la circulation de courant dans le noyau et le réservoir
9	0	0	0	1	Arc d'une faible énergie
10	0	0	1-2	1-2	L'arc d'une grande énergie
11	0	0	2	2	Etincellement continu, Arc
12	5	0	0	1-2	Décharge partielle DP

## II.7.2 Méthodes Modernes

Les méthodes modernes de diagnostic des transformateurs reposent sur des techniques d'intelligence artificielle, telles que les réseaux de neurones artificiels (ANN), les machines à vecteurs de support (SVM), les arbres de décision, ou encore les algorithmes de forêts aléatoires (Random Forest).

Ces approches permettent d'analyser de grandes quantités de données issues des transformateurs pour détecter, classifier et prédire les défaillances avec une précision et une rapidité accrues par rapport aux méthodes traditionnelles.

### II.7.2.1 Définition de l'intelligence artificielle (IA)

On peut effectivement dire qu'il n'existe pas de définition unique de l'intelligence artificielle (IA) jusqu'à maintenant, et que les chercheurs et les scientifiques ont des points de vue différents sur ce sujet. Cependant, plusieurs définitions existent dans le domaine :

- D'après E. Riche, « l'intelligence artificielle est la branche de l'informatique qui se consacre à la recherche de méthodes pour accomplir des tâches que l'homme maîtrise encore actuellement mieux ».
- D'après M. Minsky, « l'IA représente une branche scientifique dédiée à la réalisation par des machines de ce que l'homme accomplit grâce à une forme d'intelligence » [45]

### II.7.2.2 Origines de l'intelligence artificielle

Depuis au moins le premier siècle avant J.-C., l'humanité a cherché à créer des machines capables de reproduire la pensée humaine. John McCarthy a inventé le terme « intelligence artificielle » en 1955, le rendant ainsi plus récent. C'est lors de la conférence « Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence » en 1956, dirigée par John McCarthy et ses collègues, que sont apparus les concepts de l'apprentissage machine, de l'apprentissage profond, des analyses prédictives et, plus récemment, des analyses prescriptives. Un nouveau domaine d'étude est également apparu : la science des données.

### II.7.2.3 Domaines d'application de l'intelligence artificielle

Personne ne peut ignorer que l'intelligence artificielle à dominer le monde et ce, dans plusieurs domaines, tels que:

- ❖ Domaine de la santé (les appareils médicaux pour les diabétiques, par exemple, alertent automatiquement quand il y a un risque).
- ❖ Domaine de l'industrie (l'internet des objets qui connecte les machines entre elles).
- ❖ Domaine de la sécurité (l'empreinte ou bien la reconnaissance faciale).
- ❖ Domaine du transport

### II.7.2.4 Avantages et inconvénients de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle à dominer le monde et constitue un élément crucial pour tous les progrès. Comme tout outil, elle présente des avantages et des inconvénients. Commençons par: [46]

## Avantage

- ❖ Rendre la vie plus facile.
- ❖ L'intelligence artificielle sauve les vies (dans le domaine de la santé).
- ❖ Digitalise le monde et facilite la communication entre les machines.
- ❖ Rend le monde très petit comme les réseaux sociaux.
- ❖ Minimise les coûts des mains d'œuvre dans les entreprises.

## Inconvénients

- ❖ Risque de sécurité.
- ❖ Risque de destruction de l'humanité.
- ❖ Automatisation des armes.
- ❖ Une violation de l'intimité

### II.7.2.5 Diagnostic par l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est un domaine scientifique qui cherche des solutions à des problèmes d'une grande complexité logique ou algorithmique. Son emploi permet de surmonter la complexité des systèmes à diagnostiquer. La catégorisation des méthodes sans modèle de processus est quelque peu simpliste. Toutes les techniques basées sur l'intelligence artificielle sont présentes, y compris la technique des arbres EXTRA TREE., les réseaux de neurones et la logique floue, entre autres. [27]

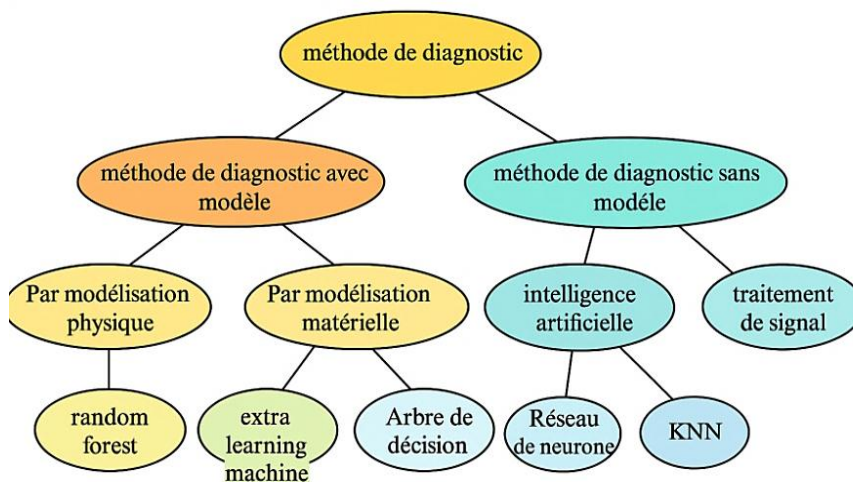


Figure 2.8: Méthodes du diagnostic

### II.7.2.6 Catégories de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle, à savoir l'apprentissage profond et l'apprentissage automatique, en se basant sur l'historique de l'IA. Cette figure (2.9) représente le lien entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond.

L'apprentissage profond et l'apprentissage automatique sont deux concepts appliqués dans plusieurs domaines et activités, lorsqu'on évoque les algorithmes capables d'effectuer des tâches semblables à celles du cerveau humain grâce à des réseaux de neurones pour analyser les images, le son, etc. Ainsi, on fait référence à l'apprentissage profond. En revanche, les algorithmes d'apprentissage automatique ne traitent que les données. [46]

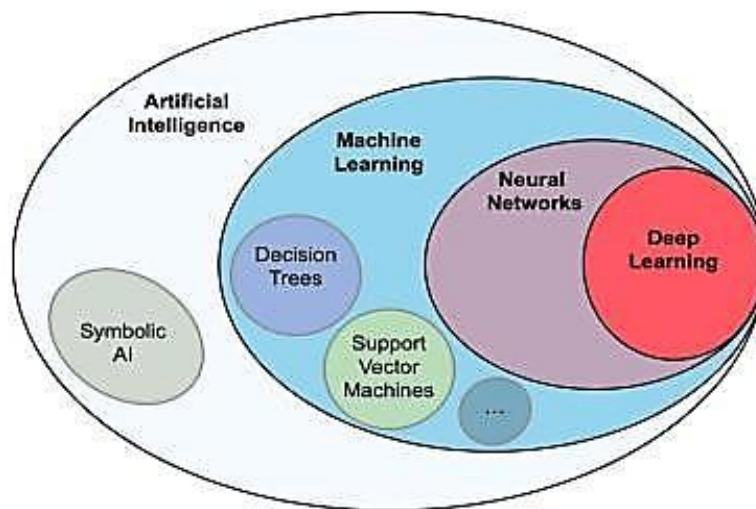


Figure 2.9: Relation entre IA, machine-Learning, Deep Learning [38]

### II.7.2.7 Apprentissage automatique (Machine Learning)

#### 1) Définition

L'apprentissage automatique, également connu sous le nom de Machine Learning en anglais

Selon Arthur Samuel (1959): « permettre aux machines d'apprendre sans qu'elles soient explicitement programmées ».

Selon Tom Mitchell(1997): « on considère qu'un ordinateur apprend si sa performance sur une tâche T, évaluée par P, s'améliore avec l'expérience E ».

L'idée de base est de construire un modèle qui permet d'obtenir des prédictions, des diagnostics ou des recommandations à partir d'un jeu de données brutes, dont les performances peuvent être mesurées à l'aide de techniques de validation [47].

### II.7.2.8 Catégorisation pour de l'apprentissage

Bien qu'il existe quelques différences dans la définition des différents types d'algorithmes d'apprentissage automatique, on les classe généralement en trois catégories selon leur finalité et les informations fournies [48]. Voici les principales catégories voir figure (2.10).

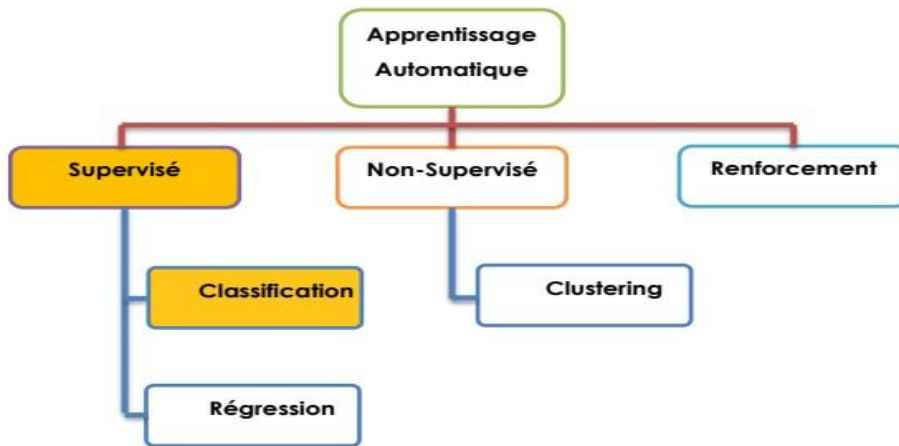


Figure 2.10: Catégories d'apprentissage automatique [47]

#### 1- Apprentissage Supervisé

L'apprentissage supervisé fait référence à un type d'algorithme d'apprentissage automatique qui se sert d'un jeu de données existant (appelé ensemble de données d'apprentissage) pour effectuer des prédictions. Le jeu de données utilisé pour l'entraînement comprend des données d'entrée et des valeurs de sortie. L'algorithme d'apprentissage supervisé est conçu, à partir de ces données, pour créer un modèle capable de prédire les valeurs de réponse sur un nouveau lot de données. On utilise fréquemment un jeu de données d'essai pour confirmer la validité du modèle.

L'apprentissage supervisé englobe deux types d'algorithmes voir (figure2.11) :

- Classification : pour les valeurs de réponse catégorique, lorsque les données peuvent être réparties en « classes » distinctes.

- Régression: destinée aux valeurs de réponse continues (prédiction de la charge électrique) [48]

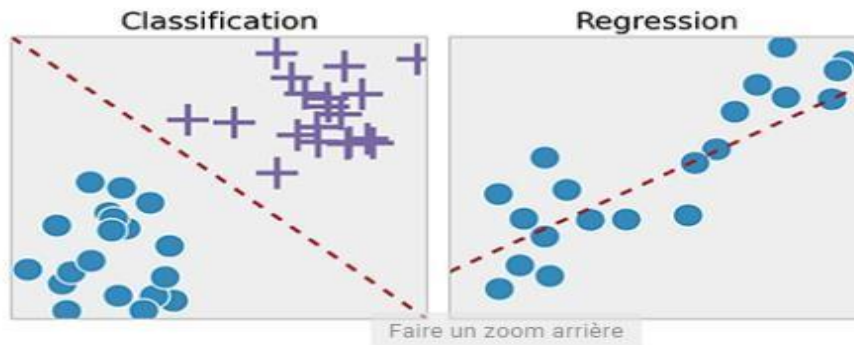


Figure 2.11: Différence entre la classification et la régression

## 2- Apprentissage non Supervisé

L'algorithme d'apprentissage non supervisé offre au modèle d'IA la capacité de découvrir et d'identifier de manière autonome les données partageant des traits communs à partir d'une collection de données non étiquetées, et de dévoiler des schémas dissimulés au sein de ces données. À l'inverse de l'apprentissage supervisé, l'apprentissage du modèle ne nécessite pas la présence d'un superviseur. Néanmoins, évaluer objectivement la performance des modèles reste un défi. On fait généralement appel à ces algorithmes pour identifier la distribution globale des données, effectuer du clustering et réduire l'envergure des données. Les algorithmes d'apprentissage non supervisé les plus fréquemment employés comprennent le K-moyennes, les règles d'association, l'auto encodeur et l'analyse en composantes principales.

L'algorithme K-means organise les données en catégories pertinentes en se basant sur les écarts entre celles-ci. Par ailleurs, les règles d'association s'efforcent de déterminer les liens entre les données. L'usage de l'analyse en composantes principales et de l'auto-encodeur contribue à la diminution de la taille des données, ce qui améliore la rapidité de traitement et diminue la charge superflue en calcul [47].

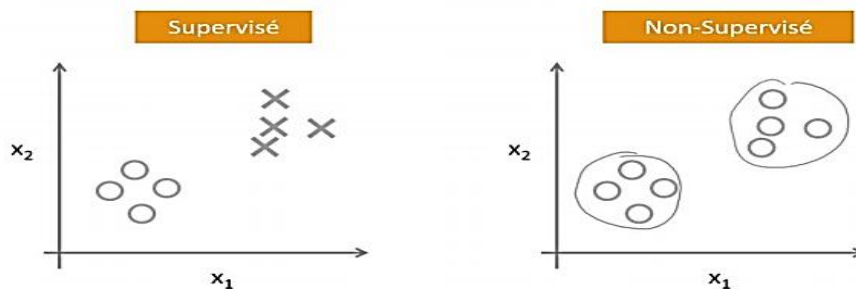


Figure 2.12: Différence entre l'apprentissage supervisé et non-supervisé [49]

### 3- Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est utilisé pour résoudre des problèmes décisionnels (généralement une série de décisions), tels que la détection et le déplacement dans l'application de l'intelligence artificielle pour l'interprétation des analyses de gaz dissous, les robots jouant automatiquement aux échecs, et la conduite autonome de véhicule. [47]

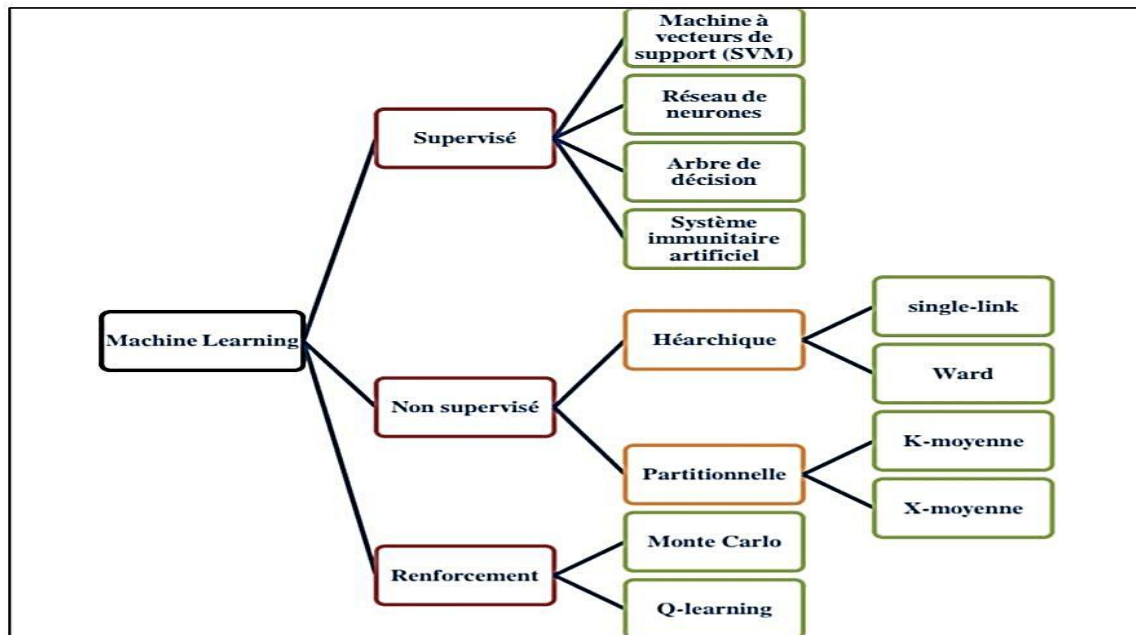


Figure 2.13 : Types d'algorithmes d'apprentissage automatique

#### II.7.2.9 Méthode de classification basée sur L'apprentissage automatique (Machine Learning)

Le Machine Learning, ou apprentissage automatique, est une branche de l'intelligence artificielle qui permet aux machines d'apprendre à partir de données. Il s'agit de concevoir des algorithmes capables de détecter des patterns (motifs récurrents) dans des ensembles de données numériques, qu'il s'agisse de chiffres, de textes, d'images ou de toute autre forme d'information numérique. En analysant ces données, les algorithmes améliorent progressivement leur capacité à accomplir une tâche précise, sans être explicitement programmés pour chaque cas. Parmi les méthodes les plus courantes en apprentissage automatique, on trouve :

- K- Nearest Neighbor KNN
- Régression logistique
- Arbre de décision
- Forêt aléatoire

- Machine à vecteurs de support\_SVM

### II.7.2.10 Apprentissage profond (Deep Learning)

L'apprentissage profond ou « Deep Learning » en anglais est une spécialisation de l'apprentissage automatique qui consiste à utiliser de réseaux neuronaux artificiels pour s'attaquer à des problèmes complexes. Il vise à former des réseaux neuronaux profonds comportant plusieurs couches (d'où le terme « profond ») afin d'acquérir des représentations hiérarchiques des données de manière automatique. Ces réseaux sont aptes à déceler automatiquement des modèles, des caractéristiques et des représentations à partir de données non traitées sans programmation explicite [38].

#### ✓ **Domaine d'application**

- Reconnaissance d'images.
- Traduction automatique.
- Robots intelligents
- L'apprentissage profond s'applique à divers secteurs des NTIC, notamment la reconnaissance visuelle, par exemple, d'un panneau de signalisation par un robot ou une voiture autonome et vocale. [46]
- La reconnaissance ou la comparaison de formes.
- La sécurité.
- La santé.
- La pédagogie assistée par l'informatique.
- La méthode du deep learning est aujourd'hui utilisée pour l'élaboration des moteurs de traduction automatique. [49]

**Tableau2.8:** machine leaning VS deep learning

	<b>Machine Learning</b>	<b>Deep Learning</b>
<b>Domaines d'applications principaux</b>	Classification et Régression : données tabulaires	Classification et Régression données tabulaires, traitement de langage naturel (NLP) et Computer Vision
<b>Volume de données d'entraînement observé dans la pratique</b>	De quelques centaines à quelques milliers d'échantillons	De centaines de milliers à des millions d'échantillons
<b>Entraînement</b>	One-shot	Continu par (Batchs & Epochs) itérations
<b>Matériel recommandé</b>	CPU	GPU
<b>Bibliothèque Python</b>	Scikit-learn, Scipy, Panda	Keras, Tensorflow, Pytorch

## II.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les méthodes conventionnelles d'analyse des gaz dissous dans les transformateurs de puissance, telles que les méthodes de Doernenburg, les rapports de Rogers et CEI, ainsi que la méthode de Duval. Chaque approche a été examinée en mettant en évidence ses avantages, mais aussi ses limites, notamment en termes d'interprétation, de précision et de gestion des défauts multiples.

Ces limites soulignent l'importance d'adopter des outils plus performants pour le diagnostic, notamment à travers l'utilisation de techniques d'intelligence artificielle. C'est dans ce cadre que des méthodes modernes comme les réseaux de neurones artificiels (RNA), et les machines à vecteurs de support (SVM), les arbres de décision, ou encore les algorithmes de forêts aléatoires (Random Forest). Et la logique floue (LF) trouve leur utilité croissante. Ces approches ont été introduites et brièvement expliquées.

Nous avons également abordé le rôle de l'IA dans la gestion avancée des données issues de l'analyse des gaz dissous, en explorant les notions d'apprentissage automatique, de classification, ainsi que les bases de l'apprentissage profond. Ces techniques constituent des outils puissants pour améliorer l'interprétation des résultats de diagnostic.

Dans le chapitre suivant, nous allons entamer l'interprétation et l'analyse des données à l'aide de la plateforme KNIME, en appliquant les méthodes d'apprentissage automatique aux résultats issus de l'analyse des gaz dissous.

# **Chapitre 03 : Simulation, comparaison et fusion des algorithmes de classification en apprentissage automatique**

## **III.1 Introduction**

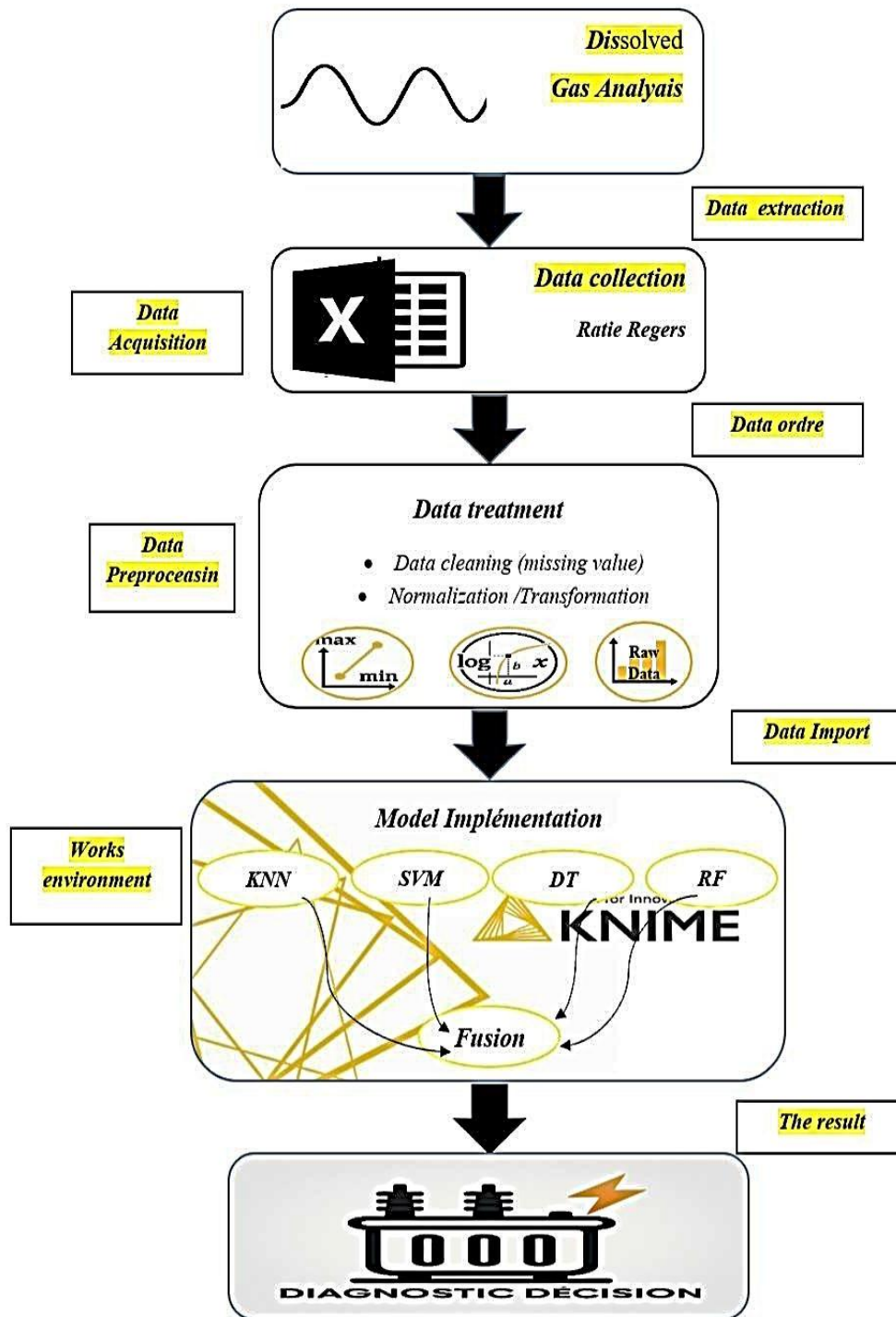
Ce chapitre expose l'étude des données provenant de l'Analyse des Gaz Dissous (AGD) pour une meilleure compréhension des divers types d'anomalies touchant les transformateurs. On a fait usage de la plateforme KNIME pour manipuler, modifier et présenter les données de façon efficace. Des techniques telles que la normalisation Min-Max et la transformation logarithmique ont été appliquées pour améliorer la lisibilité des données et atténuer l'influence des valeurs extrêmes. Des visualisations comme les diagrammes en barres et les nuages de points ont permis de mieux distinguer les différences entre les classes et d'identifier les tendances principales.

Finalement, cette étude a établi les bases pour développer des modèles de classification en utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique comme KNN, SVM, l'arbre de décision et la forêt aléatoire. Ces derniers seront expliqués en détail dans ce chapitre.

## **III.2 Matériels et Méthodes**

### **III.2.1 Méthodologie**

Le schéma suivant résume le processus exhaustif de diagnostic des transformateurs à travers l'analyse des gaz dissous (AGD) et l'intelligence artificielle, tel qu'il est réalisé dans notre recherche grâce à la plateforme KNIME.



**Figure 3.1:** Schéma global du processus de diagnostic des transformateurs basé sur l'analyse des gaz dissous (AGD) et l'intelligence artificielle

Pour mieux comprendre l'approche suivie, chaque élément de ce schéma sera minutieusement détaillé dans les sections suivantes :

### **B- Analyse des gaz**

L'analyse des gaz dissous (dissolved gas analysis) se base sur la collecte d'échantillons d'huile isolante à l'intérieur du transformateur. Où les concentrations des cinq gaz suivants ont été quantifiées (En Ppm) :

- H<sub>2</sub> (Hydrogène)
- CH<sub>4</sub> (Méthane)
- C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> (Acétylène)
- C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> (Éthylène)
- C<sub>2</sub>H<sub>6</sub> (Éthane)

Chaque échantillon est identifié en fonction de deux variables cibles. État (type de défaut) et gravité (degré de gravité)

### **C- Collecte des données (Data Collection)**

Extraction et collecte les données mesurées sont récupérées et structurées dans un tableau Excel chaque ligne illustre un échantillon, chaque colonne représente un gaz ou un rapport de gaz selon les analyses de Rogers (une méthode classique D'interprétation AGD (DGA))

R1: CH<sub>4</sub>/H<sub>2</sub>

R3: C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>/C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>

R2: C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>/C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>

R4: C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>/CH<sub>4</sub>

### **D- Traitement des données (Data Treatment)**

- ✓ Nettoyage Des Données (Data Cleaning) : Traitement des valeurs Manquantes et des valeurs aberrantes.
- ✓ Transformation Et Normalisation (Normalization / Transformation)
  - Brutes, données originales (Sans Transformation),
  - Logarithmique (Diminution Des Écarts).
  - Min-Max (Normalisation Sur L'intervalle [0,1])

## **E- Implémentation du modèle**

Nous avons utilisé la plateforme KNIME pour notre simulation, ce qui a grandement facilité notre travail. Il s'agit d'une plateforme analytique qui offre des nœuds prêts à l'emploi pour le prétraitement, l'apprentissage, la validation croisée et la fusion de modèles.

Une partition des données a été effectuée avant de commencer la classification : 89 % ont été utilisées pour l'entraînement des algorithmes, et 11 % pour le test.

On entraîne et on compare quatre algorithmes supervisés :

- K-Nearest Neighbors (KNN)
- Support Vector Machine (SVM)
- Arbre De Décision (Decision Tree)
- Forêt Aléatoire (Random Forest)

Chaque modèle de classification a été construit à l'aide d'un nœud apprenant (Learner Node), chargé de l'entraînement sur les données étiquetées, et d'un nœud prédicteur (Predictor Node), utilisé pour générer des prédictions sur les données de test. L'évaluation des performances s'est appuyée sur plusieurs métriques standard, notamment la précision, le rappel, la F-mesure (F1-score), l'accuracy (taux de bonne classification) et le coefficient de Kappa de Cohen, afin de mesurer la justesse des prédictions, tout en prenant en compte les accords dus au hasard. Pour renforcer la robustesse et améliorer la performance globale, des modèles hybrides ont également été construits par fusion de plusieurs algorithmes, tels que la combinaison de KNN et SVM, ou encore Decision Tree (DT) et Random Forest (RF). Ces modèles combinés visent à tirer parti des points forts de chaque algorithme afin de réduire les erreurs de classification et améliorer la généralisation sur des données variées.

## **F- Décision du Diagnostic**

Sur la base des prédictions générées par les modèles, une décision diagnostique est effectuée. C'est le produit final de la classification, qui signale l'état du transformateur ou la gravité du défaut détecté, permettant ainsi d'identifier la présence éventuelle de défauts ainsi que leur nature

### III.3 Data

#### 1. Distribution des données

Dans cette étude, nous avons utilisé un échantillon de 710 cas, qui se divise en 494 cas présentant des anomalies « A » et 216 cas normaux « N ». Les données incluaient les rapports caractéristiques obtenus à partir de l'analyse des gaz dissous (DGA), y compris les ratios  $CH_4/H_2$ ,  $C_2H_2/C_2H_4$ ,  $C_2H_4/C_2H_6$  et  $C_2H_6/CH_4$ . Ces derniers facilitent l'identification des diverses sortes de défaillances affectant les transformateurs de puissance. L'état des données est classé en trois principales catégories : normal (N), thermique (T) et électrique (E), cette dernière étant représentée par la classe « A » qui inclut les anomalies électriques et thermiques. 276 cas ont été liés à des anomalies de nature électrique (catégorie « E »), incluant 74 cas de décharge partielle (PD), 91 cas de décharge à faible énergie (D1), ainsi que 149 cas de décharge à haute énergie (D2). En ce qui concerne les défauts thermiques (classe « T »), les 218 incidents ont été répartis en 111 incidents de défaut thermique à basse température (T1), 60 incidents à température moyenne (T2) et 104 incidents à haute température (T3). La catégorie « N » comprend les 216 cas classés comme normaux ou sans défaut perceptible. Cette vaste et variée banque de données constitue un avantage crucial pour l'apprentissage et l'évaluation des modèles d'intelligence artificielle employés dans le diagnostic des transformateurs.

**Tableau3.1:**Forme et répartition des données [47]

Les rapports	$CH_4/H_2$	$C_2H_2/C_2H_4$	$C_2H_4/C_2H_6$	$C_2H_6/CH_4$	$N^{br}$ d'état	$N^{br}$ De Défauts	Types de défauts
1	1,45	44,20	0,19	0,01	494 « A »	276 « E »	74 «PD»
2	3,33	59,80	0,08	0,05			91 «D1»
3	4,20	958	0,83	0,01			149 «D2»
4	2,67	0	0,01	0,32		218 « T »	111 « T1»
5	1,94	6	0,12	0,02			60 « T2»
6	0,21	0,99	0,72	0,51			104 «T3»
7	0,14	1,8	0,45	0,5			
8	2,35	42	0,20	0,02	216 « N »		
9	498,33	5998	0,07	0,02			
10	2	22	0,45	0,05			

A : Anormal ou présence de défaut

N : Normal ou absence de défaut

T : Défaut thermique

E : Défaut électrique

T1 : Défaut thermique de basse température

PD : Décharge partielle

T2 : Défaut thermique de moyenne température

D1 : Décharge de faible énergie

T3 : Défaut thermique de haute température

D2 : Décharge de haute énergie

## 2. Analyse fondée sur les données d'ÉTAT

Dans cette partie, nous examinons l'effet de diverses techniques de prétraitement (Brute, normalisation Min-Max, transformation logarithmique) sur deux formes de visualisations : les diagrammes en barres et les nuages de points, Chaque combinaison est examinée pour son interprétation visuelle et sa pertinence en analyse

### - Sans normalisation (en brute)

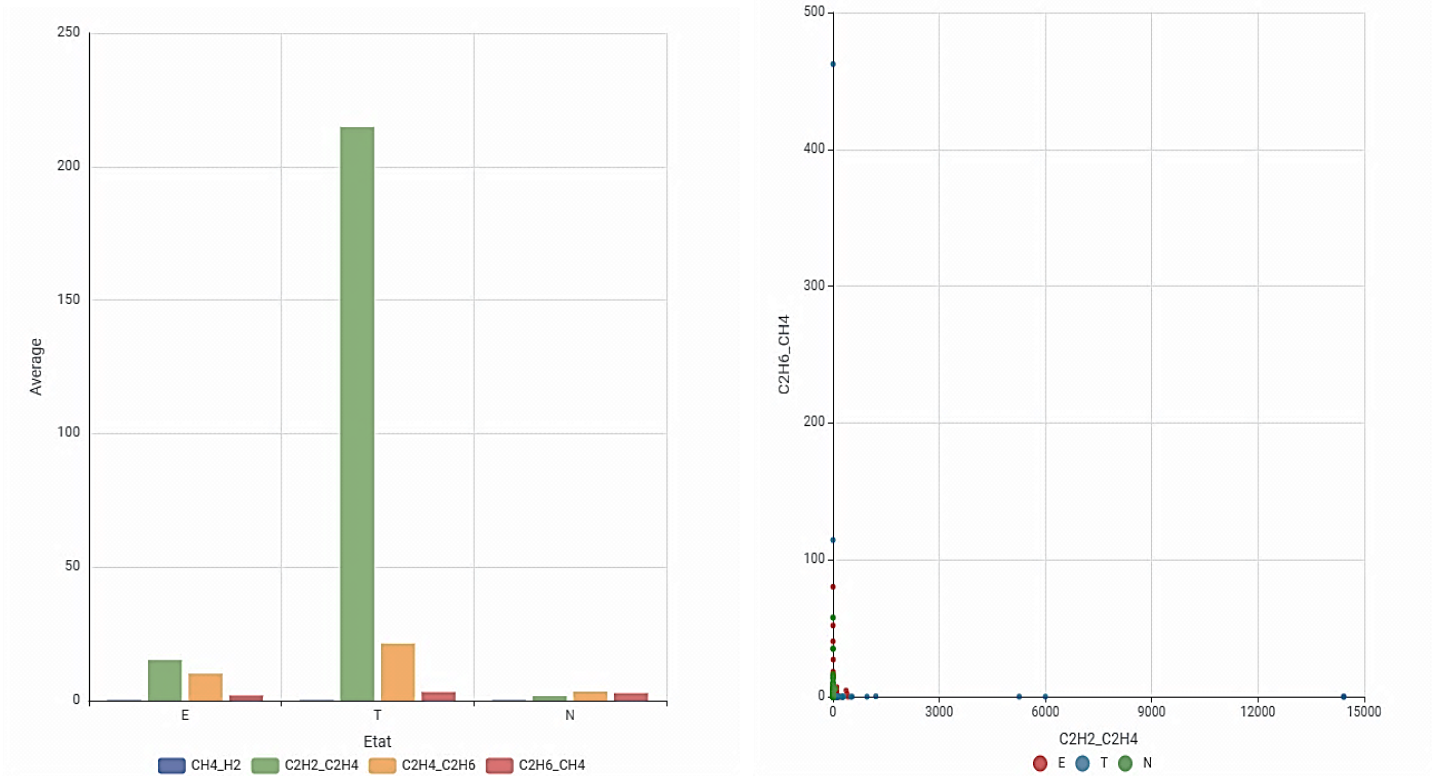
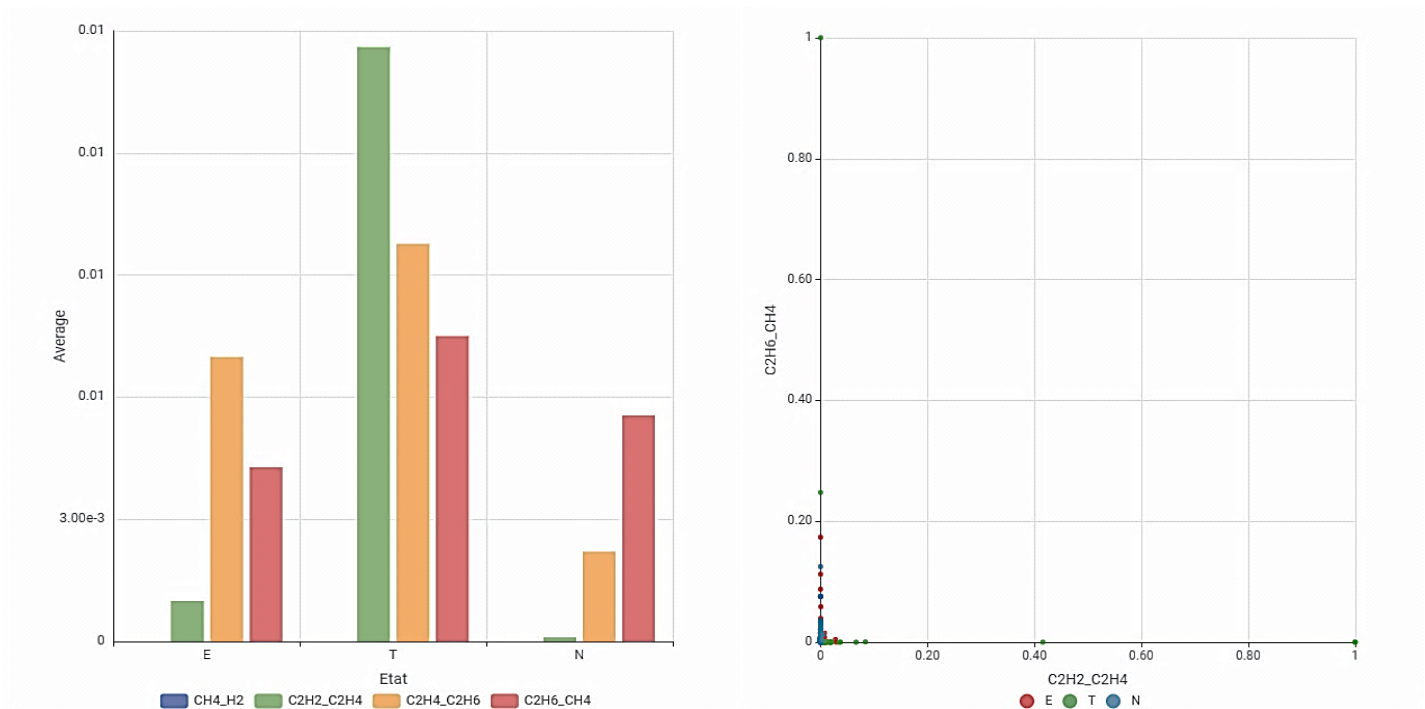


Figure 3.2: Distribution des rapports de gaz en fonction des états E, N, T (brute)

Le graphique en barres (brut), les rapports de gaz sont présentés brute, sans traitement préalable, ce qui provoque une prédominance visuelle de certains rapports possédant des valeurs particulièrement hautes. Dans la représentation brute des données, le rapport  $C_2H_2/C_2H_4$  affiche les valeurs les plus élevées pour les défauts thermiques (T), ce qui indique qu'il est un bon indicateur des phénomènes de surchauffe. De plus, le rapport  $C_2H_4/C_2H_6$  atteint ses valeurs maximales dans la catégorie des défauts thermiques (T), renforçant son rôle dans la détection des situations de forte élévation de température et dans la différenciation des niveaux de gravité associés aux défauts thermiques. Le rapport  $CH_4/H_2$  présente des valeurs très faibles dans la représentation brute.

Dans ce Nuage de points (brute), où l'axe X représente le rapport  $C_2H_2/C_2H_4$  et l'axe Y le rapport  $C_2H_6/CH_4$ , les catégories E, T et N sont identifiées par les couleurs rouge, bleu et vert respectivement. La distribution brute des données sans modulation d'échelle provoque un chevauchement visuel des classes avec un manque de regroupements distincts. De plus, les valeurs aberrantes altèrent considérablement la lisibilité du graphique.

#### - Normalisation MIN MAX

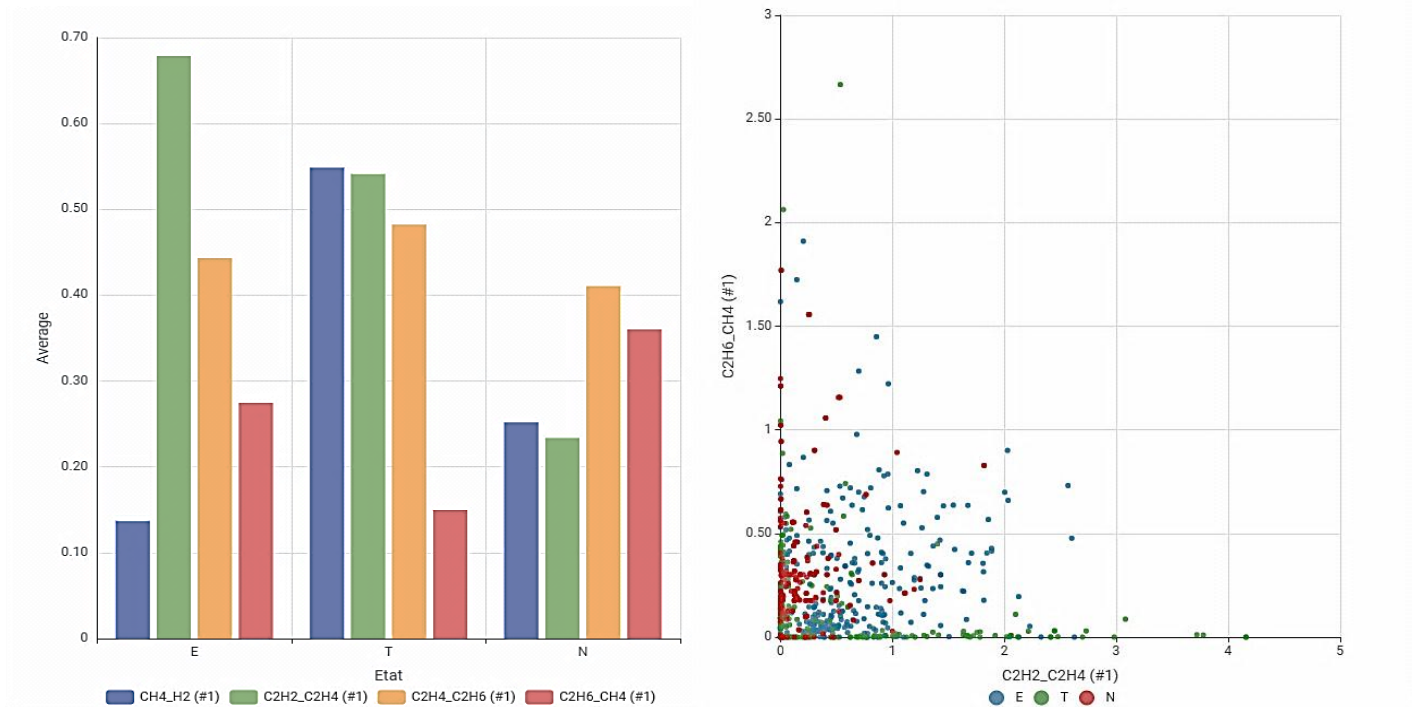


**Figure 3.3:** Distribution des rapports de gaz en fonction des états E, N, T (min max)

La normalisation Minimax réduit chaque rapport à l'intervalle  $[0, 1]$ , ce qui rend toutes les valeurs comparables et visuellement perceptibles dans le diagramme en barres. Mais la dispersion reste la même que les données brute. Le rapport  $C_2H_2/C_2H_4$  est plus élevé pour les défauts thermiques (T), ce qui reflète des phénomènes de surchauffe, tandis que le rapport  $C_2H_4/C_2H_6$  affiche des valeurs importantes pour les défauts électriques (E), confirmant son efficacité pour diagnostiquer ce type de problème. Bien que le rapport  $C_2H_6/CH_4$  soit significatif pour les défauts Thermique même s'il est plus modéré, Le rapport  $CH_4/H_2$  reste peu discriminant, même après normalisation dans l'intervalle  $[0, 1]$ .

Concernant le nuage de points basé sur Min-Max, bien que l'échelle soit uniformisée, la dispersion des données reste similaire à celle des données brutes. Par conséquent, la séparation entre les classes E, T et N n'est pas significativement améliorée, et le chevauchement visuel persiste.

### - Normalisation logarithmique



**Figure 3.4:** Distribution des rapports de gaz en fonction des états E, N, T (logarithmique)

La transformation logarithmique a nettement amélioré la lisibilité et la répartition des données. Le rapport  $CH_4/H_2$  est plus élevé pour les défauts thermiques (T), ce qui reflète des phénomènes de surchauffe, tandis que le rapport  $C_2H_2/C_2H_4$  affiche des valeurs

importantes pour les défauts électriques (E), confirmant son efficacité pour diagnostiquer ce type de problème. Bien que le rapport  $C_2H_4/C_2H_6$  soit significatif pour les défauts Thermique, le rapport  $C_2H_6/CH_4$  reste un bon indicateur des défauts Electriques, même s'il est plus modéré.

Le nuage de points (logarithmique) optimise la distribution des données et diminue l'effet des valeurs extrêmes. Ceci propose une alternative équilibrée entre l'échelle brute et la normalisation Min-Max, favorisant une visualisation plus claire des classes.

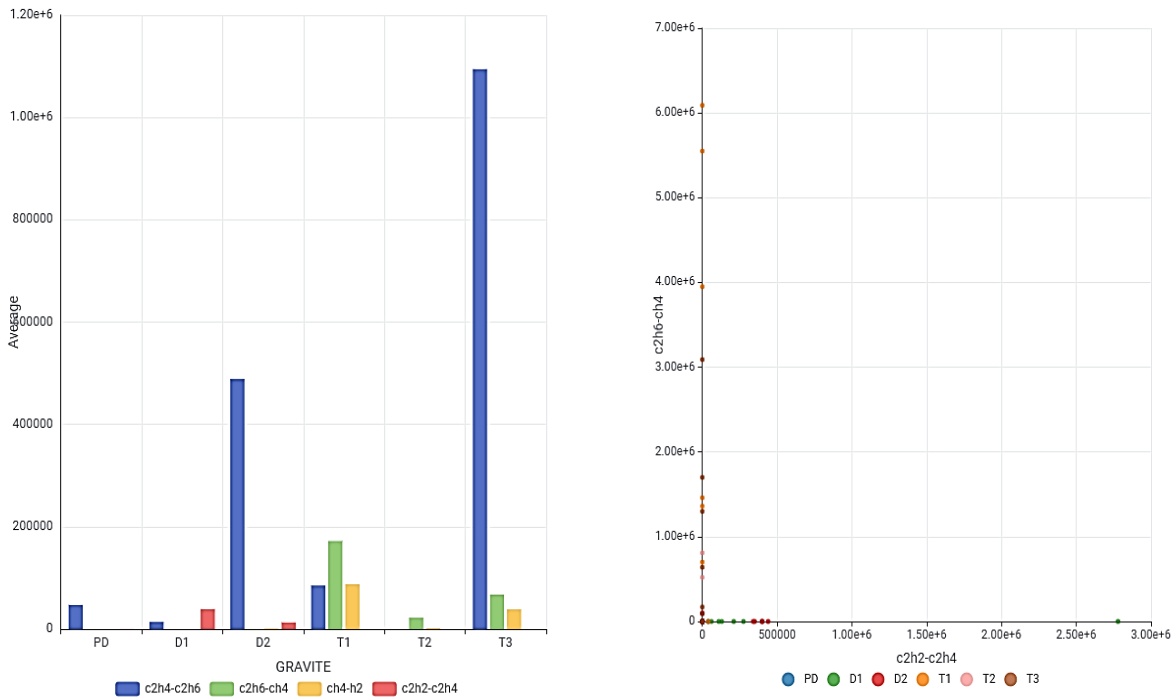
D'après la figure du nuage de points, on peut observer la répartition des défauts ainsi que leur séparation. On remarque que les défauts thermiques, représentés par les points verts, suivent principalement l'axe des abscisses : plus le rapport  $C_2H_2/C_2H_4$  augmente, plus la présence de défauts thermiques est marquée. En revanche, les défauts électriques, représentés en bleu, se répartissent dans la moitié supérieure du graphique, en suivant l'augmentation conjointe des deux rapports  $C_2H_2/C_2H_4$  et  $C_2H_6/CH_4$ .

L'état normal, quant à lui, est localisé au début du graphique, indiquant de faibles valeurs pour ces deux rapports.

### **3. Analyse fondée sur les données de GRAVITE**

Dans cette partie, nous étudions l'effet de trois techniques de prétraitement (brute, Min-Max, logarithmique) sur la visualisation de la variable Gravité, en utilisant des diagrammes en barres et des nuages de points. Le but est d'observer l'impact de chaque méthode sur la lisibilité et la distinction des classes :

- Sans normalisation (en brute)



**Figure 3.5:** Analyse visuelle des rapports de gaz selon la gravité des défauts (brute)

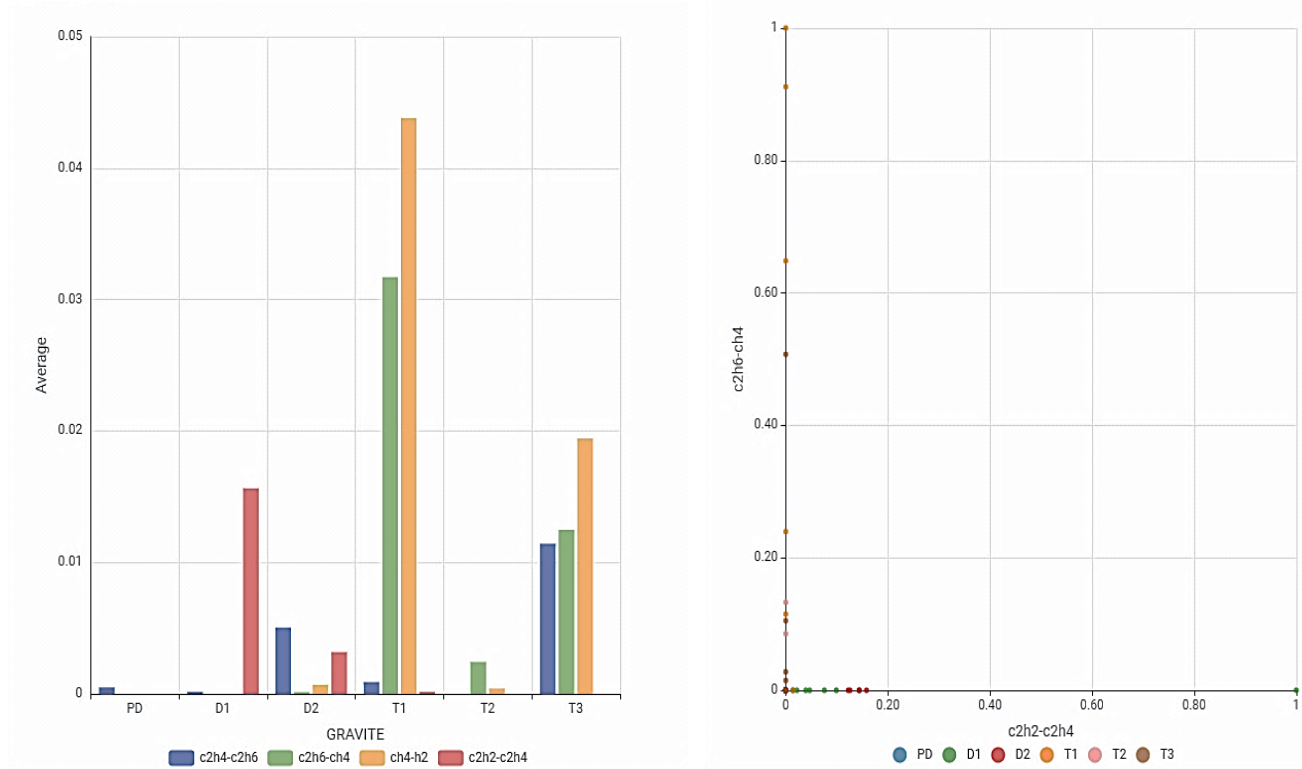
Le graphique à barres (brut) met en évidence les variations concrètes entre les rapports de gaz pour chaque type de défaut. Toutefois, la présence de valeurs aberrantes complique la comparaison des échantillons de faible amplitude, ce qui réduit la précision de l'analyse dans ces cas.

Par ailleurs, les rapports gazeux permettent d'identifier les niveaux de gravité associés aux défauts détectés. Le rapport  $C_2H_4 / C_2H_6$  atteint ses valeurs les plus élevées pour les défauts thermiques de haute température (T3), traduisant une surchauffe sévère. Les rapports  $C_2H_6 / CH_4$  et  $CH_4 / H_2$  présentent leurs pics dans les défauts thermiques de basse température (T1), correspondant à des échauffements légers. En ce qui concerne le rapport  $C_2H_2 / C_2H_4$ , il enregistre ses valeurs maximales dans les cas de défauts de type D1, typiques des décharges électriques à faible énergie. Ces observations confirment l'utilité des rapports gazeux pour différencier avec finesse les différents niveaux de gravité.

- Dans le nuage de points brut, où les classes de gravité sont représentées par des couleurs différentes (T1, T2, T3 pour les défauts thermiques, et D1, D2, PD pour les défauts électriques), la distribution des échantillons sans transformation logarithmique ni normalisation montre un chevauchement important entre les différentes classes,

notamment dans les plages de faibles valeurs. Ce manque de séparation visuelle rend difficile l'identification directe des niveaux de gravité. En outre, la présence de valeurs extrêmes nuit à la lisibilité du graphique et peut masquer des regroupements potentiels. Cela met en évidence la nécessité d'un prétraitement des données, tel que la transformation logarithmique ou la normalisation, afin d'améliorer l'analyse visuelle et de renforcer la distinction entre les classes de gravité

#### - Normalisation MIN MAX



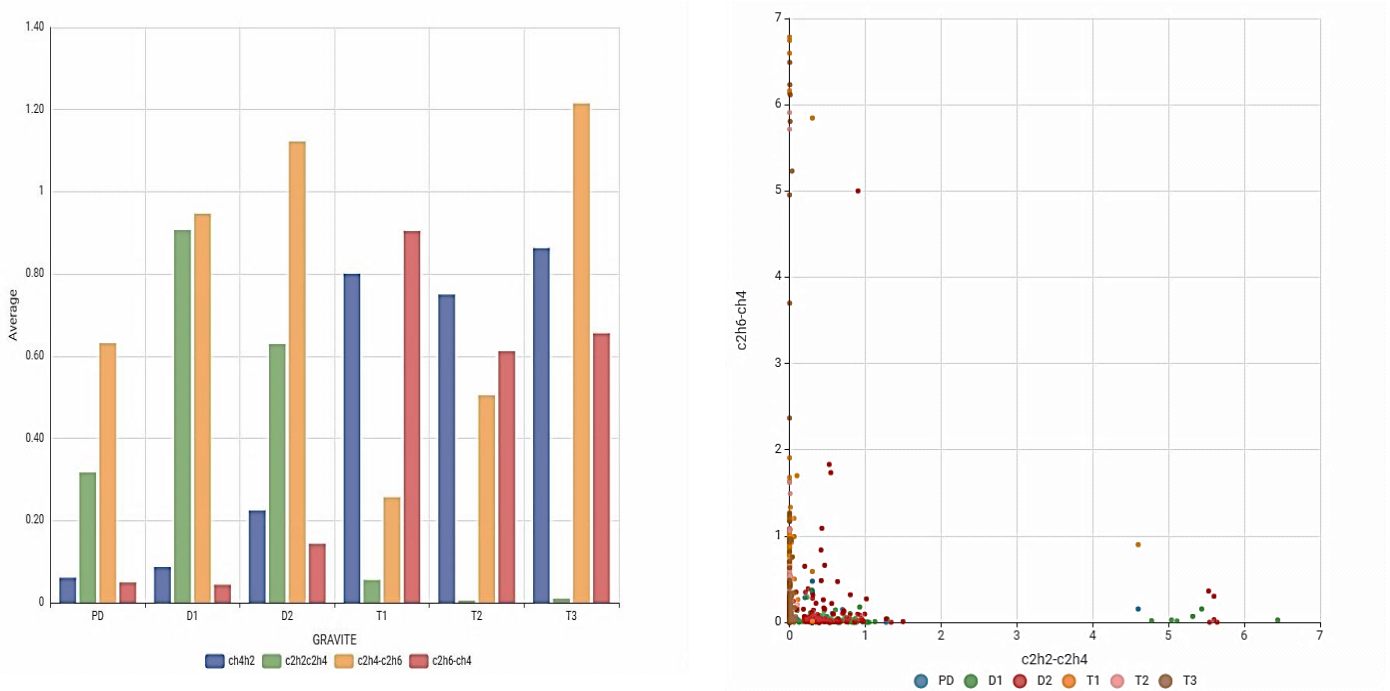
**Figure 3.6:** Analyse visuelle des rapports de gaz selon la gravité des défauts (MIN-MAX)

Suite à l'application de la normalisation Min-Max, les rapports gazeux conservent leur capacité à refléter les niveaux de gravité des défauts tout en permettant une comparaison visuelle équilibrée grâce à l'uniformisation de l'échelle. Le rapport  $C_2H_4 / C_2H_6$  atteint ses valeurs les plus élevées pour les défauts thermiques de haute température (T3), traduisant une surchauffe sévère. Les rapports  $C_2H_6 / CH_4$  et  $CH_4 / H_2$  présentent leurs pics dans les défauts thermiques de basse température (T1), correspondant à des échauffements légers. En ce qui concerne le rapport  $C_2H_2 / C_2H_4$ , il enregistre ses valeurs maximales dans les cas de défauts de type D1, typiques des décharges électriques à faible énergie

La normalisation n'altère donc pas les tendances générales observées dans les données brutes, mais facilite la lecture graphique et met mieux en évidence les zones de concentration dans l'intervalle  $[0, 1]$  permettant une meilleure distinction entre les différents niveaux de gravité.

Concernant le nuage de points, la normalisation Min-Max a permis de répartir les données sur une échelle uniforme. Toutefois, cela n'a pas suffi à améliorer significativement la lisibilité graphique. Le chevauchement entre les échantillons des différentes classes est resté visible, en particulier dans les plages de faibles et moyennes valeurs, et la dispersion des données demeure comparable à celle observée avec les données brutes.

### - Normalisation logarithme



**Figure 3.7:** Analyse visuelle des rapports de gaz selon la gravité des défauts (logarithme)

Après l'application de la transformation logarithmique, certaines proportions gazeuses deviennent plus lisibles, ce qui améliore la différenciation entre les niveaux de gravité.

Le rapport  $\text{CH}_4 / \text{H}_2$  atteint sa valeur maximale dans la classe Défaut thermique de haute température T3, indiquant une surchauffe. Le rapport  $\text{C}_2 \text{H}_2 / \text{C}_2 \text{H}_4$  reste bien marqué dans la classe : D1, ce qui reflète des décharges électriques de faible énergie. Le rapport

$C_2 H_2 / C_2 H_6$  montre également des valeurs élevées dans la classe T3, renforçant son lien avec les défauts thermiques de haute température

Enfin, le rapport  $C_2 H_6 / CH_4$  se distingue dans la classe T1, correspondant à des Défaut thermique de basse température. Ces observations confirment que la transformation logarithmique améliore la visibilité des écarts subtils et contribue à une meilleure séparation entre les différentes classes de gravité.

Dans le nuage de points basé sur la transformation logarithmique, la répartition des données devient plus homogène, ce qui améliore la lisibilité générale du graphique. La transformation réduit l'effet des valeurs extrêmes et permet de révéler des regroupements plus nets entre les classes de gravité.

## III.4 Algorithmes

### III.4.1 K- Nearest Neighbor KNN

L'algorithme des k plus proches voisins (KNN) est un procédé d'apprentissage supervisé employé pour la classification et la régression. L'algorithme KNN a pour but principal d'identifier la classe d'un nouvel exemple en tenant compte de ses voisins les plus proches dans l'espace de caractéristiques. Cela n'implique que L'algorithme Identifiera Les K échantillons qui ressemblent le plus à l'échantillon fourni et déterminera la classe de cet échantillon sur la base de la classe prépondérante parmi les k voisins. [34]

Dans le cadre de notre simulation, nous avons utilisé l'algorithme des k plus proches voisins (k-NN) avec un paramètre k fixé à 5.

Cela signifie que, pour classer une nouvelle observation, l'algorithme se base sur les 5 exemples les plus proches dans l'espace des caractéristiques. Le choix de  $k = 5$  permet de trouver un bon compromis entre la sensibilité au bruit (si k est trop petit) et une trop grande généralisation (si k est trop grand), ce qui améliore la stabilité et la précision de la classification.

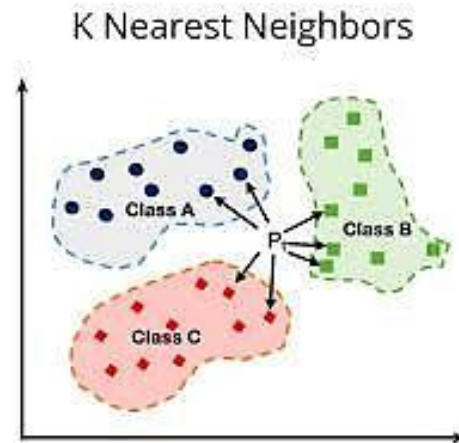


Figure 3.8: K- Nearest Neighbor KNN

### III.4.2 Arbre De Décision (Decision Tree)

C'est l'un des algorithmes du modèle d'apprentissage supervisé qui est utilisé dans plusieurs domaines tels que la planification ou bien la recherche opérationnelle, les nœuds sont les carrés, notre arbre sera plus précis quand le nombre des nœuds est élevé, aussi les feuilles de l'arbre sont les derniers nœuds du niveau ou la décision est prise[50].

Dans notre expérimentation le nombre minimal d'enregistrements requis par nœud a été fixé à 2, ce qui permet un découpage plus précis. Le nombre maximal d'enregistrements affichés a été limité à 10 000, avec l'activation de l'option du point de division moyen pour stabiliser les seuils de séparation. Afin d'accélérer le processus d'apprentissage, nous avons utilisé 4 threads, ce qui améliore l'efficacité en termes de temps d'exécution du modèle.

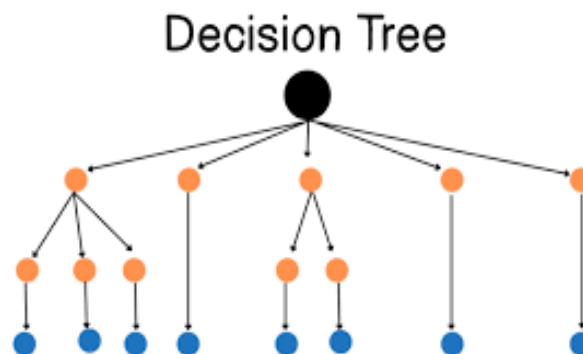


Figure3.9: Arbre De Décision

### III.4.3 Forêt Aléatoire (Random Forest)

C'est un ensemble d'arbres de décision, chaque arbre de la forêt produit une prédiction de classe et la prédiction finale est celle qui a reçu plus de vote. Pour simplifier, on peut dire que la forêt aléatoire combine plusieurs arbres de décision pour obtenir une bonne prévision.

Les forêts aléatoires forment la plus grande partie des systèmes d'apprentissage automatique, elles peuvent être utilisées dans les problèmes de classification et de régression aussi [46].

Dans le cadre de ce travail, un modèle de Random Forest a été utilisé avec 100 arbres de décision. Chaque arbre a été entraîné sur un sous-échantillon aléatoire des données à l'aide de la technique de bootstrap, permettant ainsi d'augmenter la diversité entre les arbres et de renforcer la robustesse du modèle. Cette configuration a permis d'obtenir des résultats satisfaisants dans la classification des défauts des transformateurs à partir des données issues de l'analyse des gaz dissous (AGD).

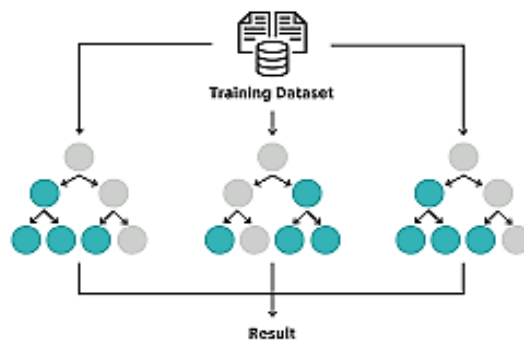


Figure 3.10: Forêt Aléatoire

### III.4.4 Machine À Vecteurs De Support SVM

Les Machines à Vecteurs de Support (SVM) sont des algorithmes d'intelligence artificielle appartenant à la catégorie de l'apprentissage supervisé. Ces méthodes servent à organiser des données en déterminant l'hyperplan idéal qui distingue les diverses classes, tout en cherchant à maximiser la marge entre elles. [51]

Dans ce travail, une fonction noyau de type RBF (Radial Basis Function) a été utilisée, en raison de sa capacité à modéliser des relations non linéaires complexes entre les données. Le paramètre sigma a été fixé à 0,1, ce qui permet d'obtenir une frontière de décision plus fine et sensible aux variations locales des données. De plus, la valeur du paramètre de régularisation

C a été fixée à 1, assurant un bon équilibre entre la minimisation de l'erreur d'apprentissage et la capacité de généralisation du modèle. Ces réglages ont permis d'obtenir un modèle performant pour la classification des états du transformateur à partir des signatures gazeuses caractéristiques de chaque type de défaut.

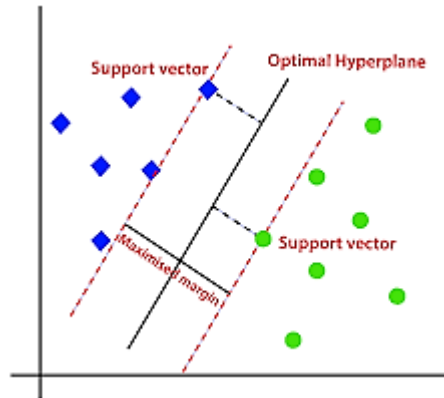


Figure 3.11: Machine À Vecteurs De Support SVM

### III.5 Évaluation Des Performances

L'évaluation rigoureuse des modèles de classification est une étape cruciale pour garantir leur fiabilité et leur utilité dans un contexte de diagnostic. Dans cette étude, plusieurs métriques de performance ont été utilisées pour évaluer la qualité des prédictions générées par les modèles KNN, SVM, DT, RF et la fusion KNN-SVM ET DT-RF, en prenant en compte la nature multi-classes du problème (défauts de type Électrique (E), Thermique (T), Et Normal (N)) [52]

#### A) Accuracy

L'accuracy représente la proportion d'exemples correctement classés par rapport à l'ensemble des échantillons. C'est une mesure globale de performance, souvent utilisée comme indicateur principal. Toutefois, dans des jeux de données déséquilibrés, elle peut être trompeuse, car elle ne tient pas compte de la distribution entre les classes.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

Eq (3.1)

**B) Precision**

La précision évalue la capacité du modèle à ne pas classer à tort un échantillon comme appartenant à une classe lorsqu'il ne le devrait pas. Elle est définie comme le rapport entre les vrais positifs et l'ensemble des prédictions positives :

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{Eq (3.2)}$$

Une haute précision indique peu de faux positifs, ce qui est essentiel lorsque les conséquences d'un faux diagnostic sont critiques.

**C) Recall**

Le rappel mesure la capacité du modèle à détecter tous les échantillons réellement positifs. Il est particulièrement important dans le cadre du diagnostic, où ne pas détecter un défaut (faux négatif) peut avoir des conséquences graves :

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{Eq (3.3)}$$

**D) F-Mesure (F1-Score)**

La f-mesure combine précision et rappel en une seule métrique harmonisée, ce qui permet une évaluation équilibrée lorsque l'un des deux est significativement plus faible que l'autre :

$$F1 - score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad \text{Eq (3.4)}$$

Cette métrique est particulièrement utile pour juger de la performance d'un classificateur dans des contextes où les classes sont déséquilibrées.

### E) Cohen kappa

Cohen's kappa est une mesure statistique de l'accord entre deux évaluateurs ou modèles de classification lorsqu'ils affectent des catégories à un ensemble d'éléments. Contrairement à l'exactitude (accuracy) simple, cohen's kappa prend en compte l'accord qui peut survenir par hasard, ce qui en fait une mesure plus fiable dans les situations où les classes sont déséquilibrées.

$$k = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad \text{Eq (3.5)}$$

- $P_0$ : Proportion D'accord Observé (Accuracy Classique)
- $P_e$  : Proportion D'accord Attendu Par Hasard

## III.6 Résultats et discussion

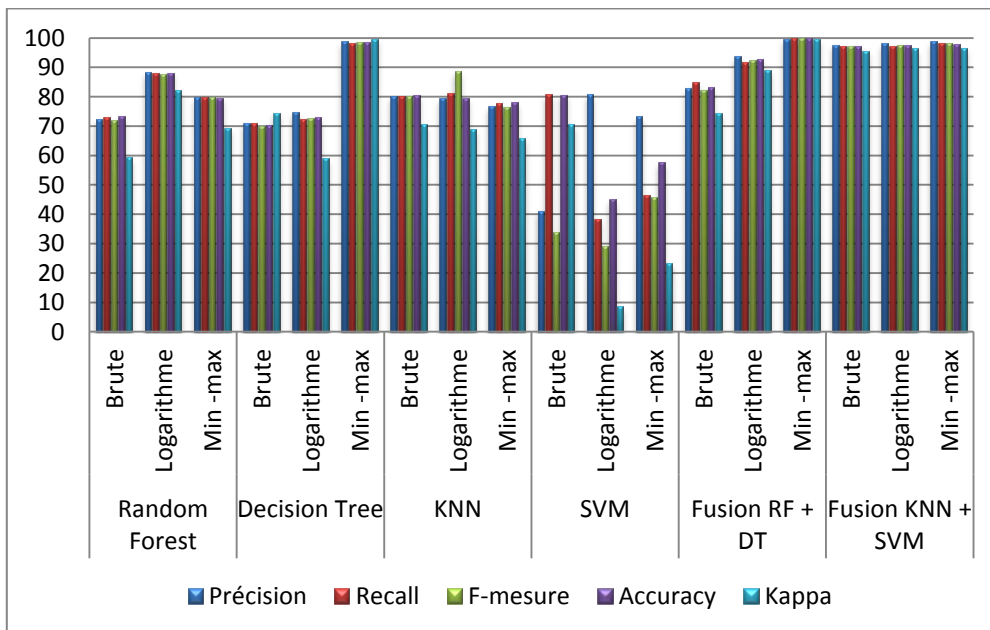
### III.6.1 Analyse basée sur les données d'ÉTAT

Dans cette section, nous examinons les performances de différents algorithmes de classification appliqués à l'ensemble du jeu de données ÉTAT, tout en tenant compte des trois techniques de normalisation : brute, logarithmique et min-max. Les indicateurs de performance utilisés sont la précision, le rappel, la F-mesure, l'accuracy (exactitude) et le coefficient de Kappa. Les résultats sont présentés dans le tableau 3.2 Ils permettent de comparer l'efficacité des algorithmes, à la fois individuellement et sous forme de fusion (ou combinaison de modèles). Le tableau 3.2 présente les performances des algorithmes de classification appliqués aux données d'état sous forme de résultats détaillés. Ce tableau offre une vue comparative des scores obtenus en fonction des diverses méthodes de normalisation et des configurations (individuelle ou combinée) des modèles.

**Tableau3.2:** Résultats de classification pour les données ÉTAT avec différentes normalisations et combinaisons d'algorithmes

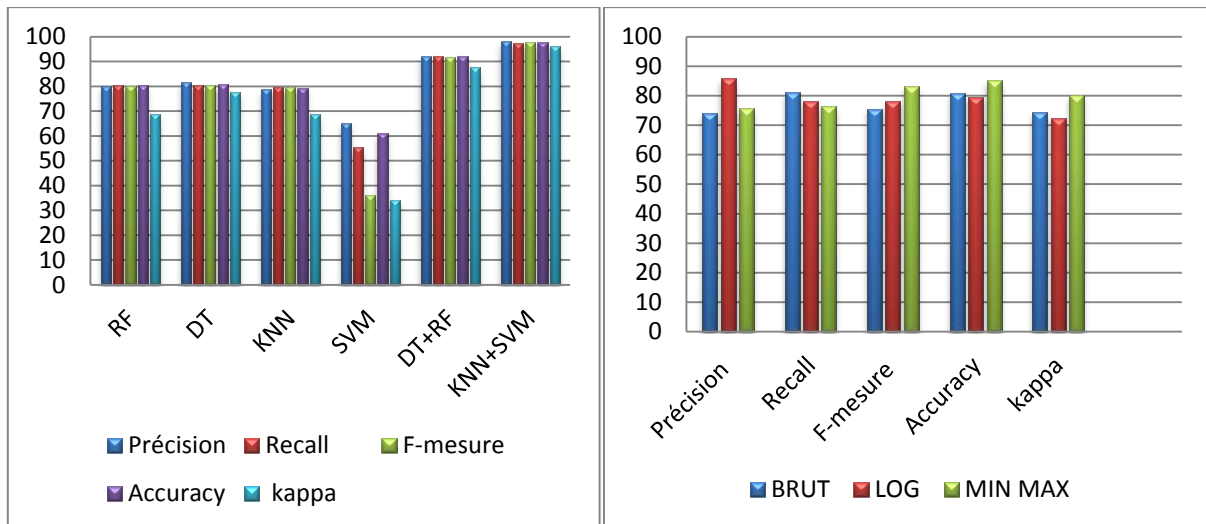
Algorithme	Normalisation	Precision	Recall	F-mesure	Accuracy	kappa
Random Forest	Brute	72.3%	72.9%	72%	73.2%	59.5%
	Logarithme	88.3%	88.2%	87.9%	88.2%	82.2%
	Min -max	79.8%	80%	79.9%	79.7%	69.4%
Decision Tree	Brute	71.1%	70.9%	69.9%	70.4%	74.6%
	Logarithme	74.8%	72.3%	72.8%	73.1%	59%
	Min -max	98.7%	98.3%	98.4%	98.4%	99.7%
k-Nearest Neighbors	Brute	80.23%	80.06%	80.16%	80.60%	70.7%
	Logarithme	79.46%	81.20%	88.6%	79.6%	68.9%
	Min -max	76.7%	77.7%	76.53%	78%	66%
SVM	Brute	41.26	80.73%	33.80%	80.60%	70.7%
	Logarithme	80.76%	38.53%	29.06%	45%	8.6%
	Min -max	73.2%	46.53%	45.63%	57.6%	23.3%
Fusion Decision Tree et Random Forest	Brute	82.8%	84.9%	82.3%	83.3%	74.6%
	Logarithme	93.7%	91.7%	92.5%	92.9%	89.1%
	Min -max	99.7%	99.8%	99.8%	99.8%	99.7%
Fusion KNN et SVM	Brute	97.66%	97.13%	97.30%	97.1%	95.6
	Logarithme	98.13%	97.23%	97.63%	97.7%	96.5%
	Min -max	98.81%	98.3%	98.16%	97.9%	96.7%

La performance de tous les algorithmes de classification dans les méthodes de normalisation des données brute, logarithmique et min-max peut être résumée à partir de la figure 3.12 ci-dessous. Le graphique à barres montre la performance de chaque indicateur de classification, y compris la précision, la mesure-F, le rappel et le Kappa. L'objectif du diagramme est de représenter visuellement les différences de qualité de classification entre les classifications individuelles et fusionnées, ainsi que les comparaisons de performance tout en normalisant les données.



**Figure 3.12:** comparaison graphique des performances des algorithmes de classification selon les normalisations

Pour mieux comprendre l'impact relatif de la normalisation des données et de la sélection des algorithmes de classification, le graphique ci-dessous présente une représentation conjointe des performances moyennes en fonction de la méthode de normalisation utilisée et du type d'algorithme choisi. La figure 3.13 permet de distinguer l'influence du prétraitement des données et du choix de l'algorithme sur les performances finales. En présentant les indicateurs de performance globaux (exactitude, précision, rappel, F-score et Kappa). Une telle représentation intégrée facilite la saisie de l'influence du prétraitement et de la méthode de classification sur la pertinence des résultats obtenus.



**Figure 3.13:** Performances moyennes selon les méthodes de normalisation et les algorithmes de classification

## 1- Interprétation

Les figures présentées dans cette section illustrent de manière comparative les performances des algorithmes de classification testés, en tenant compte des différentes méthodes de normalisation appliquées aux données d'entrée.

## 2- Analyse comparative des performances par algorithme

### 1. Random Forest

#### - Sans normalisation (Brute) :

Les performances de Random Forest sans normalisation sont moyennes, avec une précision de 72,3 %, un rappel de 72,9 % et un score de Kappa de 59,5 %. Ces résultats suggèrent que l'algorithme est capable de capturer une certaine structure dans les données, mais que les valeurs brutes contiennent probablement des écarts importants ou des distributions déséquilibrées qui limitent son efficacité.

#### - Normalisation Logarithmique :

L'application du logarithme améliore fortement les performances : la précision grimpe à 88,3 %, le rappel à 88,2 %, et le Kappa atteint 82,2 %. Cela indique que le logarithme réduit l'effet des valeurs extrêmes et rend la distribution des données plus symétrique, ce qui permet au modèle de mieux construire ses arbres et de généraliser les règles de classification.

#### - Normalisation Min-max :

Avec la normalisation min-max, Random Forest obtient des résultats intermédiaires (précision de 79,8 %, Kappa de 69,4 %). Bien que cette méthode soit bénéfique pour certains modèles, ici elle semble moins efficace que le logarithme, probablement parce qu'elle conserve la forme de la distribution, sans atténuer suffisamment les asymétries.

### 2. Decision Tree

#### - Sans normalisation (Brute) :

L'arbre de décision donne des résultats passables sans normalisation, avec une précision de 71,1 % et un Kappa de 74,6 %. Cela signifie que le modèle peut apprendre certaines règles même sur des données brutes, mais qu'il est limité par les éventuelles dispersions ou échelles variées des attributs.

#### - Normalisation Logarithmique :

L'effet du logarithme est ici modéré, avec une légère amélioration (précision de 74,8 %, Kappa de 59 %). Le modèle en profite légèrement pour améliorer ses coupures, mais la performance reste inférieure à celle obtenue avec une autre méthode de normalisation.

#### - Normalisation Min-max :

Avec min-max, les résultats explosent : 98,7 % de précision, 98,3 % de rappel et 99,7 % de Kappa. L'arbre de décision étant basé sur des seuils, il bénéficie grandement de l'homogénéisation des valeurs entre 0 et 1, ce qui lui permet de créer des coupures plus précises et significatives dans l'espace des caractéristiques.

### 3. k-Nearest Neighbors (KNN)

#### - Sans normalisation (Brute) :

KNN atteint une bonne performance brute avec une précision de 80,23 % et un Kappa de 70,7 %. Cela indique que les distances calculées sont déjà relativement fiables, probablement grâce à des variables ayant une échelle similaire ou une certaine structure géométrique dans l'espace des données.

- Normalisation Logarithmique :

Après normalisation logarithmique, la précision baisse légèrement à 79,46 %, mais le rappel monte à 81,2 %. Cela signifie que le modèle devient plus sensible (moins de faux négatifs), bien que le gain global ne soit pas significatif, ce qui suggère que le logarithme altère légèrement la notion de proximité dans l'espace des caractéristiques.

- Normalisation Min-max :

Avec min-max, la performance diminue légèrement (76,7 % de précision, 66 % de Kappa), ce qui montre que cette méthode nuit à la cohérence des distances entre les voisins. Min-max rend les variables également pondérées, ce qui peut masquer des attributs discriminants naturellement dominants.

#### 4. Support Vector Machine (SVM)

- Sans normalisation (Brute) :

Les résultats sont paradoxaux : précision très faible (41,26 %) mais rappel très élevé (80,73 %), ce qui indique que SVM classe beaucoup d'instances comme positives, au risque de nombreux faux positifs. Le modèle est mal calibré, probablement à cause des échelles non homogènes des données.

- Normalisation Logarithmique :

Le comportement reste instable : bien que la précision augmente (80,76 %), le rappel s'effondre à 38,53 %, et le Kappa chute à 8,6 %, montrant un modèle très déséquilibré. Le logarithme ne stabilise pas suffisamment la géométrie des marges séparatrices.

- Normalisation Min-max :

Les résultats sont médiocres (73,2 % de précision, 23,3 % de Kappa). Bien que la normalisation soit censée améliorer SVM, ici elle ne suffit pas à produire une séparation optimale. Ces résultats confirment que SVM n'est pas adapté aux caractéristiques de ce jeu de données, ou qu'il nécessite une autre transformation comme la standardisation (z-score).

## 5. Fusion Decision Tree et Random Forest

### - Sans normalisation (Brute) :

La fusion brute donne un net gain par rapport à chaque modèle seul : 82,8 % de précision et 74,6 % de Kappa. Cela montre que l'ensemble profite d'une diversité de modèles qui se complètent pour corriger les erreurs individuelles.

### - Normalisation Logarithmique :

Les performances augmentent significativement (93,7 % de précision, 89,1 % de Kappa). L'effet du logarithme est amplifié par la complémentarité entre les deux modèles, ce qui améliore la robustesse et la capacité de généralisation.

### - Normalisation Min-max :

La combinaison atteint des performances presque parfaites (99,7 % partout), prouvant que la fusion de modèles est la stratégie la plus efficace ici, surtout lorsque les données sont bien préparées. Cette fusion offre un modèle à la fois puissant, stable et fiable.

## 6. Fusion KNN et SVM

### - Sans normalisation (Brute) :

Très bonnes performances dès le départ, avec 97,66 % de précision et un Kappa de 95,6 %. KNN compense les faiblesses du SVM, en renforçant les décisions locales et limitant les erreurs dues aux mauvaises marges du SVM.

### - Normalisation Logarithmique :

Les résultats s'améliorent encore légèrement (98,13 % de précision, 96,5 % de Kappa), prouvant que la transformation logarithmique équilibre les variables de manière favorable à la fusion des deux modèles.

### Normalisation Min-max :

C'est avec min-max que cette fusion donne les meilleurs résultats (98,81 % de précision, 96,7 % de Kappa). L'uniformisation des distances profite à KNN, tandis que la normalisation permet au SVM d'éviter les marges disproportionnées. La complémentarité entre les deux est pleinement exploitée.

L'étude comparative des performances des différents algorithmes de classification, associée à trois techniques de normalisation (brute, logarithmique, et min-max), a révélé des tendances claires pour la mise en œuvre de modèles d'apprentissage automatique efficaces. Il en ressort que la qualité de la normalisation a un impact considérable sur les performances des modèles, notamment ceux qui sont sensibles à l'échelle des données comme KNN et SVM. Les modèles individuels comme Random Forest et Decision Tree montrent de bonnes performances, en particulier lorsque la normalisation est adaptée à leur fonctionnement : logarithmique pour Random Forest, et min-max pour Decision Tree. Néanmoins, c'est à travers la fusion d'algorithmes complémentaires que les meilleurs résultats ont été obtenus, dépassant les 99 % de précision et de cohérence (score Kappa), notamment avec les combinaisons Decision Tree + Random Forest et KNN + SVM associées à la normalisation min-max. Ces fusions permettent de combiner les avantages de chaque modèle tout en compensant leurs faiblesses. Ainsi, la démarche optimale dans ce contexte consiste à appliquer une normalisation min-max rigoureuse suivie d'une fusion de modèles, ce qui garantit à la fois robustesse, précision et stabilité du système de classification. Cette stratégie est particulièrement recommandée pour des applications critiques telles que la détection de défauts ou la surveillance d'état, où la fiabilité du modèle est primordiale.

### **III.6.2 Analyse basée sur les données de GRAVITÉ**

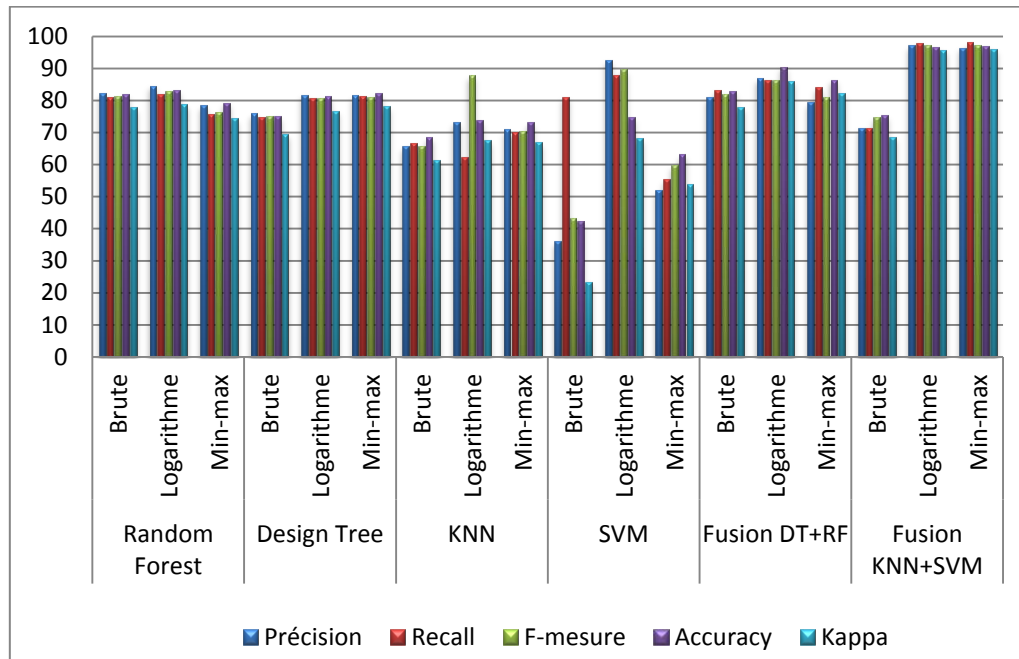
Cette partie présente les performances des algorithmes de classification appliqués sur les données de gravité, en considérant diverses méthodes de normalisation (brute, logarithmique, min-max). Les mesures examinées comprennent la précision, le rappel, la mesure F, l'exactitude et le coefficient Kappa. Le but est de mettre en parallèle les algorithmes à la fois séparément et en regroupement, dans le but de déterminer les méthodes les plus appropriées pour classer la gravité des défauts.

Les résultats détaillés des performances des algorithmes de classification appliqués aux données de gravité sont présentés dans le tableau 3.3 Ce tableau permet de comparer les scores obtenus selon les différentes techniques de normalisation et les configurations (individuelle ou fusionnée) des modèles.

**Tableau3.3:** Résultats de classification pour les données GRAVITÉ avec différentes normalisations et combinaisons d'algorithmes

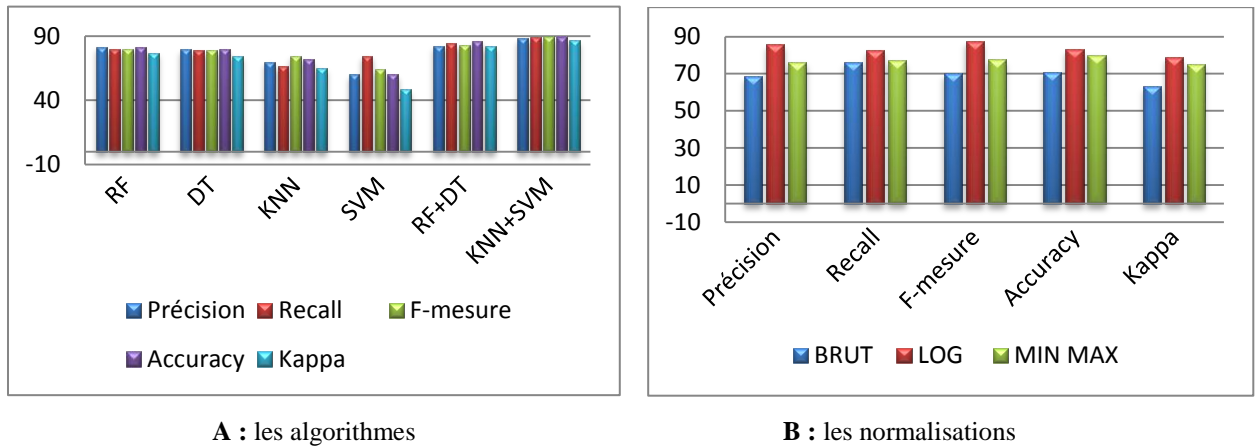
Algorithme	Normalisation	Précision	Recall	F-mesure	Accuracy	kappa
Random Forest	Brute	82.1%	81%	81.3%	81.9%	77.8%
	Logarithme	84.5%	82%	82.8%	83%	78.8%
	Min -max	78.4%	75.7%	76.2%	79.2%	74.4%
Decision tree	Brute	75.9%	74.6%	75.1%	75.1%	69.5%
	Logarithme	81.7%	80.5%	80.8%	81.2%	76.7%
	Min -max	81.6%	81.3%	81.1%	82.2%	78.2%
k-Nearest Neighbors(KNN)	Brute	65.59%	66.55%	65.68%	68.5%	61.3%
	Logarithme	73.26%	62.25%	87.86%	73.7%	%67.6
	Min -max	70.93%	70%	70.33%	73.1%	67%
SVM	Brute	35.96%	81.12%	43.36%	42.3%	23.4%
	Logarithme	92.48%	87.84%	89.72%	74.6%	68.1%
	Min -max	51.8%	55.3%	59.74%	63.1%	53.7%
Fusion	Brute	81%	83.1%	81.8%	82.9%	77.7%
Decision tree and Random Forest	Logarithme	86.8%	86.4%	86.4%	90.4%	86.1%
	Min -max	79.4%	84%	81.1%	86.4%	82.1%
Fusion KNN and SVM	Brute	71.35%	71.35%	74.71%	75.4%	68.6%
	Logarithme	97.25%	97.9%	97.31%	96.6%	95.8%
	Min -max	96.38%	97.95%	97.03%	96.9%	96.02%

La figure 3.14 ci-dessous résume les performances de tous les algorithmes de classification dans le cadre des techniques de normalisation des données (brute, logarithmique, min-max). Le graphique circulaire présente les résultats de chaque critère de classification : précision, exactitude, F-mesure, rappel et Kappa pour chacun des algorithmes de classification en ligne et fusion. Le but du schéma est de montrer graphiquement les performances comparatives et les divergences en termes de qualité de classification entre les classifications individuelles et combinées, tout en normalisant les informations.



**Figure 3.14:** Analyse graphique des résultats des algorithmes de classification selon les techniques de normalisation

Afin d'examiner plus efficacement l'effet de la normalisation des données et de la sélection des algorithmes de classification, la représentation ci-dessous est scindé en deux sections distinctes. La première illustration met en évidence l'effet des techniques de normalisation sur les performances des algorithmes, alors que la seconde démontre l'influence du choix de l'algorithme en question. Cette séparation facilite la compréhension de l'impact du prétraitement des données et de l'algorithme sur les résultats, en se basant sur des mesures telles que la précision, la spécificité, le rappel, le score F et le Kappa.



**Figure 3.15:** Comparaison des performances moyennes en fonction des méthodes de normalisation et des algorithmes de classification

### • Interprétation

- Random Forest (RF): Offre de bonnes performances, même en l'absence de normalisation. L'application de la normalisation logarithmique améliore légèrement ses résultats, avec une précision de 84,5 % et un Accuracy de 83 %.

-Decision Tree (DT) : Très dépendant de la normalisation. Ses résultats s'améliorent fortement avec min-max ou logarithmique. Avec min-max, il atteint une accuracy de 82,2 %, ce qui le rapproche des performances de RF.

- k-Nearest Neighbors (KNN): Plus faible sans normalisation, mais très performant avec la normalisation logarithmique (rappel : 87,9 %, précision : 73,3 %). Montre une bonne sensibilité au prétraitement.

- Machine à vecteurs de support (SVM): Très sensible aux données non traitées (précision : 42,3 %). La normalisation logarithmique entraîne une amélioration significative des performances (précision : 92,5 %, F-mesure : 89,7 %), ce qui atteste de sa sensibilité au prétraitement.

### • Méthodes de Normalisation

- Logarithmique est globalement la plus efficace, en particulier pour les algorithmes sensibles (SVM, KNN).
- Min-max est utile surtout pour les arbres de décision.
- Données brutes donnent les moins bons résultats, sauf pour RF.

- **Fusions d'Algorithmes**
- Combinaison DT + RF améliore la précision globale (accuracy : 90,4 %, précision : 86,8 %).
- La fusion KNN + SVM offre les meilleurs résultats de tous les modèles (accuracy : 96,6 %, précision : 97,3 %, rappel : 97,9 %).

Ces fusions montrent que les approches hybrides permettent d'atteindre une meilleure cohérence et stabilité.

### III.7 Validation

D'après les résultats des simulations, la fusion des algorithmes KNN et SVM a révélé une excellente capacité de détection et de classification des défauts. Pour évaluer la robustesse et la fiabilité de ce modèle, une phase de validation a été conduite à l'aide d'un jeu de test composé de 30 échantillons distincts de ceux utilisés lors de l'apprentissage. Les performances du modèle ont été analysées à travers une matrice de confusion et plusieurs indicateurs clés. Les résultats montrent une exactitude de 90 %, ainsi qu'un indice de Kappa de 85 % relatifs aux données d'état. En ce qui concerne les données de gravité, l'exactitude de 100 % et l'indice de Kappa de 100 % attestent de la solidité du modèle. Ces performances confirment l'efficacité du système à détecter avec précision les défauts en fonction de l'état du transformateur et à évaluer la sévérité des anomalies détectées. L'utilisation de la méthode de fusion KNN-SVM, combinée à une normalisation rigoureuse des données (logarithmique pour les données d'état et min-max pour les données de gravité), constitue ainsi une solution fiable et efficace pour le diagnostic automatisé et le suivi de l'état des transformateurs. Par ailleurs, la matrice de confusion a permis d'analyser en détail les prédictions du modèle, en mettant en évidence la répartition des classifications correctes et erronées pour chaque classe, ce qui renforce encore la crédibilité du modèle proposé.

Le tableau suivant présente la matrice de confusion obtenue lors de la validation sur le jeu de test (30 échantillons) pour la classification des défauts :

**Tableau3.4** : Résultats de validation de la fusion des algorithmes KNN et SVM(les donnes de gravité)

	D1 (Predict...)	D2 (Predict...)	PD (Predict...)	T1 (Predicted)	T2 (Predicted)	T3 (Predict...)	
D1 (Actual)	5	0	0	0	0	0	100.00%
D2 (Actual)	0	5	0	0	0	0	100.00%
PD (Actual)	0	0	5	0	0	0	100.00%
T1 (Actual)	0	0	0	5	0	0	100.00%
T2 (Actual)	0	0	0	0	5	0	100.00%
T3 (Actual)	0	0	0	0	0	5	100.00%
	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	

Overall Statistics

Overall Accuracy	Overall Error	Cohen's kappa ( $\kappa$ )	Correctly Classified	Incorrectly Classified
100.00%	0.00%	1.000	30	0

**Tableau3.5** : Résultats de validation de la fusion des algorithmes KNN et SVM (les donnes d'état)

	E (Predicted)	N (Predicted)	T (Predicted)	
E (Actual)	10	0	0	100.00%
N (Actual)	0	7	3	70.00%
T (Actual)	0	0	10	100.00%
	100.00%	100.00%	76.92%	

Overall Statistics

Overall Accuracy	Overall Error	Cohen's kappa ( $\kappa$ )	Correctly Classified	Incorrectly Classified
90.00%	10.00%	0.850	27	3

On y observe que la majorité des défauts ont été correctement classés, ce qui confirme la fiabilité du modèle dans un contexte de détection de défauts de transformateurs.

### III.8 Conclusion

Ce chapitre a traité de l'implémentation et de la validation d'un modèle de détection automatique des anomalies dans les transformateurs électriques, basé sur l'analyse des gaz dissous (DGA), grâce à l'utilisation de la plateforme KNIME Analytique. Nous avons expérimenté et mis en concurrence divers algorithmes d'intelligence artificielle, tels que KNN, SVM, Decision Tree (arbre de décision) et Random Forest, dans le but d'identifier la technique la plus performante pour classer les défauts.

Des ratios de gaz clés ont été extraits pour alimenter les modèles ; et les données ont été prétraitées à l'aide de normalisations (logarithmique et min-max) . Chaque algorithme a été évalué en fonction de ses performances sur un jeu de 710 cas ;

L'étude menée a permis de démontrer l'efficacité de la fusion des algorithmes KNN et SVM pour la détection et la classification des défauts dans les transformateurs de puissance. En combinant les points forts de ces deux approches et en appliquant une normalisation appropriée des données (logarithmique et min-max), le modèle proposé a atteint des performances élevées, tant en termes de précision que de fiabilité. Les résultats obtenus, validés par une phase de test indépendante et analysés via une matrice de confusion, confirment la robustesse du système pour le diagnostic automatisé. Cette approche constitue ainsi une solution prometteuse pour améliorer la maintenance prédictive et garantir la fiabilité des équipements électriques critiques ;

Cette étude a démontré que l'intégration de plusieurs algorithmes dans KNIME permet de construire une solution fiable et flexible pour le diagnostic intelligent des transformateurs, adaptée à la maintenance conditionnelle et à la prévention des pannes.

# **Conclusion générale**

## Conclusion générale

Le contrôle et le diagnostic des transformateurs électriques sont cruciaux pour garantir la stabilité et la fiabilité des réseaux de transport et de distribution d'énergie. L'Analyse des Gaz Dissous (AGD) se démarque comme une méthode cruciale parmi celles à disposition pour identifier rapidement les anomalies internes. Cependant, l'analyse de ces données peut se révéler compliquée et ardue à automatiser avec les méthodes conventionnelles.

Dans ce travail de recherche, nous avons examiné la possibilité d'utiliser les méthodes d'apprentissage automatique afin d'optimiser le processus de diagnostic basé sur les données AGD. Le machine learning, ou apprentissage automatique, est une méthode qui permet de développer des modèles capables de repérer des motifs dissimulés dans les données, d'acquérir des connaissances à partir d'exemples et de prévoir l'état d'un transformateur sans nécessiter d'intervention manuelle directe. Cette méthode convient particulièrement à des systèmes dynamiques et complexes comme les appareils électriques

À l'aide de la plateforme KNIME, diverses phases ont été réalisées : le prétraitement des données, la transformation (normalisation), la visualisation basée sur les états et niveaux de gravité, puis la modélisation en utilisant plusieurs algorithmes. De classification (KNN, SVM, arbre de décision, forêt aléatoire). Ces modèles ont permis d'automatiser le diagnostic avec un bon niveau de précision et une capacité d'adaptation aux nouvelles données.

Pour conclure, l'intelligence artificielle représente une percée notable dans le diagnostic intelligent des transformateurs, permettant une étude des données de surveillance plus rapide, plus fiable et plus objective. L'incorporation de ces technologies représente une avancée vers la maintenance prédictive, voire autonome, des infrastructures électriques. Pour aller plus loin, des pistes d'amélioration pourraient inclure l'utilisation de réseaux de neurones profonds (deep learning), la fusion de données issues de différentes sources de surveillance, ou encore l'implémentation en temps réel dans un système embarqué

# **Bibliographies**

- [1] S. Tenbohlen and T. Stirl, "Online Monitoring of Power Transformers," *IEEE Electr. Insul. Mag.*, vol. 25, no. 5, pp. 24–33, Sep.–Oct. 2009.
- [2] Y. Zhou, Y. Liu, and J. Tang, "Application of machine learning for transformer fault diagnosis using dissolved gas analysis," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 133, pp. 241–251, Feb. 2016.
- [3] M. Duval, —New Frontiers of DGA Interpretations for Power Transformers and Their Accessories, presented at Techcon Canada, Montreal, Canada, Sep. 27–28, 2012.
- [4] IEC 60599:2015, Mineral oil-impregnated electrical equipment in service – Guide to the interpretation of dissolved and free gases analysis, 3rd ed., International Electrotechnical Commission, Geneva, Switzerland, 2015.
- [5] T. Ahmed, A. Mohamed, H. Shareef, and A. Ibrahim, "A comprehensive review of intelligent diagnostic approaches for condition monitoring of power transformers," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 196219–196242, 2020.
- [6] «Les transformateurs de puissance dans les réseaux électriques», [En ligne]. Disponible : <https://doczz.net/>. [Consulté le 8 mai 2025]
- [7] Hydro-Québec, « Les transformateurs de puissance dans les réseaux électriques », [En ligne]. Disponible : <https://www.hydroquebec.com>. [Consulté le 2 mai 2025].
- [8] A. B. Naiti et D. Ouakas, Étude et simulation de la protection d'un transformateur, Mémoire de Master, Univ. Kasdi Merbah Ouargla, Ouargla, Algérie, 2022.
- [9] Elec13, "Refroidissement des transformateurs : ONAN – ONAF – ODAF – OFAF – ODWF," Elec13, 27 octobre 2017. [En ligne]. Disponible : <https://elec13.wordpress.com> consulter le 08/02/2025
- [10] Anju Thangam Joy, "Les transformateurs électriques expliqués, Mars 23, 2022» Tameson.fr. [Online]. disponible: <https://www.tameson.fr>. consulter: 09/02/2025
- [11] B. Belmerdja and H. Bendehiba, Étude et maintenance des transformateurs de puissance, Mémoire de Master, Département de Génie Électrique, Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem, Algérie, 2023
- [12] M. Duval, —A Review of Faults Detectable by Gas-in-oil Analysis in Transformers, *IEEE Electrical Insulation Magazine*, vol. 18, no. 3, pp. 8–17, May/June 2002.

- [13] Lounis Aziz et Seggar Lyes, Chapitre I : Généralités sur le transformateur triphasé de puissance, Mémoire de fin d'études, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, 2017.
- [14] A. D. N. Gabani et A. O. Serkou, Analyse d'huile d'un transformateur de puissance, Projet de fin d'études, Licence Professionnelle, Univ. Kasdi Merbah - Ouargla, 2022.
- [15] M. E. Karali et A. Taguercifi, Prédiction de l'état des huiles de transformateur de puissance par la technique d'intelligence artificielle, Mémoire de Master, Faculté de Technologie, Département Ingénierie des Systèmes Electriques, 2025.
- [16] J. Sanchez, Aide au diagnostic de défauts des transformateurs de puissance, Thèse de doctorat, Université de Grenoble, France, 2011
- [17] J. McCarthy, M. L. Minsky, N. Rochester et C. E. Shannon, « A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence », 31 août 1955. [En ligne]. Disponible : <https://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf>. [Consulté le 12 février 2025]
- [18] M. M. Al-Mushiaa et Z. Aoukli, Technique de diagnostic des défauts dans les systèmes électriques par les réseaux de neurones (machine asynchrone), Mémoire de Master, Univ. Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi, Faculté des Sciences et de la Technologie, Département d'Électromécanique, Bordj Bou Arreridj, Algérie, 2022.
- [19] A. Kerrouche, « Méthodes de diagnostic des transformateurs de puissance à partir de l'analyse des gaz dissous », Mémoire de fin d'études, École Nationale Polytechnique, Alger, Algérie, 2019
- [20] I. Fofana and J. Sabau, <Application of Petroleum-based oil in Power Transformer=, 23 pages, In Natural Gas Research Progress, Editors: Nathan David and Theo Michel,
- [21] L. Bouchaoui, Diagnostic des transformateurs de puissance par la méthode d'analyse des gaz dissous : application des réseaux de neurones, Mémoire de Magister, Université Ferhat Abbas - Sétif, Algérie, 2010.
- [22] L. Bouchaoui, Modélisation et diagnostic du comportement dynamique des transformateurs de puissance par les méthodes complémentaires : AGD, RNA et Essais FRA, Thèse de Doctorat, Univ. Ferhat Abbas Sétif 1, Faculté de Technologie, Département d'Électrotechnique, Sétif, Algérie, 2022.

- [23] Saliha Boudraa, « Stage CD Octobre 2012- rapport visé- », Chaire de recherche sur les isolations liquide et Mixte, Isolime, Université du Québec a Chicoutimi, Canada.
- [24] A. Betie, Impacts de la qualité du système d'isolation sur la condition et l'efficacité des transformateurs de puissance, Thèse de doctorat, Université du Québec à Chicoutimi, 2015
- [25] M. Koridak, Électricité générale et électrotechnique, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, 2014
- [26] M. Bouzar, Amélioration de la fiabilité des méthodes de diagnostic basées sur l'analyse des gaz dissous (DGA) par prise en compte des incertitudes des appareils de mesure, Mémoire de Master, Université du Québec à Chicoutimi, Québec, Canada, 2024
- [27] H. Bourennani et N. Boukouyout, Contribution à la classification des défauts de roulement par l'utilisation des techniques d'apprentissage automatique, Mémoire de Master, Université M'Hamed Bougara de Boumerdes, Faculté de Technologie, Département de Génie Mécanique, Spécialité Electromécanique, 14 juillet 2021.
- [28] BENACHAR and A. ELGHOUMBI, "Étude de Corrélation des Caractéristiques de Vieillessement des Isolants Liquides dans les Transformateurs," Master's thesis, Faculté des Sciences et Technologies, Département d'automatique et électromécanique, Ghardaïa, Algeria, 2019.
- [29] S. Boudraa, Maintenance des transformateurs de puissance par l'analyse de l'huile - Apport de l'Intelligence Artificielle, Thèse de Doctorat, Université de Batna 2, Faculté de Technologie, Département d'Électrotechnique, Batna, Algérie, 2017.
- [30] S. A. Touhami et A. I. Zama, Modélisation et Analyse des Transformateurs : Étude du comportement thermique et électromagnétique, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene
- [31] Saliha boudraa « Maintenance des transformateurs de puissance par l'analyse de l'huile- Apport de l'Intelligence artificielle-», thèse doctorat en sciences, université Batna2, 2017.
- [32] A. Benameur, Élaboration d'un système de prédiction des pannes et de maintenance préventive des transformateurs de puissance, Université Mohamed Boudiaf de M'sila, 2019.
- [33] A. Tobbeche, Protection d'un Transformateur de Puissance, Université Mohamed Khider de Biskra, 2019. [En ligne]. Disponible : <https://archives.univ>

- biskra.dz/bitstream/123456789/14503/1/tobbeche\_abd\_elhak.pdf. [Consulté le 10 mai 2025]
- [34] M. Z. Bassa et M. A. Benlamnour, Méthodes d'intelligence artificielle appliquées au diagnostic de défauts, Mémoire de Master Professionnel, Univ. Kasdi Merbah Ouargla, Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de Télécommunications, Département d'Électronique et de Télécommunications, Algérie, 2023.
- [35] M. Bouakouk et R. Hadjebar, Diagnostic des transformateurs de puissance, Mémoire de master académique, Univ. Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2014.
- [36] Didier Nilly. Le diagnostic d'état des transformateurs de puissance. Electromagnétisme. - 2017. ffdumas-01871106
- [37] 2008 Nova Science Publishers, Inc., ISBN: 978-1-60456-700-7. Beroual, «Review of Physicochemical-Based Diagnostic Techniques for Assessing Insulation Condition in Aged Transformers», Energies, special issue, Vol 9, Issue 5, May 2016
- [38] H. Hadiki, Supervision et prédiction des défauts des transformateurs électriques en utilisant les techniques de machine learning, Mémoire de Maîtrise, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (UQAT), juin 2024.
- [39] H. Djemah, K. Aliouane, and H. Houassine, "Diagnostic des transformateurs de puissance en utilisant la technique d'analyse fréquentielle FRA," Mémoire d'ingénieur d'état, Département d'Electrotechnique, Faculté de Génie Électrique et de l'Informatique, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, 2025
- [40] S. Eke «Stratégie d'évaluation de l'état des transformateurs : esquisse de solutions pour la gestion intégrée des transformateurs vieillissants» THESE de DOCTORAT DEL'UNIVERSITE DE LYON opérée au sein de l'Ecole centrale de Lyon Université de Lyon, Français, 2018.
- [41] DUVAL, Michel. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers. IEEE Electrical Insulation Magazine, vol. 24, n° 3, p. 9-14, mai-juin 2008.
- [42] IEEE Std C57.104-1991, IEEE Guide for the Interpretation of Gases Generated in Oil-Immersed Transformers, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1991
- [43] CEI 60599, "Analyse des gaz dissous dans l'huile des transformateurs – Méthodes de diagnostic des défauts internes," Commission Électrotechnique Internationale, Genève,

Suisse, 1999.

[44] R. R. Rogers, —IEEE and IEC codes to interpret incipient faults in transformers, using gas in oil analysis, IEEE Transactions on Electrical Insulation, vol. EI-13, no. 5, pp. 349–354, Oct. 1978.

[45] «Au fait, c'est quoi l'intelligence artificielle ?», Europe 1, [En ligne]. Disponible : <https://www.europe1.fr/technologies/au-fait-cest-quoi-lintelligence-artificielle-3612572>.

[Consulté le 14 juin 2022]. «La naissance d'une science : les origines de l'intelligence artificielle – [1/2]», Journal du Net, [En ligne]. Disponible : <https://www.journaldunet.com/solutions/dsi/1493877-la-naissance-d-une-science-les-origines-de-l-intelligence-artificielle-1-2/>. [Consulté le 14 avril 2025].

[46] N. Degdeg, Application de l'apprentissage automatique pour un problème de classification des machines de l'entreprise Mega-Papiers, Mémoire de fin d'études, École Supérieure en Sciences Appliquées (ESSA), Tlemcen, Algérie, 2022.

[47] M. E. A. Senoussaoui, Contributions des techniques intelligentes au diagnostic industriel des transformateurs de puissance, Thèse de Doctorat Es-Sciences, Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès, Faculté de Génie Electrique, Département d'Électrotechnique, Option Haute Tension, 16 janvier 2019.

[48] Machine Learning Ebook, Section 1: Introducing Machine Learning, the MathWorks, Inc., 2016.

[49] H. Addaoud, Classification des défauts multiples détectés par les ultrasons en utilisant les réseaux de neurones convolutifs, Mémoire de Master, Université Saad Dahlab de Blida 1, Faculté de Technologie, Département d'électronique, Spécialité Télécommunication de systèmes, 2021

[50] Arbre de décision, comment ça marche ?», Lovely Analytics, [En ligne]. Disponible : <https://www.lovelyanalytics.com/2016/08/16/decision-tree-comment->. [Consulté le 13 mars 2025].

[51] «Les SVM, Support Vector Machine», Analytics & Insights, [En ligne]. Disponible : <https://analyticsinsights.io/les-svm-support-vector-machine/>. [Consulté le 5 mars 2025].

[52] «Les transformateurs de puissance dans les réseaux électriques», [En ligne]. Disponible : <https://doczz.net/>. [Consulté le 8 mai 2025].

## **Résumé :**

Ce travail se concentre sur l'évaluation des transformateurs de puissance, composants essentiels pour la stabilité et le rendement des réseaux électriques. Ces transformateurs, qui opèrent conformément aux principes de Faraday, garantissent la transmission d'énergie sur de vastes étendues. Il est donc essentiel de les surveiller pour prévenir les défaillances majeures.

Cette recherche se base essentiellement sur l'examen des gaz dissous (AGD) présents dans l'huile isolante, une technique performante pour identifier les anomalies internes. Dans cette étude, on a exploré : une approche contemporaine fondée sur l'intelligence artificielle, plus précisément sur l'apprentissage automatique. Cette technique permet aux algorithmes d'apprendre à partir des données disponibles, dans le but de prédire l'état de l'huile et de détecter d'éventuels dysfonctionnements.

Les résultats indiquent que l'incorporation de l'intelligence artificielle améliore grandement la précision du diagnostic, rendant ainsi la maintenance prédictive plus fiable et optimisant la gestion des appareils électriques.

**Mots clé :** Transformateurs de puissance - réseaux électriques - stabilité - rendement énergétique -surveillance conditionnelle - gaz dissous (AGD) - huile isolante - diagnostic des anomalies - intelligence artificielle - apprentissage automatique - algorithmes prédictifs - détection des dysfonctionnements - maintenance prédictive - fiabilité - gestion des équipements électriques

## **Abstract**

This work focuses on the diagnosis of power transformers, which are key components in the stability and performance of electrical networks. These transformers, operating according to Faraday's principles, enable the transmission of energy over long distances. Their monitoring is therefore crucial to prevent serious failures.

The study is primarily based on Dissolved Gas Analysis (DGA) in insulating oil, which is an effective method for detecting internal faults in power transformers. In this work, a modern approach based on artificial intelligence, particularly machine learning, was explored. This method enables algorithms to learn from data in order to predict the condition of the oil and detect potential faults. The results show that integrating machine learning significantly

improves diagnostic accuracy, enabling more reliable predictive maintenance and better management of electrical equipment.

**Keywords :**Power transformers - electrical networks- stability - performance - fault diagnosis -Dissolved Gas Analysis (DGA) - insulating oil - internal faults - condition monitoring - artificial intelligence - machine learning - predictive maintenance - diagnostic accuracy - fault detection ; equipment management.

## ملخص

يركز هذا العمل على تقييم محولات القدرة، والتي تُعد مكونات أساسية لضمان استقرار وكفاءة الشبكات الكهربائية. تعمل هذه المحولات وفقاً لمبادئ فاراداي، وتُسهّم في نقل الطاقة عبر مسافات طويلة، مما يجعل من الضروري مراقبتها بشكل دائم لتفادي الأعطال الكبيرة.

الموجودة في زيت العزل، وهي تقنية فعالة لتحديد (DGA) تعتمد هذه الدراسة بشكل أساسي على تحليل الغازات المذابة الشذوذات الداخلية داخل المحول. وقد تم في هذا البحث اعتماد منهج واحد فقط، يتمثل في مقارنة حديثة تعتمد على الذكاء الاصطناعي، وبشكل أدق على تقنيات التعلم الآلي. تُمكن هذه الطريقة الخوارزميات من التعلم انطلاقاً من البيانات المتوفرة. يهدف التنبؤ بحالة الزيت وكشف الأعطال المحتملة

وتُظهر النتائج أن دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي يُحسن بشكل كبير من دقة التشخيص، مما يجعل الصيانة التنبؤية أكثر موثوقية ويساهم في تحسين إدارة المعدات الكهربائية.

**الكلمات المفتاحية** محولات القدرة - الشبكات الكهربائية - الاستقرار - الكفاءة الطاقوية - المراقبة الشرطية - تحليل الغازات زيت العزل - تشخيص الأعطال - الذكاء الاصطناعي - التعلم الآلي - الخوارزميات التنبؤية - كشف (DGA) المذابة الأعطال - الصيانة التنبؤية - الموثوقية - إدارة المعدات الكهربائية