

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES



Faculté de Technologie  
Département Génie Mécanique

## Mémoire de Master

En vue de l'obtention du diplôme de **MASTER** en : Electromécanique

Filière : Electromécanique  
Spécialité : Electromécanique

### THEME

**Contribution au diagnostic des transformateurs par utilisation de  
l'imagerie IR et les techniques d'apprentissage automatique**

Présenté par :  
AMRANE Fodil  
TOUATI Mohamed

Soutenue publiquement le 13/07/2021, Devant le jury compose de :

IKHLEF	Boualem	MAA	President
GOUGAM	Fawzi	MAB	Examineur
RAHMOUNE	Chemseddine	MCA	Promoteur

**Promotion 2020- 2021**

**OK pour DSpace**

Le 26/07/2021

## Remerciement

*On remercie tout d'abord **Allah** le tout puissant de nous avoir donné la sante et la volonté de terminer ce modeste travail*

*Ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu voir le jour, sans l'encadrement de Dr. RAHMOUNE, on le remercie pour son aide a bien diriger notre travail, sa patience et sa disponibilité durant la préparation de ce mémoire.*

*Aussi nous adressons nos vifs remerciements aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions, sans oublier de remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour l'élaboration de ce travail...*

## ملخص

هذه المذكرة مخصصة لتشخيص المحولات الكهربائية بطريقة التصوير الحراري حيث استخدمنا معالجة الصور واستخراج خصائص كل صورة واستخدامها في التعلم الآلي يتم التشخيص باستخدام إحدى طرق التعلم الآلي، قمنا بتجربة عدة طرق ومقارنتها واخترنا الأفضل لهذا التشخيص

## Résumé

Ce mémoire est consacré à la présentation d'une méthode de diagnostic destiné aux transformateurs monophasé, basé sur la thermographie (l'imagerie thermique) et l'intelligence artificiel.

Dans cette méthode on a commencé par le traitement d'une base de données qui contient des images thermiques afin d'extraire leurs caractéristiques, ces derniers sont utilisées pour faire l'apprentissage automatique aux différents modèles d'intelligence artificiel.

Ensuit une comparaison entre les modèles est faite selon leurs précisions et stabilités afin de choisir le modèle le plus efficace pour effectuer ce diagnostic.

## Abstract

This thesis is devoted to the presentation of a diagnostic method for single-phase transformers, based on thermography (thermal imaging) and artificial intelligence.

In this method we started by processing a database that contains thermal images in order to extract their characteristics, these are used to machine learning different models of artificial intelligence.

Then a comparison between the models is made according to their precision and stability in order to choose the most efficient model to carry out this diagnosis.

# Sommaire

Remerciement.....	I
Résumé.....	II
Liste des figures.....	VII
Liste des tableaux.....	IX
Liste des abréviations .....	X
Introduction générale.....	1

## CHAPITRE I

### TRANSFORMATEUR ET DIAGNOSTIC, ETAT DE L'ART

<b>I.1. Introduction.....</b>	<b>3</b>
<b>I.2. Généralité sur le transformateur.....</b>	<b>3</b>
<b>I.2.1 Définition de transformateur .....</b>	<b>3</b>
<b>I.2.2. Le rôle de transformateur .....</b>	<b>4</b>
<b>I.2.3. Principe de fonctionnement .....</b>	<b>4</b>
<b>I.2.4. Constitution .....</b>	<b>5</b>
<b>I.2.4.1. Circuit magnétique .....</b>	<b>5</b>
<b>I.2.4.2. Enroulements .....</b>	<b>5</b>
<b>I.2.5. Les défauts de transformateur.....</b>	<b>6</b>
<b>I.3. Généralité sur la maintenance industriel.....</b>	<b>6</b>
<b>I.3.1.definition.....</b>	<b>6</b>
<b>I.3.2. Le rôle et les objectifs de la maintenance.....</b>	<b>7</b>
<b>I.3.3. Politiques de maintenance.....</b>	<b>8</b>
<b>I.3.3.1. Maintenance préventive .....</b>	<b>8</b>
<b>I.3.3.2. La maintenance préventive systématique .....</b>	<b>9</b>
<b>I.3.3.3. La maintenance préventive conditionnelle .....</b>	<b>9</b>
<b>I.3.3.4. La maintenance préventive prévisionnelle.....</b>	<b>10</b>
<b>I.3.3.5. Maintenance corrective .....</b>	<b>10</b>
<b>I.3.3.6. Maintenance curative .....</b>	<b>11</b>
<b>I.3.3.7. Maintenance palliative.....</b>	<b>11</b>
<b>I.4. généralité sur la Diagnostic industriel.....</b>	<b>11</b>
<b>I.4.1.Definition .....</b>	<b>11</b>
<b>I.4.2. Les termes utilisés en diagnostic.....</b>	<b>11</b>
<b>I.4.3. Principe du diagnostic des défauts .....</b>	<b>12</b>
<b>I.4.4. Techniques de diagnostic de transformateur de puissance .....</b>	<b>13</b>

I.4.4.1. Méthode des ultrasons .....	13
I.4.4.2. Méthode d'analyse des gaz dessous dans l'huile .....	13
I.4.3.3. Méthode d'analyse par thermographie.....	14
I.5. Conclusion .....	14

## CHAPITRE II

### NOTION DE BASE SUR TRAITEMENT D'IMAGE INFRAROUGE

II.1. Généralité Thermographie .....	15
II.1.1. Introduction .....	15
II.1.2. Définition.....	15
II.1.3. Principe de thermographie.....	16
II.1.4. Les avantages de thermographie.....	17
II.2. Généralité sur le traitement image .....	17
II.2.1. Définition d'une image.....	17
II.2.2. Image comme ensemble de points.....	18
II.2.3. Image comme signal bidimensionnel .....	18
II.2.4. Les formes d'une image .....	18
II.2.4.1. Image binaire .....	18
II.2.4.2. Image en niveau de gris.....	19
II.2.4.3. Image couleur (RVB) .....	19
II.2.5. Les caractéristiques d'une image.....	20
II.2.5.1. Dimension.....	20
II.2.5.2. Résolution d'une image.....	20
II.2.5.3. Luminance (intensité lumineuse).....	20
II.2.5.4. Histogramme.....	21
II.2.5.5. Entropie.....	21
II.2.5.6. Contour (edge) .....	21
II.2.5.7. Les LBP (motifs binaires locaux) .....	22
II.2.6. Traitement d'images .....	23
II.2.6.1. Système de traitement d'image .....	24
II.2.7. Traitement numérique des images.....	25
II.3. Conclusion.....	25

CHAPITRE III  
TECHNIQUES D'APPRONTISSAGE AUTOMATIQUE

<b>III.1. Introduction.....</b>	<b>27</b>
<b>III.2. Définition .....</b>	<b>27</b>
<b>III.3. L'utilisation de l'intelligence artificielle .....</b>	<b>28</b>
<b>III.3.1. Les moteurs de recherches .....</b>	<b>28</b>
<b>III.3.2. La santé.....</b>	<b>28</b>
<b>III.3.3. L'industrie.....</b>	<b>28</b>
<b>III.4. L'apprentissage automatique .....</b>	<b>28</b>
<b>III.4.1. Techniques de l'apprentissage.....</b>	<b>28</b>
<b>III.4.1.1. L'apprentissage supervisé. ....</b>	<b>28</b>
<b>III.4.1.2. L'apprentissage non supervisé.....</b>	<b>30</b>
<b>III.5. Les modèles d'apprentissage automatique .....</b>	<b>31</b>
<b>III.5.1. Approche basée sur les K plus proches voisins .....</b>	<b>31</b>
<b>III.5.2. Les arbres de décision .....</b>	<b>32</b>
<b>III.5.3. Forêts aléatoires .....</b>	<b>33</b>
<b>III.5.4. Les machines à vecteurs de support.....</b>	<b>33</b>
<b>III.5.5. Moindre carré Les machines à vecteurs de support (LS-SVM) .....</b>	<b>35</b>
<b>III.5.5.1. La différence principale entre LS-SVM et SVM. ....</b>	<b>35</b>
<b>III.5.5.2. La méthode moindre carrée (LS) .....</b>	<b>35</b>
<b>III.5.5.3. La droite des moindres carrés .....</b>	<b>36</b>
<b>III.6. Conclusion .....</b>	<b>37</b>

CHAPITRE IV  
CONTRIBUTION AU DIAGNOSTIC DES TRANSFORMATEURS

<b>IV.1. Introduction.....</b>	<b>38</b>
<b>IV.2. Les principales étapes de la méthode proposée sont .....</b>	<b>38</b>
<b>IV.2.1. Préparation de la base de données .....</b>	<b>38</b>
<b>IV.2.2. Extraction des features .....</b>	<b>40</b>
<b>IV.2.3. Les étapes d'apprentissage d'un modèle.....</b>	<b>42</b>
<b>IV.3. Etude de performance et de stabilité des modèles.....</b>	<b>45</b>
<b>IV.4. Conclusion .....</b>	<b>47</b>

CONCLUSION GENERAL

<b>Conclusion général .....</b>	<b>48</b>
---------------------------------	-----------

BIBLIOGRAPHIE

<b>Bibliographie.....</b>	<b>49</b>
---------------------------	-----------

## Liste des figures

### CHAPITRE I TRANSFORMATEUR ET DIAGNOSTIC, ETAT DE L'ART

Figure I.1 : transformateur électrique triphasé.....	3
Figure I.2 : transformateur monophasé.....	3
Figure I.3 : Symbole de transformateur de puissance.....	3
Figure I.4 : Schéma Principe de fonctionnement transformateur.....	4
Figure I.5 : exemple de constitution principale de transformateur monophasé.....	5
Figure I.6 : Contenu de la fonction maintenance.....	7
Figure I.7 : Les types de maintenance.....	8
Figure I.8: Schématisation de la maintenance préventive prévisionnelle.....	10
Figure I.9 : Etapes de diagnostic .....	12

### CHAPITRE II NOTION DE BASE SUR TRAITEMENT D'IMAGE INFRAROUGE

Figure II.1 : exemple de méthode thermographie.....	15
Figure II.2 : Spectre électromagnétique infrarouge.....	16
Figure II.3 : Représentation matricielle .....	18
Figure II.5 : Exemple d'une image .....	18
Figure II.6 : Exemple d'une image en niveaux de gris.....	19
Figure II.7 : Exemple d'une image couleur.....	19
Figure II.8 : Résolution d'une image .....	20
Figure II.9 : Histogramme de l'image couleur traitée.....	21
Figure II.10 : la figure représenté le contour.....	22
Figure II.11 : exemple de (Motifs binaires locaux) LBP.....	23
Figure II.12 : Composition d'un système de traitement numérique .....	24



### CHAPITRE III TECHNIQUES D'APPRONTISSAGE AUTOMATIQUE

Figure III.1 : La phase d'apprentissage.....	29
Figure III.2 : la phase de test.....	30
Figure III.3 : Exemple d'application de l'algorithme des k plus proche voisins.....	31
Figure III.4 : Exemple d'application de l'algorithme d'arbre de décision.....	32
Figure III.5 : Construction d'une forêt aléatoire basique. Le principe consiste à agréger la prédiction de plusieurs arbres de régression différents. ....	33
Figure III.6: Exemple d'application des machines à vecteurs support (SVM) .....	34
Figure III.7 : (A) séparation linéaire et (b) séparation non linéaire (polynôme).....	34
Figure III.8 : Contraste de parcimonie entre SVM et LS-SVM pour une régression linéaire.....	35
Figure III.9 : le droit de méthode moindre carrée .....	36

### CHAPITRE IV CONTRIBUTION AU DIAGNOSTIC DES TRANSFORMATEURS

Figure.IV.1 : Organigramme de la méthode proposé.....	38
Figure. IV.2 : échantillon de la base de donne.....	40
Figure. IV.3.: les graphes des features.....	41
Figure IV.4. : résultats de classification (représentation graphiques SVM, DT, LS-SVM, RF, KNN).....	43
Figure IV.5. : matrice de confusion de chaque méthode de classification (SVM, DT, LS-SVM, RF, KNN).....	44

## Liste des tableaux

Tableau I.1 : Défaut de transformateur de puissance.....	6
Tableau IV.1. : Classification des images par sens le degré des défauts.....	39
Tableau IV.2 : Comparaison entre les méthodes.....	46

## Liste des abréviations

$I_1$	Courant de circuit primaire
$I_2$	Courant de circuit secondaire
$U_1$	Tension de circuit primaire
$N_1$	Nombre de spire de circuit primaire
$N_2$	Nombre de spire de circuit secondaire
$\Phi$	Flux magnétique
$\varepsilon$	L'écart

## **Introduction générale**

# Introduction générale

---

## Introduction générale

Le transformateur est parmi les éléments les plus importants dans le domaine de distribution de l'énergie électrique, ce sont les maillons critiques d'adaptations entre deux réseaux de tension différents, sa non-fiabilité n'affecte pas uniquement la disponibilité en énergie électrique, mais aussi, elle conduit à des pénalités technico-économiques, très lourdes en conséquence (techniques, financières, commerciales, environnementales).

Le transformateur est soumis à des plusieurs contraintes qui peut conduire à des pannes, bien que peu fréquente au vu de nombre d'appareils en service, sont généralement problématique vis-à-vis de coût de réparation, mais souvent encore plus critiques au niveau de l'indisponibilité du réseau électrique concernée, en particulier après le déclenchement d'une alarme ou apparitions d'une avarie sur un transformateur, il est essentiel d'avoir un diagnostic le plus fiable possible faisant état de ses éventuels défauts, le risque qu'il représente et les options de protection et réparation effectuées, le résultat de ce diagnostic donne une information sur le calcul technico-économique de la réparation d'un l'appareille, ainsi que le risque de son maintien en exploitation.

Les défauts électriques dans les transformateurs, sont les plus fréquents, elle provoque une élévation de température, l'apparition de ces défauts est causé par des sources électriques, courants de défauts (courant de court-circuit, courant d'enclenchement...) et surtension électrique (transitoire, manœuvre ou de la foudre),

Dans le domaine du diagnostic des défauts, il existe de nombreuses techniques permettant d'identifier le dysfonctionnement des systèmes (, anciennes et modernes), par exemple :

L'analyse des gaz, il permet à travers de certaines concentrations des gaz à identifier l'existence d'un défaut de différente nature, le critère de Rogers, est l'un des méthodes d'interprétation des résultats de prélèvement de gaz, il sert à utiliser quatre rapports des concentrations des gaz, ces rapports sont utilisés pour générer des codes qui correspondent à un intervalle, la combinaison des quatre intervalles des rapports peut relier à un défaut.

Le problème de cette méthode est qu'elle est valable uniquement avec les transformateurs immergés, contrairement aux techniques modernes qui peut interpréter de différents types de transformateurs.

## Introduction générale

---

Actuellement, la méthode de thermographie est la plus répandue en domaine de maintenance et diagnostique, elle est basée sur l'imagerie thermique (détection du niveau de température) et le traitement d'image.

Cependant, cette méthode nécessite d'être renforcé par un système d'intelligence artificiel, car le traitement d'image visuel ou numérique n'est pas suffisant pour tirer les informations nécessaire qui caractérise le système surveillé.

L'intelligence artificielle (IA) fait partie au domaine d'informatique, c'est un ensemble de méthodes et de techniques développées et mise en œuvre pour simuler l'intelligence humaine avec haute performance. Actuellement elle est devenue très importante dans différents domaines et spécialement en industrie

**CHAPITRE I**  
**TRANSFORMATEUR ET DIAGNOSTIC, ETAT DE L'ART**

## I.1. Introduction

Parmi les machines électriques, Le transformateur est le composant le plus important dans les installations électriques, c'est le composant le plus critique et le plus cher des éléments du transport de l'énergie électrique. Un transformateur défaillant conduit à des situations parfois très lourdes en conséquence: techniques, financières, commerciales, environnementales. D'où la détection et l'identification de défaut en son première degré sera nécessaire pour éviter l'interruption de l'alimentation, l'arrêt de production et les pertes financières.

## I.2. Généralité sur le transformateur

### I.2.1 Définition de transformateur

Le transformateur est un convertisseur statique à induction, il est composé de deux ou plusieurs enroulements fixes, inductivement couplés, il est destiné à la conversion d'énergie électrique (tension, courant) par l'induction électromagnétique. [1]



Figure I.1 : transformateur électrique triphasé



Figure I.2 : transformateur monophasé

#### ❖ Symbole de transformateur

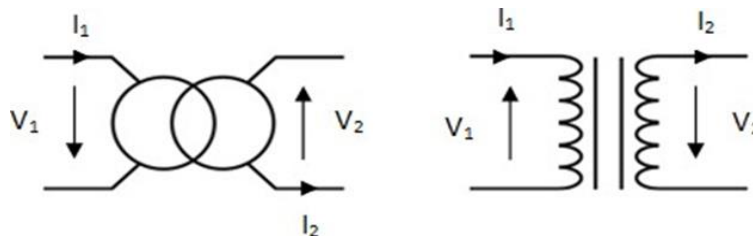


Figure I.3 : Symbole de transformateur de puissance.



### I.2.2. Le rôle de transformateur

Un transformateur est un convertisseur qui permet de modifier les valeurs de la tension et de l'intensité du courant délivrées par une source électrique alternative en un système de tension et de courant de valeurs différentes mais de même fréquence et de même forme. [1]

### I.2.3. Principe de fonctionnement

En vertu de la loi de Faraday, lorsqu'un flux d'induction magnétique variable  $\Phi$  circule dans le circuit magnétique, il induit dans chacun des enroulements une force électromotrice proportionnelle dans le temps ( $d\Phi/dt$ ) et du nombre de spires que comporte cet enroulement. Lorsque le primaire est alimenté par une source alternative, il circule dans le circuit magnétique un flux également alternatif dont l'amplitude dépend du nombre de spires du primaire et de la tension appliquée. Ce flux induit dans l'enroulement secondaire une tension proportionnelle au nombre de spires du secondaire. La fermeture du secondaire sur une charge provoque la circulation du courant secondaire. [1]

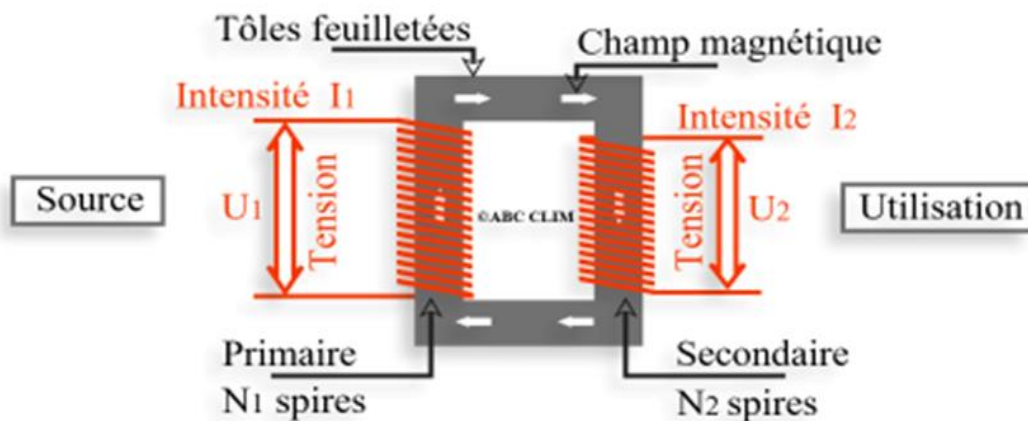


Figure I.4. : Schéma Principe de fonctionnement transformateur

### I.2.4. Constitution

Le transformateur est constitué de 2 parties essentielles (figure I.5)

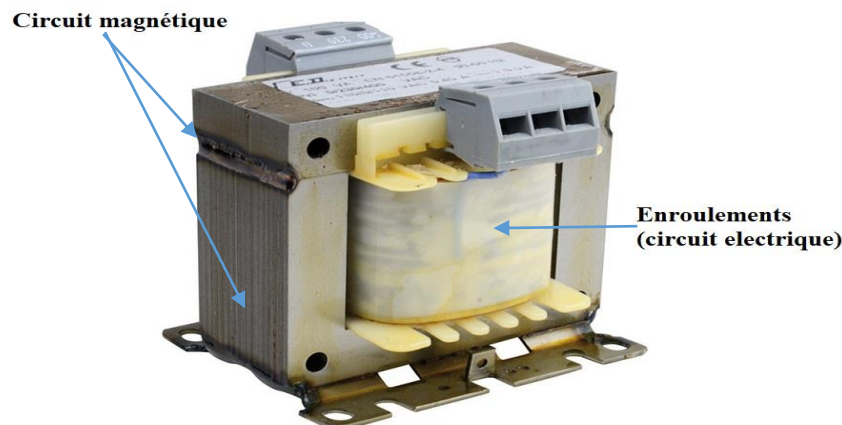


Figure I.5 : exemple de constitution principale de transformateur monophasé

#### I.2.4.1. Circuit magnétique

Le circuit magnétique est constitué par empilage de tôles de fer silicium (0,8 à 3,5 % de silicium) à grains orientés, de faible épaisseur (0,3 à 0,35 mm), isolées entre elles.

Le rôle essentiel de circuit magnétique est la canalisation du flux magnétique, réduire les fuites magnétiques, et de présenter une bonne résistance mécanique aux efforts électrodynamiques de court-circuit d'autre part. [2]

#### I.2.4.2. Enroulements

Le transformateur comporte deux enroulements (primaire et secondaire) montés sur les colonnes du circuit magnétique qui sert de support. Le primaire destiné à la création d'un champ alternatif sinusoïdal et le secondaire à la création d'un courant induit par la variation du flux généré par le champ alternatif.

Le primaire se comporte comme un récepteur, par contre le secondaire comme un générateur, il diffère du primaire par le nombre de spires. Les enroulements sont réalisés à partir de conducteur en cuivre de forme circulaire ou rectangulaire selon la valeur de la tension.

Le transformateur est parmi les équipements industriels les plus sensibles, il passe souvent à des différents défauts durant son fonctionnement ce qui nécessite la surveillance et la maintenance continue pour éviter la défaillance. [2]

**I.2.5. Les défauts de transformateur**

Le tableau suivant représente les défauts les plus fréquents qui se passent au transformateur : [3]. [4]

Tableau I.1 : Défaut de transformateur de puissance

Défauts	Causes possibles	Défaillances pouvant être occasionnée
Surtension	Externe : Décharges atmosphériques (foudre).  Interne : Manœuvre	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Les défauts d'isolement entre spires d'un même enroulement</li> <li>✓ Défauts à la masse</li> <li>✓ Les défauts entre enroulements.</li> </ul>
Surcharge	Surcharge normale  Surcharge anormale	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Dégradation des systèmes d'isolement.</li> <li>✓ Destruction des enroulements aux points les plus chauds</li> </ul>
Court-circuit	Interne  Externe	<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ incendie au niveau de l'arc du court-circuit.</li> <li>✓ Echauffement de circuit magnétique.</li> </ul>

Afin d'éviter ces défauts à l'avenir, nous avons recours à la maintenance industrielle, que nous apprendrons à connaître dans la suite :

**I.3. Généralité sur la maintenance industriel**

**I.3.1.definition**

D'après la norme européenne - norme française [AFN01], la maintenance est définie comme l'" Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise".[5]. [ 6]

### I.3.2. Le rôle et les objectifs de la maintenance

Le rôle principal d'un service maintenance est de maintenir les capacités opérationnelles des moyens de production, ainsi que leurs valeurs patrimoniales. Ces capacités opérationnelles sont nécessaires pour servir une commande non pas lorsque l'entreprise peut l'honorer, mais au moment où le client la demande. La valeur patrimoniale peut s'envisager comme l'allongement de la durée de vie utile des machines et des équipements, ce qui repousse ou annule la nécessité d'un nouvel investissement, ou en facilite la revente. [7]

Selon la politique de maintenance de l'entreprise, les objectifs de la maintenance seront :

- ✓ la disponibilité et la durée de vie du bien.
- ✓ la sécurité des hommes et des biens.
- ✓ la qualité des produits.
- ✓ la protection de l'environnement.
- ✓ assurer la qualité et la quantité des produits fabriqués, tout en respectant les délais.
- ✓ l'optimisation des coûts de maintenance.
- ✓ consolider la compétitivité de l'entreprise (exemple : améliorer la productivité).[8]

La fonction maintenance peut être présentée comme un ensemble d'activités regroupées en deux sous-ensembles : les activités à dominante technique et les activités à dominante gestion. Ces différentes activités sont représentées dans la figure contenue de la fonction maintenance.

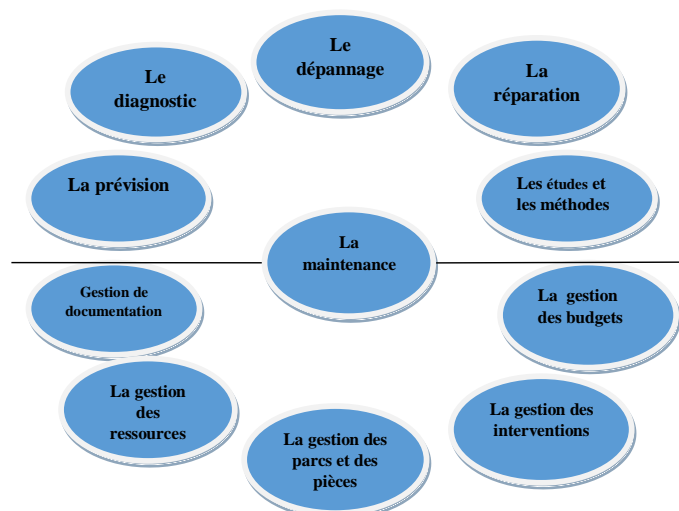


Figure I.6: Contenu de la fonction maintenance. [8]

### I.3.3. Politiques de maintenance

La politique de maintenance peut être répertoriée en deux grandes catégories la maintenance corrective et la maintenance préventive.

La maintenance corrective est la maintenance qui intervient suite à la défaillance du système alors que la maintenance préventive est réalisée lorsque le système est encore en fonctionnement. Le recours à l'une ou à l'autre de ces politiques diffère suivant l'élément considéré mais aussi le type de structure, la politique d'exploitation et de suivi, les coûts, la disponibilité de l'information, etc.

Dans la figure nous présentons les différentes politiques suivant le type de maintenance étudiée.

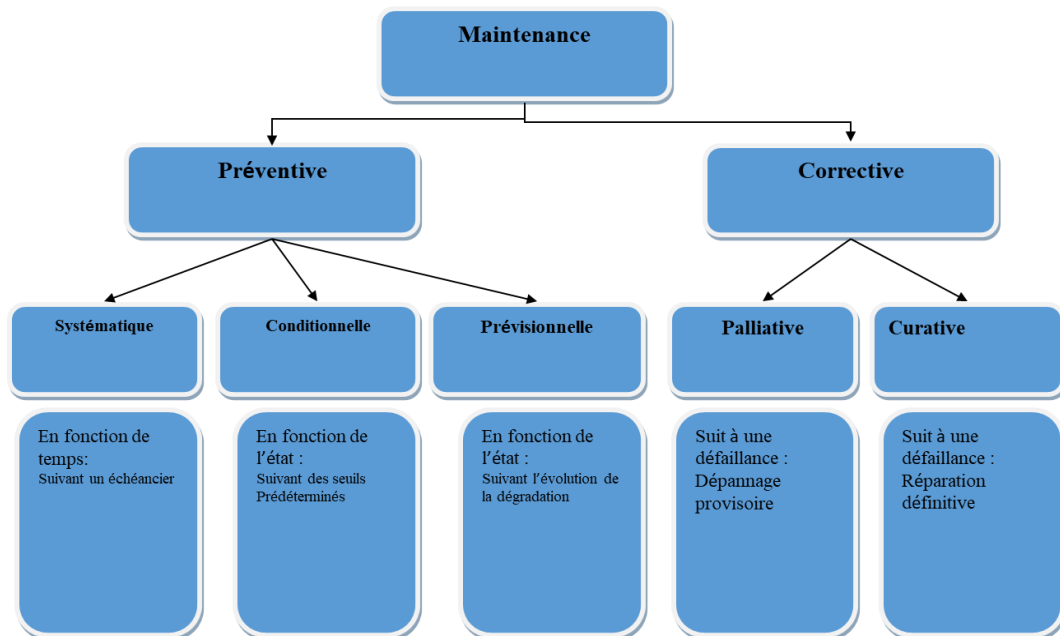


Figure I.7 : Les types de maintenance. [9]

#### I.3.3.1. Maintenance préventive

Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du bien.

C'est une maintenance effectuée selon des critères prédéterminés, dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un bien ou la dégradation d'un service rendu.

Elle doit permettre d'éviter les défaillances du matériel en cours d'utilisation.

L'analyse des coûts doit mettre en évidence un gain par rapport aux défaillances qu'elle permet d'éviter.

Objectifs de la maintenance préventive :

- ✓ Augmenter la durée de vie du matériel.
- ✓ Diminuer la probabilité des défaillances en service.
- ✓ Diminuer les temps d'arrêt en cas de révision ou de panne.
- ✓ Prévenir et aussi prévoir les interventions coûteuses de maintenance corrective.
- ✓ Permettre de décider la maintenance corrective dans de bonnes conditions.
- ✓ Eviter les consommations anormales d'énergie, de lubrifiant, etc....
- ✓ Améliorer les conditions du travail du personnel de production.
- ✓ Diminuer le budget de maintenance.
- ✓ Supprimer les causes d'accidents graves. [10]. [6]

### **I.3.3.2. La maintenance préventive systématique**

La maintenance préventive effectuée selon un échéancier établi selon le temps ou le nombre d'unités d'usage (d'autres unités peuvent être retenues telles que : la quantité, la longueur et la masse des produits fabriqués, la distance parcourue, le nombre de cycles effectués, etc.).

Cette périodicité d'intervention est déterminée à partir de la mise en service ou après une révision complète ou partielle.

Cette méthode nécessite de connaître :

- ✓ Le comportement du matériel.
- ✓ Les modes de dégradation.
- ✓ Le temps moyen de bon fonctionnement entre 2 avaries. [12][13]

### **I.3.3.3. La maintenance préventive conditionnelle**

Maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent.

La surveillance du fonctionnement et des paramètres peut être exécutée selon un calendrier, ou à la demande, ou de façon continue.

Les paramètres mesurés peuvent porter sur :

- ✓ Le niveau et la qualité de l'huile.
- ✓ Les températures et les pressions
- ✓ La tension et l'intensité du matériel électrique.
- ✓ Les vibrations et les jeux mécaniques.
- ✓ Le matériel nécessaire pour assurer la maintenance préventive conditionnelle devra être fiable pour ne pas perdre sa raison d'être. Il est souvent onéreux, mais pour des cas bien choisis, il est rentabilisé rapidement.

#### I.3.3.4. La maintenance préventive prévisionnelle

Maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation des paramètres significatifs de la dégradation du bien.

La maintenance préventive prévisionnelle, schématisée par la figure(I.8), consiste à extrapoler la courbe de dégradation d'un organe pour prévoir une intervention. [14]

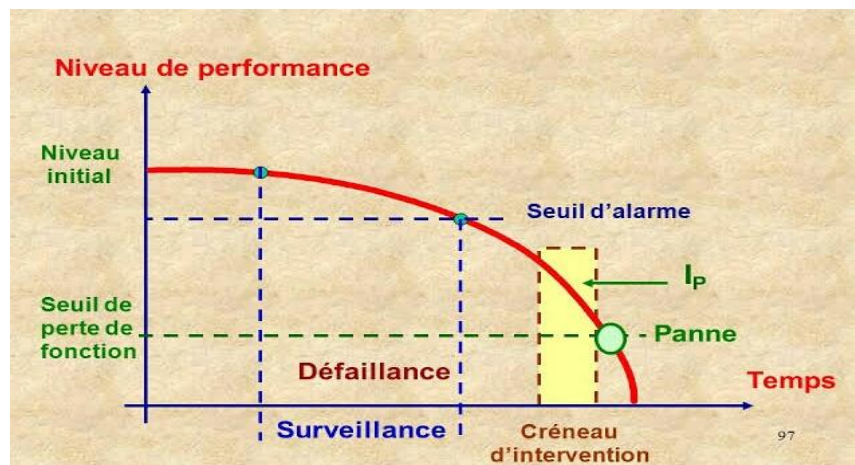


Figure I.8 : Schématisation de la maintenance préventive prévisionnelle.

#### I.3.3.5. Maintenance corrective

Maintenance exécutée après la détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise. La maintenance corrective est souvent perçue comme la forme primaire de la maintenance car l'intervention a lieu « en urgence » une fois la défaillance survenue. [8]. [11]

### I.3.3.6. Maintenance curative

Ce type de maintenance permet de remettre définitivement en état le système après l'apparition d'une défaillance. Elle se caractérise par la recherche des causes initiales d'une défaillance en vue de réparer l'équipement. Cette remise en état du système est une réparation durable. [15].

### I.3.3.7. Maintenance palliative

Opération destinée à remettre un équipement dans un état provisoire de fonctionnement de manière à ce qu'il puisse assurer une partie des fonctions requises. L'intervention a un caractère provisoire dans le sens où elle nécessitera forcément une intervention ultérieure. [12]

## I.4. généralité sur la Diagnostic industriel

### I.4.1. Définition

Un diagnostic se définit comme : « l'identification de la nature d'une situation, d'un mal, d'une difficulté, etc..., par l'interprétation de signes extérieurs. Il nécessite pour cela un ensemble de mesures, de contrôles faits pour déterminer ou vérifier les caractéristiques techniques d'un système a des fins de maintenance ou d'amélioration » (Larousse).

Le diagnostic est une tâche hautement cognitive l'objectif visé par le diagnostic, consiste à déterminer les causes d'un dysfonctionnement à partir d'observation et de symptômes constatés, les principaux enjeux du diagnostic de défaut [16] consiste à :

- ✓ Identifier et cibler les défauts et les dégâts éventuels.
- ✓ Identifier les causes de ces défauts, lorsque cela est possible.
- ✓ Estimer les risques inhérents à ces défauts.

### I.4.2. Les termes utilisés en diagnostic

Les systèmes industriels sont souvent soumis à des anomalies ou des changements inattendus, qui entraînent un mauvais fonctionnement. Nous citons [17]:

- **Défaut:** La cessation d'un (des) paramètre(s) du système à accomplir sa (ses) fonction(s) souhaitée(s) avec des performances définies dans les spécifications techniques, il peut être définie comme :
- **Une défaillance:** Perte partielle ou totale des fonctionnalités du système qui le rend incapable de délivrer le service pour lequel il a été conçu.
- **Une panne:** Etat d'un système incapable d'accomplir sa fonction à cause d'une défaillance.



- **Une dégradation:** Une perte de performances des fonctions assurées par un équipement.

### I.4.3. Principe du diagnostic des défauts

Le diagnostic consiste à la détection et l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'outils issues des statistiques, du traitement du signal ou de l'automatique en exploitant un ensemble d'informations

La procédure de diagnostic de défaillances et de dégradations susceptibles d'affecter les différentes entités d'un processus industriel s'articule autour des étapes suivantes :

- ✓ L'extraction des informations à partir de mesures appropriées ou d'observations.
- ✓ La mise en œuvre d'une méthode de diagnostic
- ✓ La prise de décision.

Ces étapes de supervision sont résumées dans le schéma suivant : [18]

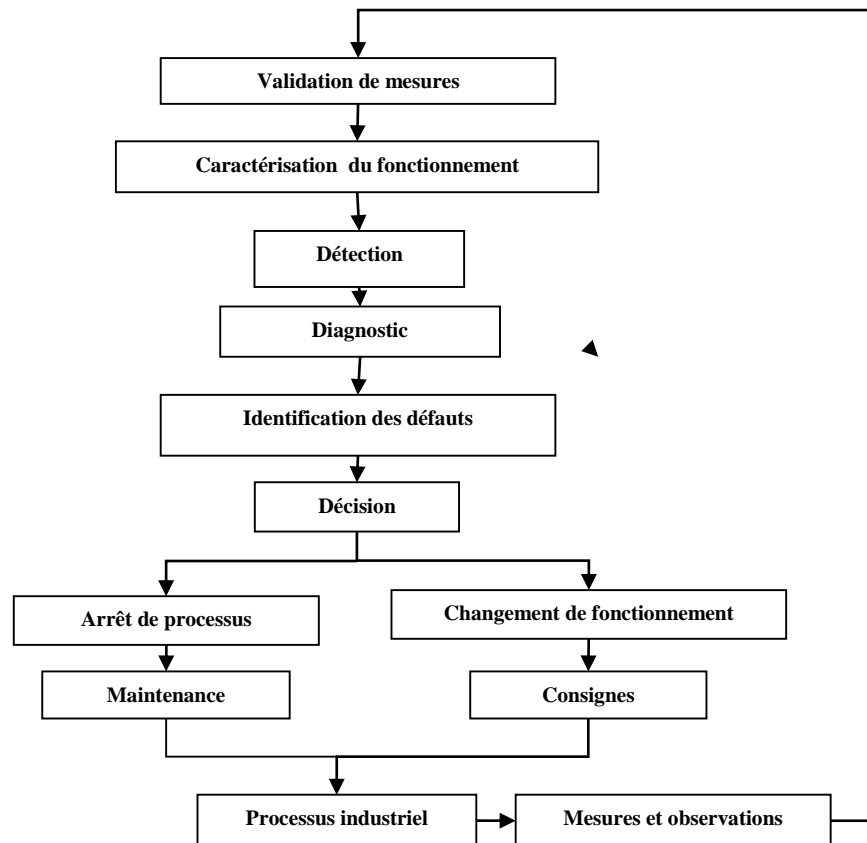


Figure I.9 : Etapes de supervision [18]

#### **I.4.4. Techniques de diagnostic de transformateur de puissance**

Afin de surveiller et détecter les défauts de transformateur, plusieurs techniques et méthodes sont développées et utilisées, soit indépendamment ou d'une manière combinée.

Parmi ces méthodes : l'analyse ultrasonique, analyse des gaz dissous dans l'huile, analyse par imagerie thermographie.

##### **I.4.4.1. Méthode des ultrasons**

Elle est basée sur l'analyse des ondes acoustiques émises par les décharges. Le lieu où elles sont produites est déterminé géométriquement à partir de mesures extérieures au transformateur.

Pratiquement, un dispositif de mesure est constitué de plusieurs capteurs qui sont répartis sur la paroi de la cuve de transformateur [19]. Pour chacun de ses détecteurs le temps écoulé entre l'instant d'apparition de la charge partielle et sa mesure permet de déterminer la distance source-capteur. Par triangulation connaissant plusieurs de ces distances il est possible de situer géométriquement la source.

Malheureusement, l'appareillage détecte le bruit provenant de l'extérieur du transformateur.

Il faut donc effectuer un filtrage des mesures. Une autre difficulté réside dans le fait que le transformateur n'est pas un milieu homogène, les vitesses de propagation de l'onde émise dépendent des matériaux traversés il faut donc en tenir compte lors du calcul de ces distances. [20]

##### **I.4.4.2. Méthode d'analyse des gaz dissous dans l'huile**

L'apparition des défauts d'origine thermique lors du fonctionnement de transformateur conduit à la dégradation du lubrifiant (l'huile). Chaque type de défaut fait cuire l'huile d'une manière différente, produisant des quantités relatives de gaz dissous qui caractérisent le défaut.

Cette méthode permet de suivre le comportement du transformateur lors de son fonctionnement. Elle permet de détecter les anomalies et les défauts dès leurs premières apparitions et de donner des hypothèses sur leurs types.

Cette technique est une des techniques les plus fiables car elle permet de faire le diagnostic sans mettre le transformateur hors service. [21]

Le seul inconvénient de cette méthode est qu'elle est utilisée uniquement avec les transformateurs qui contiennent un lubrifiant (l'huile).

#### **I.4.3.3. Méthode d'analyse par thermographie**

Le transformateur durant son fonctionnement dissipe une énergie thermique.

Les défauts et les dégradations ont une influence remarquable sur cette énergie, car l'augmentation de la température est reliée au degré de défaut.

La méthode d'analyse par thermographie consiste à capturer des images thermiques de la surface de l'objet surveillé avec une caméra thermique et faire l'analyse en comparant les images prélevées avec les données de l'état sein (la gamme de fonctionnement normal) pour détecter la présence d'un défaut.

### **I.5. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons donné des généralités sur les transformateurs et la maintenance.

Il s'agit de donner une description générale au transformateur et son importance dans l'industrie, nous avons donné aussi les notions de base de la maintenance industrielle et le diagnostic, et les méthodes les plus utilisées pour la surveillance des transformateurs.

## **CHAPITRE II**

### **NOTION DE BASE SUR TRAITEMENT D'IMAGE INFRAROUGE**

## II.1. Généralité Thermographie

### II.1.1. Introduction

La chaleur est souvent un symptôme précoce d'endommagement ou de dysfonctionnement d'un équipement et il est important de l'inclure dans un programme de maintenance préventive. Une maintenance préventive infrarouge régulière pour vérifier la température d'un équipement clé vous permet de suivre les conditions de fonctionnement au fil du temps et d'identifier rapidement les relevés inhabituels pour des inspections complémentaires.

En contrôlant les performances de l'équipement et en planifiant la maintenance nécessaire, ces installations réduisent l'éventualité de temps d'arrêt imprévus en raison d'une panne des équipements, ont moins de frais de maintenance « réactive » et de réparation des équipements, et prolongent la durée de vie des machines. [22]

### II.1.2. Définition

La thermographie ou l'imagerie thermographique détecte les concentrations et les fuites de chaleur invisibles à l'œil nu dans les pièces ou les équipements électriques sous tension. Ainsi on détecte l'énergie infrarouge qui est émise par une pièce d'un circuit électrique ou une pièce à travers laquelle passe un courant électrique (câble, transformateurs, contacteurs, moteurs électriques, disjoncteurs, etc.). Ensuite cette énergie infrarouge est convertie en température. Plus la température d'une pièce électrique dans laquelle passe un courant électrique est élevée, plus le niveau de détection infrarouge détecté sera élevé. [23]

Cette méthode, à son tour, dépend de la caméra thermique, comme le montre l'exemple suivant :

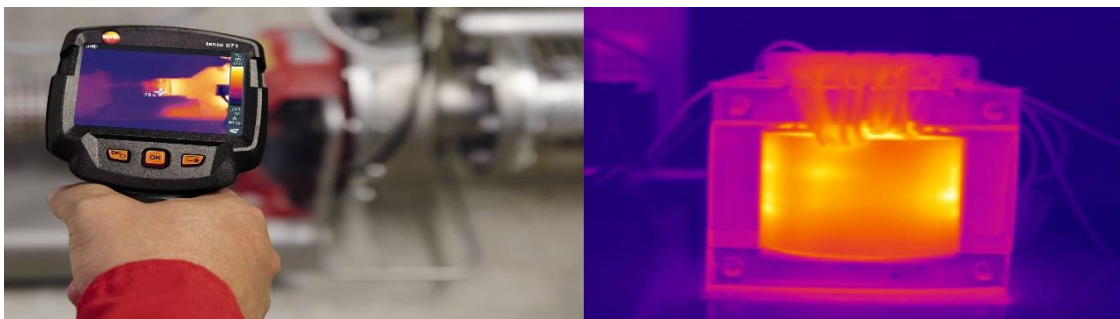


Figure II 1: exemple de méthode thermographie

### II.1.3. Principe de thermographie

Thermographie basée sur l'infrarouge :

L'infrarouge est une onde électromagnétique souvent associée à la chaleur. A température normale, les objets émettent spontanément des radiations dans le domaine des infrarouges.

Ainsi, les images infrarouges observent le rayonnement électromagnétique des corps chauffés, c'est-à-dire la quantité d'énergie thermique qu'ils transmettent. L'image restituée se compose de points dont la couleur dépend de la température mesurée. [24]  
Comme le montre (figure II.2)

Au-dessus du zéro absolu, tous les corps qui nous entourent produisent un rayonnement thermique. L'infrarouge est une onde électromagnétique de fréquence inférieure à celle de la lumière visible.

La longueur d'onde des infrarouges est comprise entre le domaine visible ( $\approx 0,7 \mu\text{m}$ ) et le domaine des micro-ondes ( $\approx 1 \text{ mm}$ ). Dans la pratique, en thermographie infrarouge on observe majoritairement le rayonnement émis entre 2 et 5  $\mu\text{m}$  (Infrarouge moyen ou ondes courtes) mais aussi entre 8 et 13  $\mu\text{m}$  (Infrarouge lointain ou ondes longues). [25]

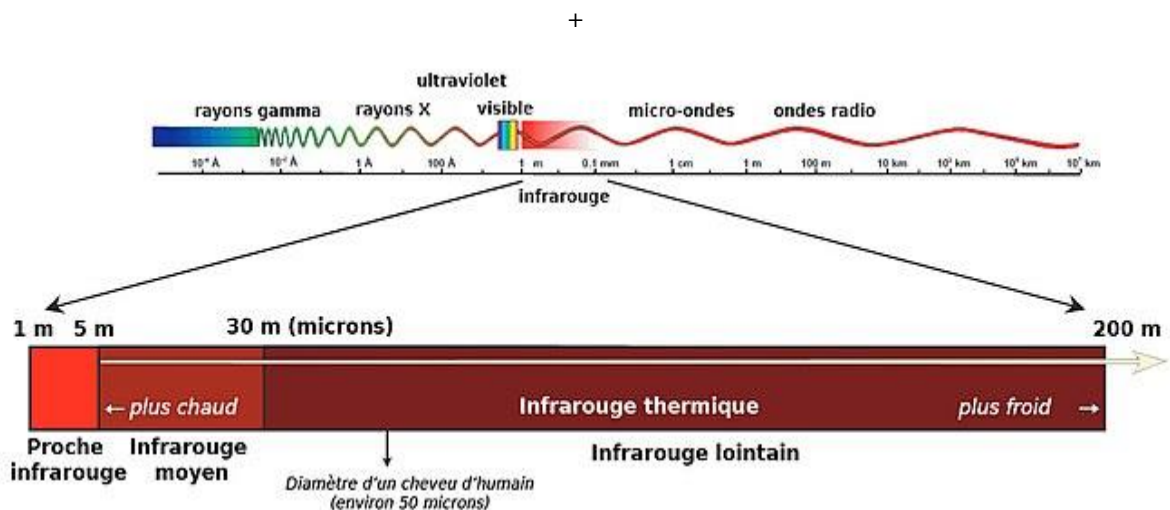


Figure II.2 Spectre électromagnétique infrarouge

### II.1.4. Les avantages de thermographie

L'importance de la méthode de thermographie dans le domaine industriel réside dans les éléments suivants :

- ✓ Contrôler la qualité et la sécurité de vos équipements électriques
- ✓ Éviter de payer des frais plus élevés pour un service de dépannage électrique d'urgence en cas de défaillance électrique
- ✓ Diminuer les risques d'incendie
- ✓ Diminuer les primes d'assurance et se conformer aux exigences des assureurs
- ✓ Économiser du temps et de l'énergie à prioriser les actions correctives lors des activités de maintenance préventive. [23]

Actuellement, la méthode de la thermographie est parmi les techniques les plus utilisées dans le domaine de la maintenance, cependant le traitement visuelle des images thermiques est devenu insuffisant pour détecter les défauts en première apparition, et pour des meilleurs résultats il est nécessaire d'utiliser un système d'analyse et de traitement d'image plus développé.

## II.2. Généralité sur le traitement image

### II.2.1. Définition d'une image

Une image numérique est définie comme un signal continu bidimensionnel échantillonné à valeur quantifiées dans un certain espace de couleurs. Elle est constituée de points appelés pixel (Picture élément en anglais). Le pixel est l'unité de base d'une image numérique.

La définition est tributaire de la résolution, mais également de la taille de l'image souhaitée en sortie. Autrement dit, une image est une matrice  $M \times N$  de valeurs entières prises sur un intervalle borné  $[0, N_g]$  ou  $N_g$  est la valeur maximale du niveau de gris. Toute image est définie par un ensemble de propriétés indispensables à toute analyse. Les notions de voisinage et de niveau de gris constituent un support essentiel pour une étude quelconque.[26]

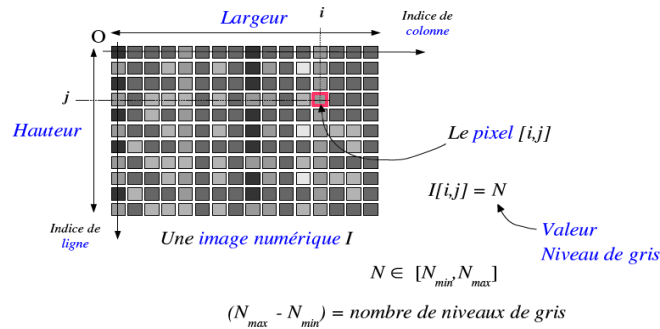


Figure II.3 : Représentation matricielle [33]

**II.2.2. Image comme ensemble de points**

L'image est considérée comme un mélange de points dont la surface des objets diffère. La valeur de chaque point est la réalisation d'une variable aléatoire liée à l'apparition de la luminance dans un site donné de l'image. Ce pixel ainsi défini véhicule une donnée numérique informationnelle sur l'image. [26]

**II.2.3. Image comme signal bidimensionnel**

Une image peut être considérée comme étant un signal bidimensionnel variant dans l'espace suivant les directions horizontale X et verticale Y.

L'analyse de ce signal sera effectuée en lui adaptant tous les éléments du traitement de signal à deux démentions. Nous pouvons citer parmi ces traitement les filtres linéaire, permettant d'éliminer le bruit, et la transformée de fourrier qui transforme l'analyse dans le domaine fréquentielle.[26]

**II.2.4. Les formes d'une image [26]**

Ils existent trois formes physiques d'une image :

**II.2.4.1. Image binaire**

Une image binaire est une image pour laquelle chaque pixel ne peut avoir pour valeur que 0 ou 1. Les pixels sont noirs (0) ou blancs (1). Le niveau de gris est codé sur un bit, dans ce cas  $N_g=2$  et la relation sur les niveaux de gris devient :  $p(i, j)=0$  ou  $p(i, j)=1$ .

1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	0	0	0	0	1	1	1
1	1	0	1	1	1	1	0	1	1
1	0	1	1	1	1	1	1	0	1
1	0	1	0	1	1	0	1	0	1
1	0	1	1	1	1	1	1	0	1
1	0	1	0	1	1	0	1	0	1
1	0	1	1	0	0	1	1	0	1
1	1	0	1	1	1	1	0	1	1
1	1	1	0	0	0	0	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Figure II.5: Exemple d'une image [33]



**II.2.4.2. Image en niveau de gris**

Une image en niveau de gris autorise un dégradé de gris entre le noir et le blanc. En général, on code le niveau de gris sur un octet soit 255 nuances de dégradé. L'expression de la valeur du niveau de gris avec  $N_g=255$  devient :  $p(i,j)=[0,255]$ .

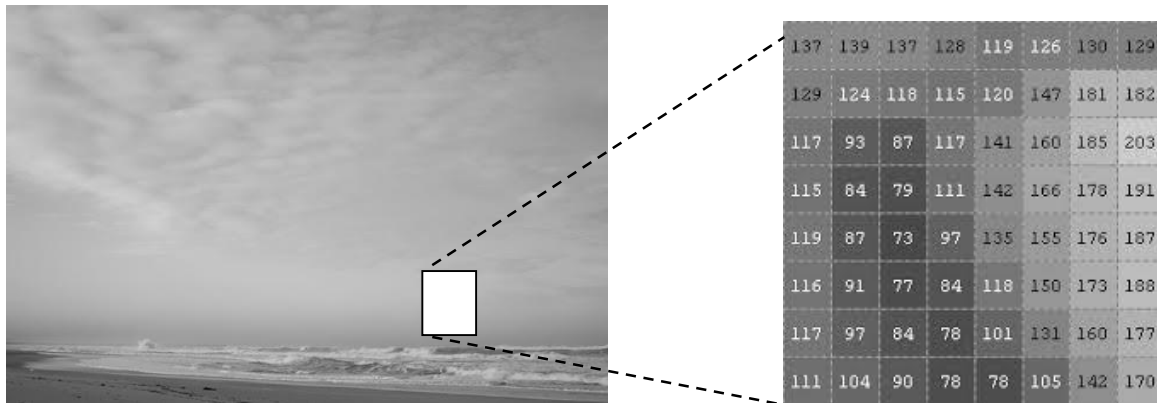


Figure II.6 : Exemple d'une image en niveaux de gris

**II.2.4.3. Image couleur (RVB)**

Une image couleur contient trois plans de couleur, le rouge, le vert et le bleu (RVB). Chaque plan est codé comme une image en niveau de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. Lorsque  $R=V=B$ , la valeur associée est un niveau de gris.

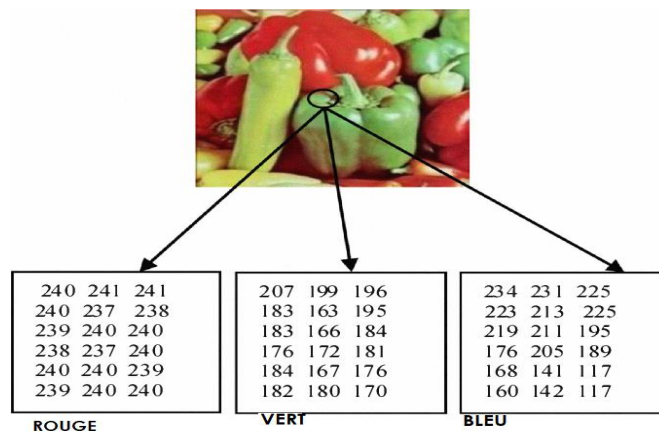


Figure II.7 : Exemple d'une image couleur

### II.2.5. Les caractéristiques d'une image

Une caractéristique d'image est un terme général, mais il signifie généralement une partie d'une image qui contient des détails intéressants ou une propriété de l'image qui nous intéresse, le choix de caractéristique à extraire dépend de l'application de traitement d'image

On donne comme exemple :

#### II.2.5.1. Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentative des intensités lumineuses (pixels). Le nombre total de pixels est donné par le produit du nombre de ligne de cette matrice avec le nombre de colonnes. [26]

#### II.2.5.2. Résolution d'une image

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte lors de la production d'une image. Sur un écran d'ordinateur, la résolution représente le nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). Elle représente aussi le nombre total de pixels affichables sur un écran ; plus ce nombre est grand mieux est la résolution. [26]

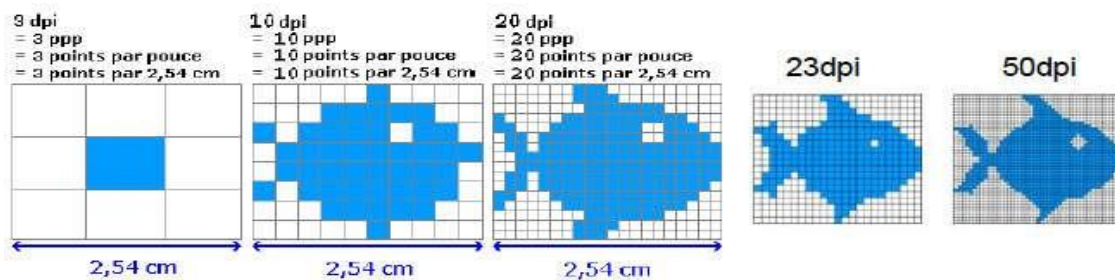


Figure II.8 : Résolution d'une image [33]

#### II.2.5.3. Luminance (intensité lumineuse).

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Le mot luminance est souvent substitué au mot brillance.

Une bonne luminance doit se caractériser par :

- Un bon contraste : évité les images dont le contraste tend vers le noir ou le blanc ; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- L'absence de parasites. [26]

#### II.2.5.4. Histogramme

L'histogramme représente la distribution des fréquences d'apparition de tous les niveaux de gris dans l'image. Selon l'image à considérer, il nous renseigne sur la constitution de celle-ci.

Si l'histogramme est formé de deux modes bien séparés, on dit qu'il est bimodal (deux pics séparés par une vallée) et l'on déduit qu'il existe un objet sur un fond. Un histogramme unimodal représente soit un objet, soit un fond ; par contre un histogramme multimodale plusieurs pics séparés par des vallées) nous renseigne sur la présence de plusieurs objets. [26]

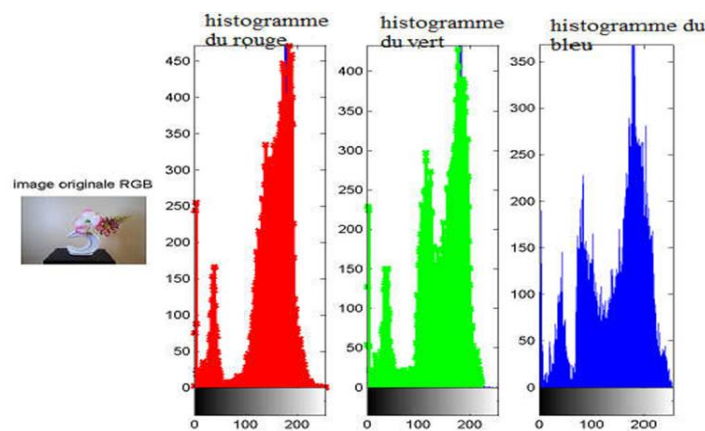


Figure II.9 : Histogramme de l'image couleur traitée

#### II.2.5.5. Entropie

Suivant les idées de Shannon, l'entropie est une mesure statistique du contenu d'information d'un message.

Elle est donc adaptée à caractériser les images, chacune d'entre elles étant prise comme un message spécifique. [27]

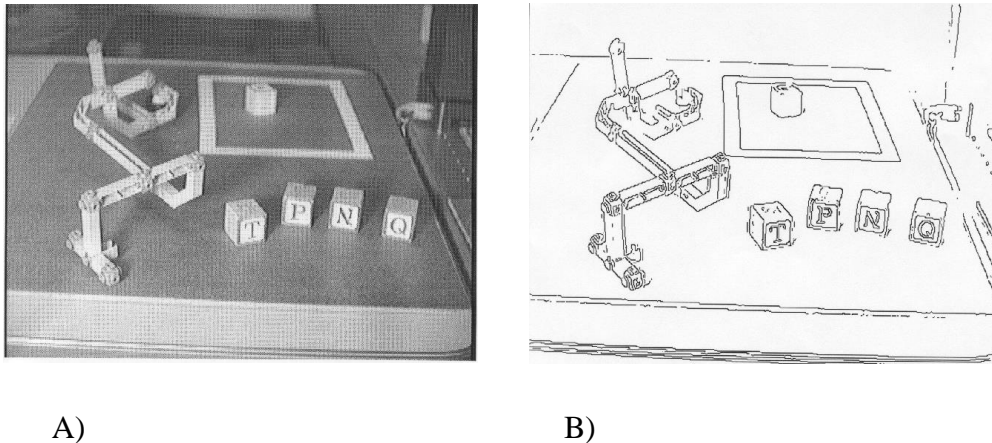
#### II.2.5.6. Contour (edge)

La détection des contours est un type de techniques de segmentation d'image qui détermine la présence d'un bord ou d'une ligne dans une image et les délimite de manière appropriée. [28]

L'objectif principal de la détection des contours est de simplifier les données d'image afin de minimiser la quantité de données à traiter [29]. Généralement, une arête est définie comme les frontières pixels qui relient deux régions distinctes avec des attributs d'amplitude

d'image changeants telles que différentes valeurs de luminance constante et de tri stimulus dans une image [28], [30], [31].

L'opération de détection commence par l'examen de la discontinuité locale à chaque élément de pixel dans une image. Amplitude, orientation et emplacement d'une sous-zone particulière dans l'image qui nous intéresse sont essentiellement des caractéristiques importantes débords [29].



*Figure II.10 : la figure représenté le contour*

a) image en niveaux de gris et b) le contour (edge) d'image

#### **II.2.5.7. Les LBP (motifs binaires locaux) [32]**

Est un opérateur de texture simple mais très efficace qui étiquette les pixels d'une image en seillant le voisinage de chaque pixel et le résultat est un nombre binaire. En raison de sa puissance discriminative et de sa simplicité de calcul, le descripteur LBP est devenu une approche populaire dans diverses applications. La propriété la plus importante de l'opérateur LBP dans les applications du monde réel est sa robustesse aux changements mono-toniques de l'échelle de gris provoqués, par exemple, par des variations d'illumination. Une autre propriété importante est sa simplicité de calcul, qui permet d'analyser des images dans des environnements en temps réel difficiles.

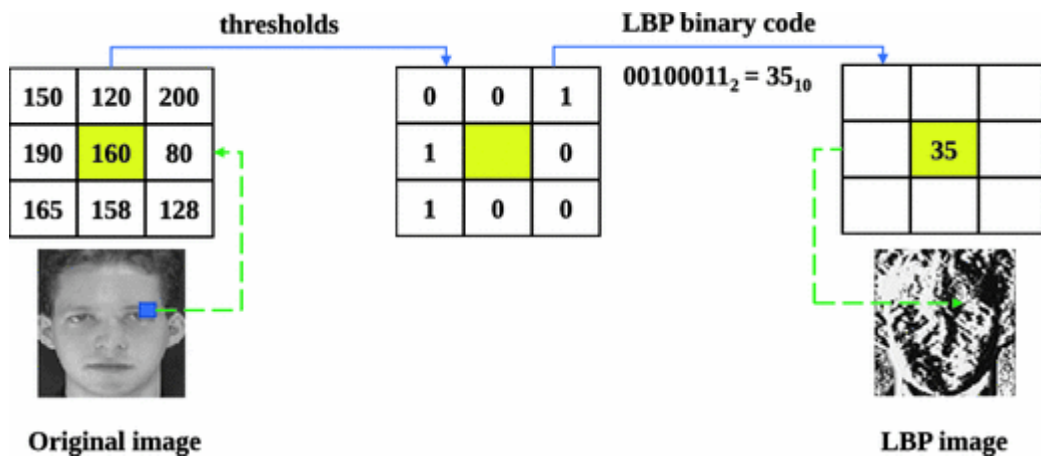


Figure II.11 : exemple de (Motifs binaires locaux) LBP

*Remarque* : dans notre travail on va utiliser le résultat de calcul de moyenne des caractéristiques précédentes comme suit :

❖ **Trung binh**

$((\text{la valeur d'Entropie}) + (\text{la valeur de Contour}) + (\text{la moyenne de l'intensité}))/3$

❖ **résultats de RGB**

Moyenne (R), moyenne (G), moyenne (B)

Calcul de la valeur la moyenne de (RGB)

$((\text{la moyenne}(R)) + (\text{la moyenne}(G)) + (\text{la moyenne}(B)))/3$

❖ **la moyenne de gradient(RGB)**

Moyenne (grad(RGB))

❖ **moyenne LBP**

### II.2.6. Traitement d'images [33]

On désigne par "traitement d'image" l'ensemble des techniques permettant de modifier une image dans le but de l'améliorer (qualitativement ou quantitativement) ou d'en extraire des informations.

Tout système de traitement d'images peut être vu comme la combinaison de deux étapes :

- ✓ L'acquisition
- ✓ Le traitement.

La qualité des résultats du système dépend de :

- ✓ La qualité initiale des images,
- ✓ L'algorithme de traitement et son adéquation au problème posé.

Les traitements envisageables sur les images sont très variés (diversité des images : nature, caractéristiques, ...). C'est pourquoi, on a créé une classification non pas en fonction des caractéristiques des images, mais en fonction de l'objectif du traitement.

On distingue alors 4 types de domaines d'application du traitement d'image :

1. La restauration et l'amélioration d'images.
2. L'analyse d'images et l'extraction des informations
3. Le codage avec compression d'information
4. La synthèse d'images.

### II.2.6.1. Système de traitement d'image [34]

Un système de traitement d'image est généralement composé des unités suivantes :

- ✓ Un système d'acquisition et de numérisation qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image.
- ✓ Une mémoire de masse pour stocker les images numérisées.
- ✓ Un système de visualisation.

Une unité centrale permettant d'effectuer les différentes opérations de traitement d'images

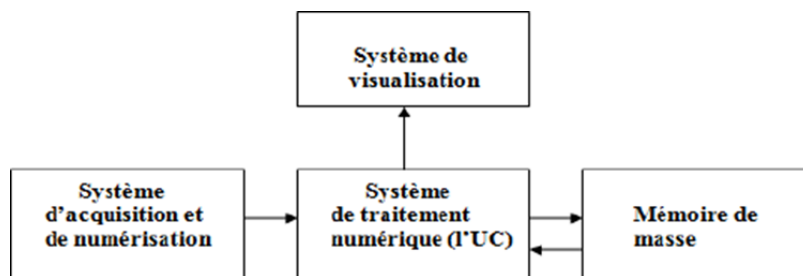


Figure II.12 : Composition d'un système de traitement numérique [35]

#### ✓ Acquisition et numérisation

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être

classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners. [35]

✓ **Visualisation**

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images.

L'utilisation de différents types de reconstituteurs permet de transformer le signal numérique qui est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour différents types de supports peuvent être employés : moniteur vidéo, clichés photographiques, impression sur papier.

Dans tous les cas et pour chaque échantillon de l'image numérique, on recrée un nouvel élément d'image ou un nouveau pixel dont on choisit la forme de façon à reconstituer une image analogique qui soit la plus proche possible de l'image avant numérisation compte tenu des erreurs introduites lors de l'acquisition, de la numérisation et de la transmission. [36]

### **II.2.7. Traitement numérique des images**

Les techniques de traitement sont destinées à l'exploitation des informations contenues dans les images, ceci dans le but d'améliorer la qualité des images et de les rendre plus facilement interprétables, en d'autres termes elles permettent d'augmenter la qualité visuelle de l'image. [36]

On s'intéresse dans notre application à l'analyse des images et l'extraction des informations des images thermiques (thermographie).

### **II.3. Conclusion**

La technique de diagnostic par thermographie est devenue très utile en industrie, et comme le traitement visuel est insuffisant la technique nécessite un système de traitement d'image pour avoir de bons résultats.

Dans ce chapitre on a présenté une description générale sur la technique de thermographie et son principe de fonctionnement, on a donné aussi les notions de base d'un système de traitement d'image.

Le chapitre prochain sera consacré à une description générale aux systèmes d'intelligence artificiel qui seront utilisés dans une application de la thermographie en raison d'améliorer la technique.



**CHAPITRE III**  
**TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE**

### III.1. Introduction

L'intelligence artificielle est un domaine large, utilisée dans plusieurs domaines, notamment les moteurs de recherche et les sites de réseaux sociaux. Ce qui nous importe, c'est le domaine industriel, son importance est de classer et d'anticiper les défauts d'équipements importants dans les usines, grâce à l'apprentissage automatique (machine Learning).

Alors, qu'est-ce que c'est une intelligence artificielle et un apprentissage automatique ?

### III.2. Définition

L'intelligence artificielle est comme étant un ensemble d'algorithmes qui traite un ensemble d'informations ou données, relatives à des tâches, d'une manière similaire ou identique à celle qu'un être humain utilisera pour prendre une décision ou résoudre un problème.

De là, on distingue que définir l'intelligence artificielle n'est pas une chose facile. Le champ est si vaste qu'il est impossible de la restreindre à un domaine de recherche spécifique.

Ainsi on peut définir l'intelligence artificielle comme :

- ✓ Un domaine de l'informatique dont le but est de recréer un équivalent technologique à l'intelligence humaine.
- ✓ Un ensemble de techniques visant à permettre aux machines d'imiter une forme d'intelligence réelle.
- ✓ L'ensemble des théories et d'algorithmes mise en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine.

Le point commun entre toutes ces définitions se résume dans l'objectif majeur de l'IA qui présente son ambition d'imiter le processus cognitifs de l'être humain.

Ces processus comprennent l'apprentissage (acquisition d'informations et de règles liées à leur utilisation),

Le raisonnement (application des règles pour parvenir à des conclusions approximatives ou précises) et l'autocorrection. [37]

### III.3. L'utilisation de l'intelligence artificielle [38]

L'intelligence artificielle s'invite dans notre quotidien depuis quelques années et fait de grands pas. On peut citer quelques usages quotidiens de l'intelligence artificielle:

#### III.3.1. Les moteurs de recherches

Pour pouvoir fonctionner, les moteurs de recherches ont besoin de l'intelligence artificielle, elle est déployée sur le web sous forme de robots qui analysent les différents sites pour les indexer, les classer et déterminer l'ordre de présentation selon les termes de recherche.

#### III.3.2. La santé

L'intelligence artificielle(IA) peut favoriser la détection précoce d'une maladie et aussi pourrait accélérer la mise au point de nouveaux médicaments et réduire le temps écoulé entre la découverte d'une nouvelle molécule et sa mise sur le marché.

#### III.3.3. L'industrie

L'IA permet d'optimiser les performances industrielles tel que le coût de production, de réduire les défaillances et de simplifier les simulations, et enfin elle aide à automatiser le contrôle de qualité pour assurer une cadence de production élevée et une meilleure planification.

### III.4. L'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est un domaine de l'intelligence artificielle qui fait référence au développement à l'analyse et à l'implémentation de méthodes automatisables permettant à une machine d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage, et ainsi de remplir des tâches qu'il est difficile ou impossible de satisfaire par des moyens algorithmiques plus classiques.[39]

#### III.4.1. Techniques de l'apprentissage

Il existe plusieurs types différents d'apprentissage automatique, qui se distinguent essentiellement par leur objectif ; c'est-à-dire la nature de ce qui doit être appris. Parmi les types d'apprentissage automatique les plus largement adoptés sont :

##### III.4.1.1. L'apprentissage supervisé. [38]

L'apprentissage supervisé est une variété de machine Learning qui utilise un ensemble de données d'apprentissage étiquetées afin de créer des modèles d'intelligence artificielle. Le but de cette méthode c'est le fait que l'algorithme soit capable «d'apprendre» en comparant sa sortie réelle avec les sorties «entraînée» pour trouver des erreurs et modifier le modèle en conséquence.

Donc l'apprentissage supervisé utilise des modèles pour déterminer les valeurs d'étiquettes pour un ensemble de données non étiquetées. Pour pouvoir illustrer ce type d'apprentissage, on peut se baser sur l'exemple d'un enfant qui apprend à identifier des animaux en l'apprenant à partir d'un livre d'images.

Dans le cadre de l'apprentissage supervisé, l'algorithme est entraîné par un ensemble de données qui est déjà étiqueté et qui a une sortie prédéterminée.

Il existe plusieurs algorithmes qui se basent sur la méthode d'apprentissage supervisée, dont on peut citer la classification multi classe et les machines à vecteurs de support.

Dans l'apprentissage supervisé, la construction et la génération d'un modèle passe par deux phases :

#### ❖ Phase d'apprentissage [40]

Dans cette phase l'algorithme d'apprentissage reçoit en entrée des exemples d'apprentissage (les documents d'entraînement) étiquetés et produit un modèle de prédiction le plus performant possible, c'est-à-dire le modèle qui produit le moins d'erreurs en prédiction comme présente la (Figure III.1)

La prédiction est une tâche qui vise à prédire une ou plusieurs caractéristiques inconnues à partir d'un ensemble de caractéristique connues. Par exemple : prédire la qualité d'un client en fonction de son revenu et de son nombre d'enfant

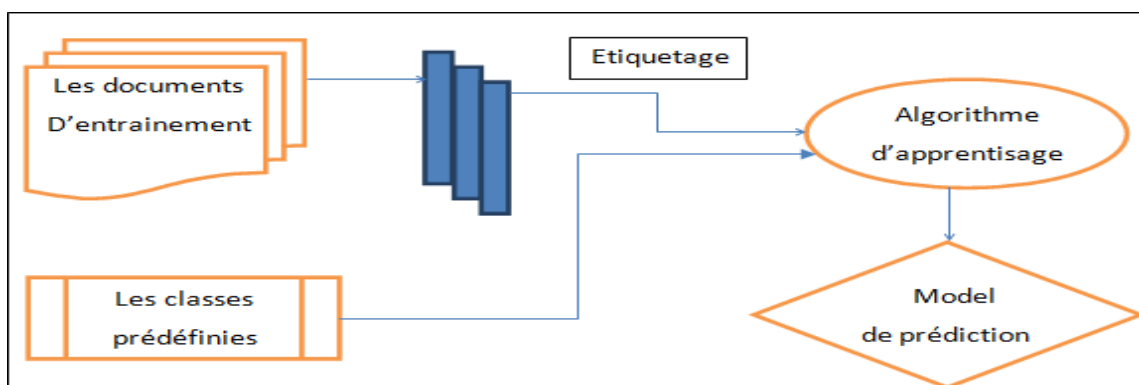


Figure III.1 : La phase d'apprentissage.

**❖ Phase de test [40]**

Dans cette phase le modèle obtenu lors de la phase d'apprentissage doit être capable de prédire l'étiquette d'un nouvel exemple en fonction des valeurs d'entrées, selon la Figure III.2.

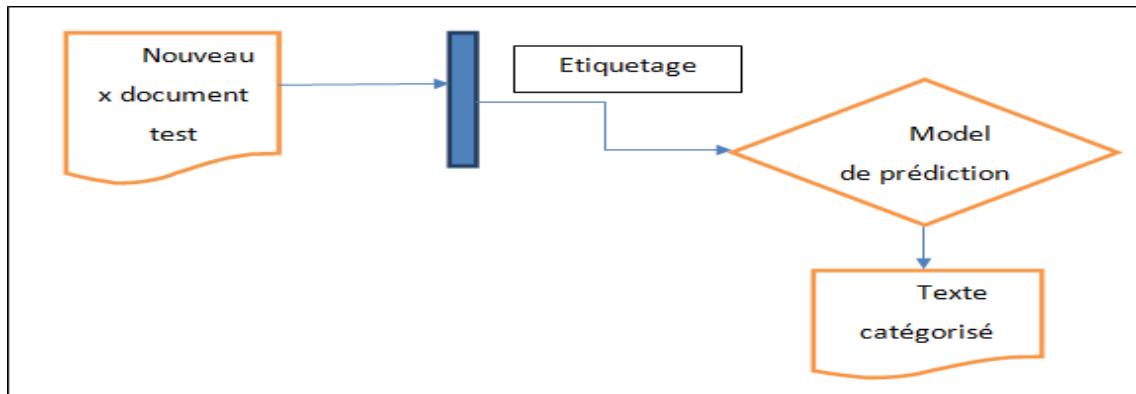


Figure III.2 : la phase de test

**III.4.1.2. L'apprentissage non supervisé**

Dans l'apprentissage non supervisé, aucun expert n'est disponible. Il vise à concevoir un modèle structurant l'information. La différence ici est que les comportements (ou catégories ou encore les classes) des données d'apprentissage ne sont pas connus, c'est ce que l'on cherche à trouver.

L'apprentissage non supervisé ne nécessite pas l'étiquetage des données de la base d'apprentissage. Son objectif est donc trouver tout seul des points communs parmi ses données d'entrée. Dans ce contexte, nous utilisons le clustering pour identifier dans un ensemble de données, des sous-groupes présentant des caractéristiques proches. Cette méthode permet par exemple d'identifier des groupes (classes ou clusters) de personnes au sein d'un échantillon.

L'apprentissage non supervisé vise à construire des groupes d'objets similaires à partir

D'un ensemble hétérogène d'objets. [38]

### III.5. Les modèles d'apprentissage automatique

Des diverses méthodes et algorithmes existent pour l'apprentissage automatique dans ses différentes formes pour cela nous présentons quelques-unes.

#### III.5.1. Approche basée sur les K plus proches voisins

K plus proches voisins (K-Nearest Neighbors ou KNN) est une méthode de classification supervisée. Chaque observation (ou exemple) de l'ensemble d'apprentissage est représentée par un point dans un espace à  $n$  dimensions où  $n$  est le nombre de variables prédictives. Pour prédire la classe d'une observation, on cherche les  $k$  points les plus proches de cet exemple. La classe de la variable cible, est celle qui est la plus représentée parmi les  $k$  plus proches voisins.

Il existe des variantes de la méthode où les  $k$  observations sont pondérés en fonction de leur distance de l'exemple à classifier. Ainsi, la classe attribuée à un exemple est celle totalisant le point le plus important parmi les  $K$  exemples considérés. En d'autres termes, les observations les plus éloignées de notre exemple sont alors considérées comme moins importantes.

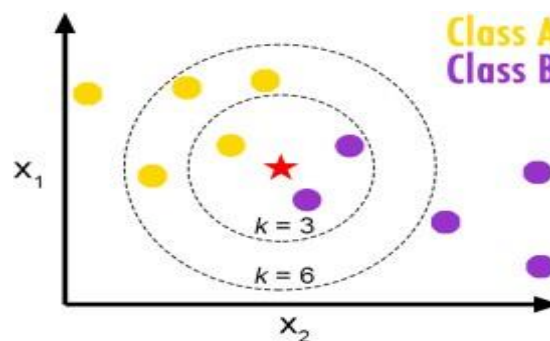


Figure III.3 : Exemple d'application de l'algorithme des  $k$  plus proche voisins

La figure ci-dessus illustre la méthode des  $K$  plus proche voisins pour deux valeurs de  $K$ . pour  $k = 3$  la classe majoritaire en partant du point central est la classe B. Cependant, avec une valeur de  $k = 6$ , la classe majoritaire devient alors la classe A. [41]

Cette méthode est avantageuse, de par sa simplicité de conception. Mais elle est sensible au bruits et moins efficace lorsque le nombre de variables prédictives très grands.

### III.5.2. Les arbres de décision

Les arbres de décision (decision trees en anglais) sont des méthodes de l'apprentissage supervisé utilisées principalement dans le cadre de la classification et de la régression. Elles représentent une fonction qui prend en entrée un ensemble d'attributs et retourne une décision (sortie) qui est une valeur unique. Les entrées et les sorties peuvent être discrètes ou continues.

Un arbre de décision est une structure arborescente, prend ses décisions en exécutant une séquence de tests. Chaque nœud interne de l'arbre correspond à un test de la valeur d'un attribut et les branches qui sortent du nœud sont les valeurs possibles de l'attribut. La classe de la variable cible est alors déterminée par la feuille dans laquelle parvient l'observation à l'issue de la séquence de test.

La phase d'apprentissage consiste à trouver la bonne séquence de tests. Pour cela, on doit décider quels sont les bons attributs à garder. Un bon attribut divise les exemples en ensembles homogènes, c'est-à-dire qu'ils ne contiennent que des observations appartenant à la même classe. En revanche, un attribut inutile laissera les exemples avec presque la même proportion de valeurs pour la variable cible.

La Figure III.4 montre un arbre de décision pour le jeu de Golf. L'objectif est de déterminer si le joueur est convenable pour le jeu de golf ou non [41]

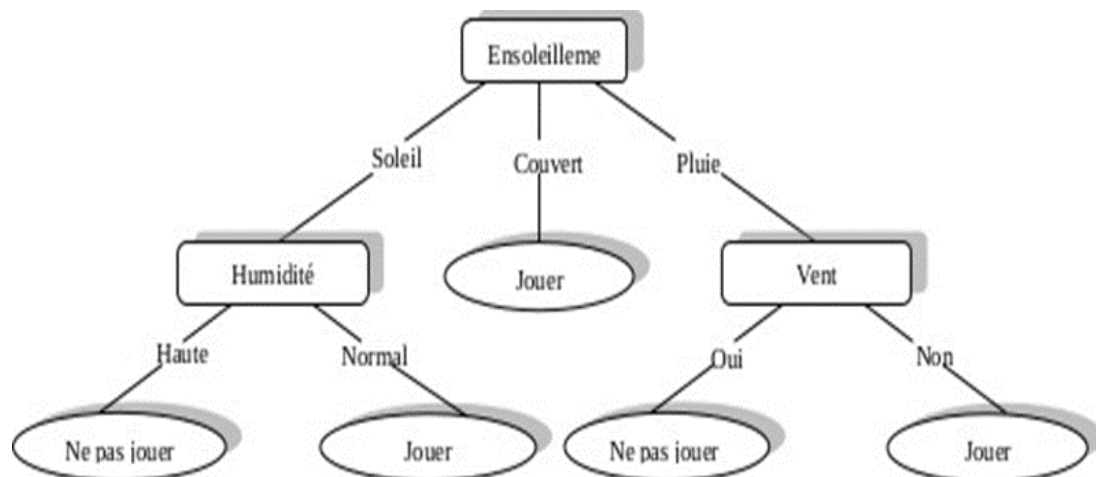


Figure III.4 : Exemple d'application de l'algorithme d'arbre de décision

### III.5.3. Forêts aléatoires

Les arbres de régressions étudiés ont l'avantage d'être simples à interpréter, simples à implanter, et nécessitent (en général) peu de temps de calcul (Ziegler and König(2014)). En revanche, leur instabilité constitue un de leur défaut majeur puisqu'une petite variation au niveau des variables explicatives peut avoir un impact important sur la prédiction. LeoBreiman(2001) propose une solution à ce problème à travers l'algorithme des forêts aléatoires. Pour résumer cela de manière courte, une forêt aléatoire consiste à agréger la prédiction de plusieurs arbres. L'idée derrière cette technique est de regrouper la moyenne (Dans le cas de la régression) des prédictions afin de diminuer la variance associée à la prédiction. [42]

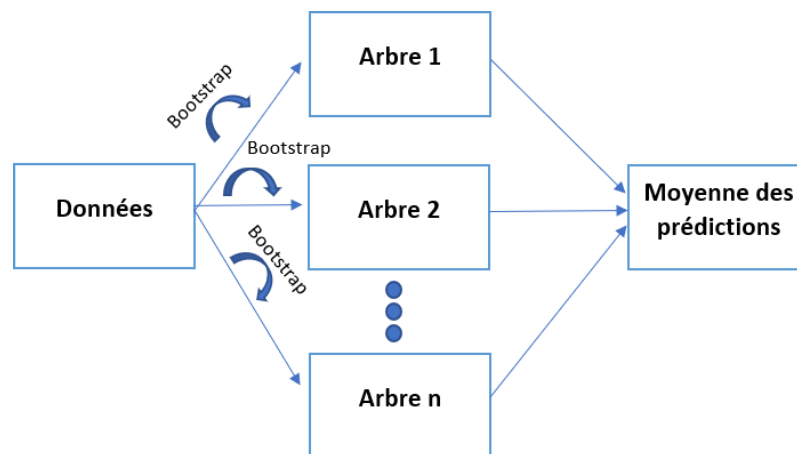


Figure III.5 : Construction d'une forêt aléatoire basique. Le principe consiste à agréger la prédiction de plusieurs arbres de régression différents. [42]

### III.5.4. Les machines à vecteurs de support

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (en anglais Support Vector Machine, SVM) sont des méthodes d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de classification et de régression et pouvant gérer des variables quantitatives et qualitatives.

Les SVM opèrent sur des exemples (points de données) plongés dans un hyperespace, le but est de les catégoriser en différentes classes de telle sorte que la distance entre les différentes classes de données et la frontière qui les sépare soit maximale. Cet algorithme vise donc à créer une frontière de décision (ou de séparation) entre deux classes par exemple,



permettant la prédiction d'étiquettes à partir d'un ou plusieurs vecteurs de caractéristiques (les axes de cet hyperespace). Cette frontière de séparation, appelée hyperplan, est orientée de manière à être aussi éloignée que possible des points de données les plus proches de chacune des classes. Ces points les plus proches sont appelés vecteurs de support. Dans les SVM, la frontière de séparation est choisie comme celle qui maximise la marge. La marge est considérée comme étant une distance entre l'hyperplan optimal et les vecteurs de support.

Un exemple d'un hyperplan est illustré dans la figure ci-dessous. Nous pouvons constater qu'il peut y avoir plusieurs hyperplans qui peuvent séparer deux classes, mais quant au choix optimal, la solution la plus intéressante peut être obtenue en gagnant la plus grande marge possible [40]

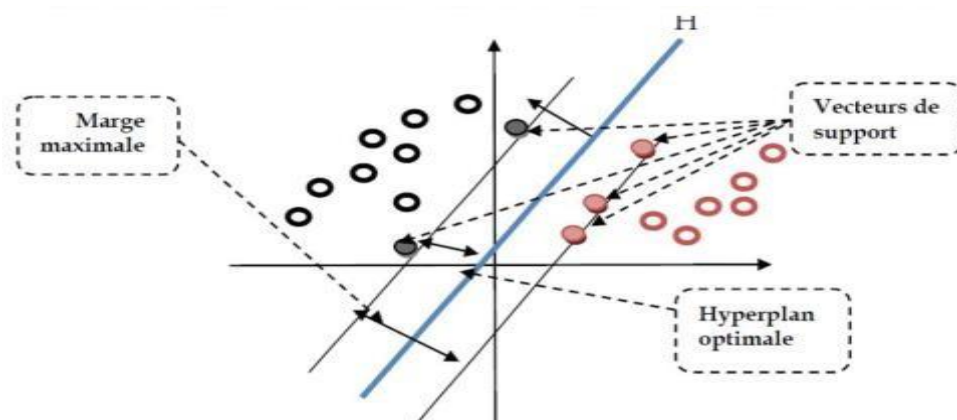


Figure III.6: Exemple d'application des machines à vecteurs support (SVM) [40]

Dans le cas où les données ne sont pas linéairement séparables, SVM suit la même démarche adoptée dans le cas séparable mais d'une façon non linéaire, comme c'est dans figure III.7 :

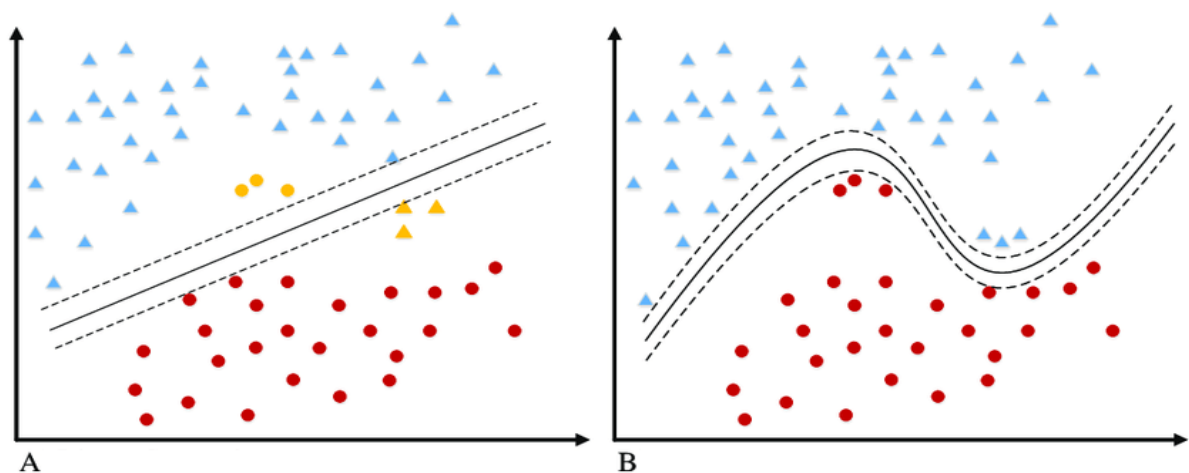


Figure III.7 : (A) séparation linéaire et (b) séparation non linéaire (polynôme).

### III.5.5. Moindre carré Les machines à vecteurs de support (LS-SVM)

Les machines à vecteurs de support (SVM) ont été largement utilisées dans la classification et l'estimation des fonctions non linéaires.

Cependant, l'inconvénient majeur de SVM est sa plus grande charge de calcul pour l'optimisation des contraintes de programmation.

Cet inconvénient a été surmonté par la moindre carré-machines à vecteurs de support (LS-SVM), qui résout des équations linéaires au lieu d'un problème de programmation quadratique. [40].

#### III.5.5.1. La différence principale entre LS-SVM et SVM.

L'algorithme (LS-SVM) utilise la technique des moindres carrés pour classer les données

Cela se fait en calculant et en additionnant les carrés (comme indiqué dans l'équation mathématique (III.2)) et en choisissant le moindre carré pour tracer la ligne séparant chaque classe, et c'est la différence principale entre les deux techniques

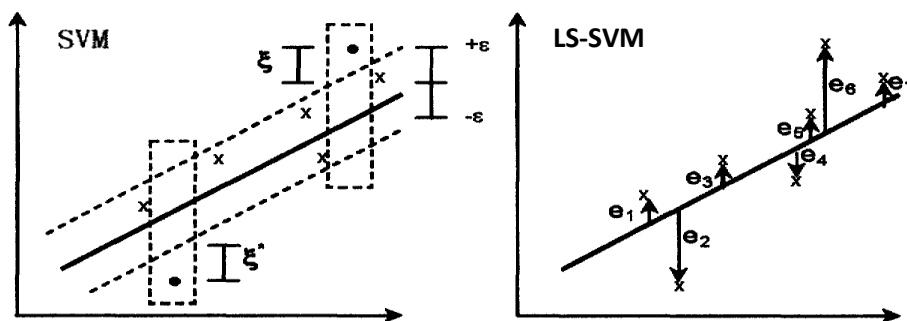


Figure III.8 : Contraste de parcimonie entre SVM et LS-SVM pour une régression linéaire [43]

#### III.5.5.2. La méthode moindre carrée (LS) [45]

Par exemple, supposons que nous ayons deux groupes de taille  $n$   $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  et  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$

Le problème de la régression consiste à rechercher une relation pouvant éventuellement exister entre les  $x$  et les  $y$ , par exemple de la forme

$y = f(x)$ . Lorsque la relation recherchée est affine, c'est-à-dire de la forme  $y = ax + b$ , on parle de régression linéaire. Mais même si une telle relation est effectivement présente, les données mesurées ne vérifient pas en général cette relation exactement. Pour tenir compte dans le modèle mathématique des erreurs observées, on considère les données

$\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  comme autant de réalisations d'une variable aléatoire  $Y$  et parfois aussi les données  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  comme autant de réalisations d'une variable aléatoire  $X$ . On dit que la variable  $Y$  est la variable dépendante ou variable expliquée et que la variable  $X$  est la variable explicative.

### III.5.5.3. La droite des moindres carrés [45]

La droite des moindres carrés : Les données  $\{(x_i, y_i), i = 1, \dots, n\}$  peuvent être représentées par un nuage de  $n$  points dans le plan  $(x, y)$ , le diagramme de dispersion. Le centre de gravité de ce nuage peut se calculer facilement : il s'agit du point de coordonnées.

$$(\bar{x}, \bar{y}) = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \right) (x, y) \dots (III. 1)$$

Rechercher une relation affine entre les variables  $X$  et  $Y$  revient à rechercher une droite qui s'ajuste le mieux possible à ce nuage de points. Parmi toutes les droites possibles, on retient celle qui jouit d'une propriété remarquable : c'est celle qui rend minimale la somme des carrés des écarts des valeurs observées  $y_i$  à la droite  $\hat{y}_i = ax_i + b$ . Si  $\varepsilon_i$  représente cet écart, appelé aussi résidu, le principe des moindres carrés ordinaire (MCO) consiste à choisir les valeurs de (a) et de (b) qui minimisent.

$$E = \sum_{i=0}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=0}^n (y_i - (ax_i + b))^2 \dots (III. 2)$$

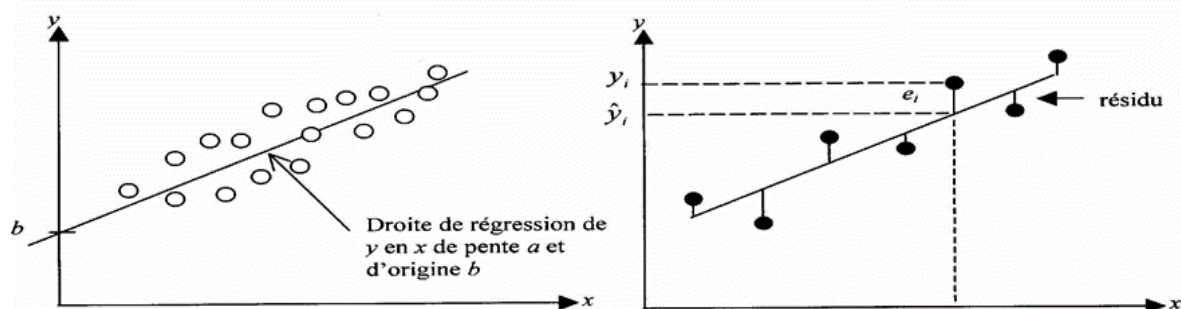


Figure III.9 : le droit de méthode moindre carrée [45]

**III.6. Conclusion**

Dans ce chapitre on a présenté le domaine l'intelligence artificiel et l'apprentissage automatique, par des généralités définition, types et le domaine d'utilisation. On a donné aussi la description de quelques différents modèles d'apprentissage automatique.

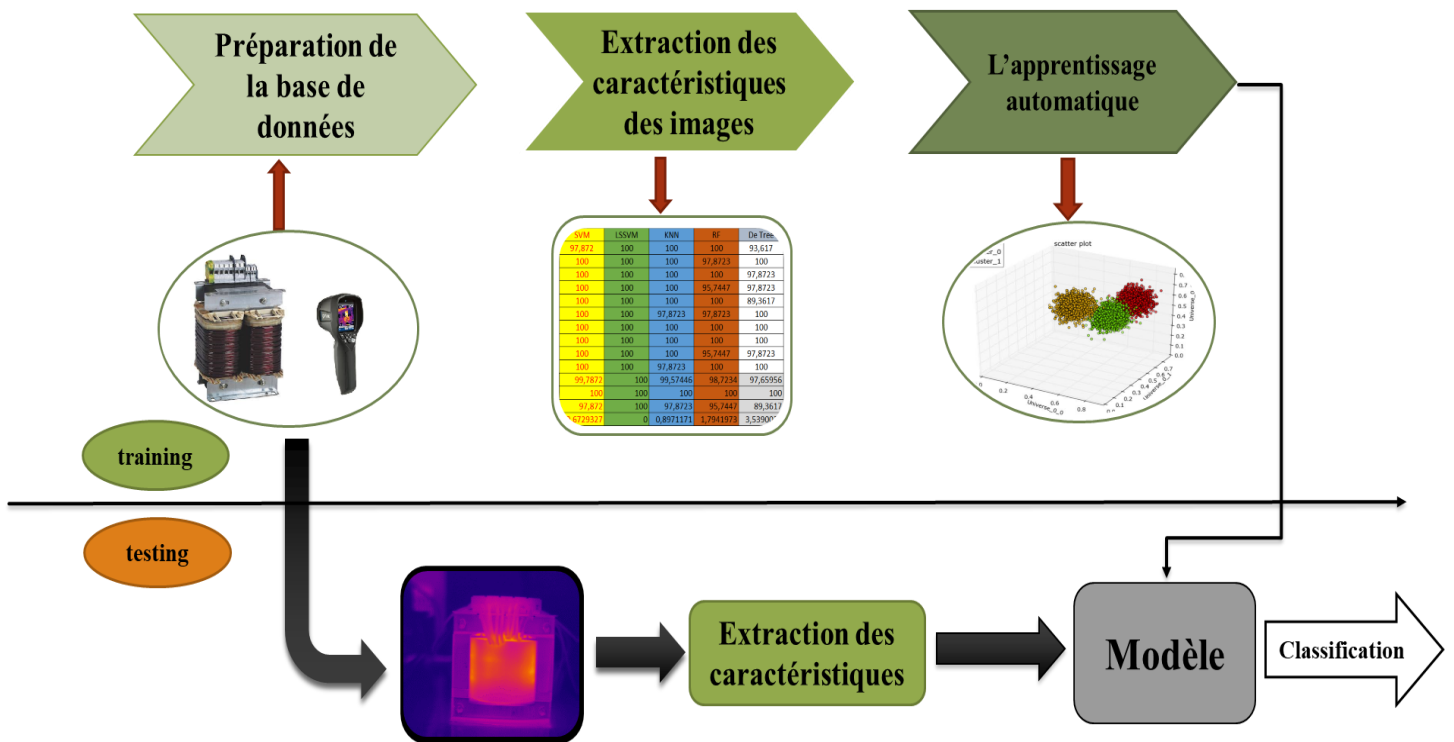
Dans le chapitre prochaine on va présenter une application dans laquelle on va faire le diagnostic d'un transformateur monophasé à l'aide de traitement d'image et de différent modèle de l'apprentissage automatique, en suit on va donner une comparaison entre les résultat

**CHAPITRE IV**  
**CONTRIBUTION AU DIAGNOSTIC DES TRANSFORMATEURS**

### IV.1. Introduction

Dans notre application on va utiliser le traitement d'image et quelques modèles d'apprentissage automatique pour la classification d'un ensemble d'images thermiques (thermographie) d'un transformateur monophasé, En suite une comparaison entre les résultats obtenue à partir des différents modèles d'apprentissages automatique est réalisée afin d'étudier la performance et la stabilité de chaque modèle.

L'objectif étant de détecter le défaut court-circuit entre spires affectant le transformateur dans le but d'éviter les conséquences de ce dernier.



figureIV.1 Organigramme de la méthode proposé

### IV.2. Les principales étapes de la méthode proposée sont

#### IV.2.1. Préparation de la base de données [46]

Il s'agit d'un ensemble de données d'images thermiques (IRT) dans le contexte de la surveillance de l'état des équipements électriques (moteurs à induction et transformateurs). Dans notre cas on utilise les données de transformateur uniquement.

Les défauts représentés par cette base de données sont des défauts internes et ne dépendent ni aux pièces externes ni aux défaillances des composants électriques de configuration initial. Pour le transformateur 8 cas différents de défaillances de court-circuit dans l'enroulement à noyau commun sont disponible, pour notre application les 6 premier cas sont pris en compte.

L'acquisition d'images thermiques est effectuée sur l'établi par une caméra infrarouge Dali-tech T4/T8 dans un laboratoire de machines électriques à la température ambiante de 23°. Pour ouvrir la voie à de futures recherches ou tester des systèmes d'IA, les ensembles de données d'images IR ont été développés et ont été mis à la disposition du public pour être utilisés par les chercheurs dans ce domaine. La page du référentiel de support de l'université, ainsi que cette page, reproduiront l'ensemble de données d'images thermiques disponible à l'usage du public. Par conséquent, pour la réservation des droits du BNUT, le référencement de cette page ou de l'article concerné, qui est en cours de publication, est un des iderata.

Propriétés de la caméra thermique :

Résolution du détecteur Dali-tech T8 TIC 384\*288

Précision de mesure 2% (de la lecture, ce qui est plus grand) Imagerie NETD  $\leq 0,04^\circ$

Plage de mesure  $-20^\circ$  -  $+650^\circ$

Spécifications de l'équipement électrique: transformateur Phase 1 1,11 KW, Tension 220V, Courant d'entrée 1.5A, Fréquence 50 Hz

Nombre d'images pour différentes cas de Transformer : il y a 255 images classées comme suit

Table IV.1. Classification des images par son le degré des défauts

Degré de défaut	Nombre d'image
état sain	22
80 spires	26
160 spires	31
240 spires	26
320 spires	26
400 spires	25
480 spires	27
560 spires	32
600 spires	40

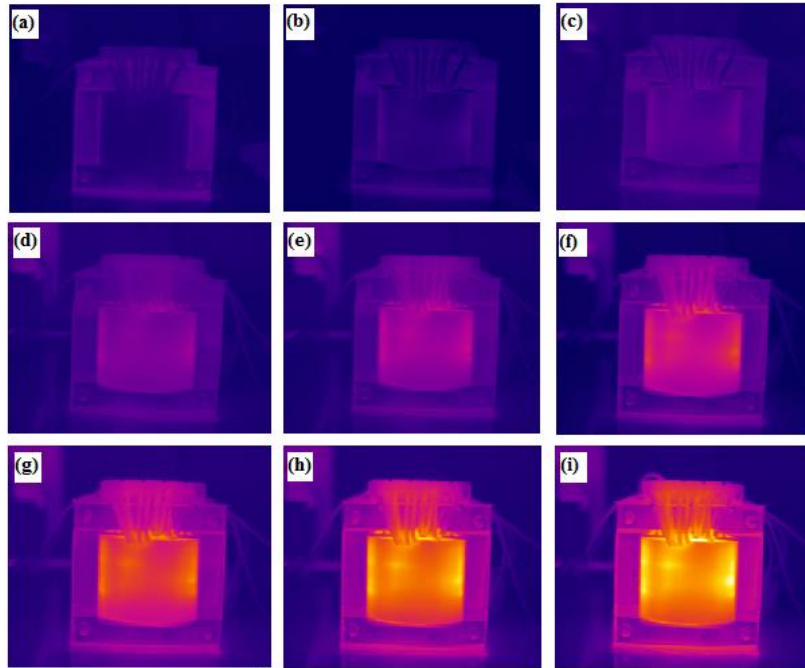


Figure IV.2. : échantillon de la base de donnée : a-l'état sain, b-Court-circuit en 80 spires, c-Court-circuit en 160 spires, d-Court-circuit en 240 spires, e-Court-circuit en 320 spires, f-Court-circuit en 400 spires

#### IV.2.2. Extraction des features

Dans cette partie on va a utilisé le traitement d'image pour extraire 10 features pour chaque image de la base données, qui seront utilisés pour effectuer l'apprentissage automatique des modèles intelligents.

Les résultats obtenus sont représentés dans les figures IV.3



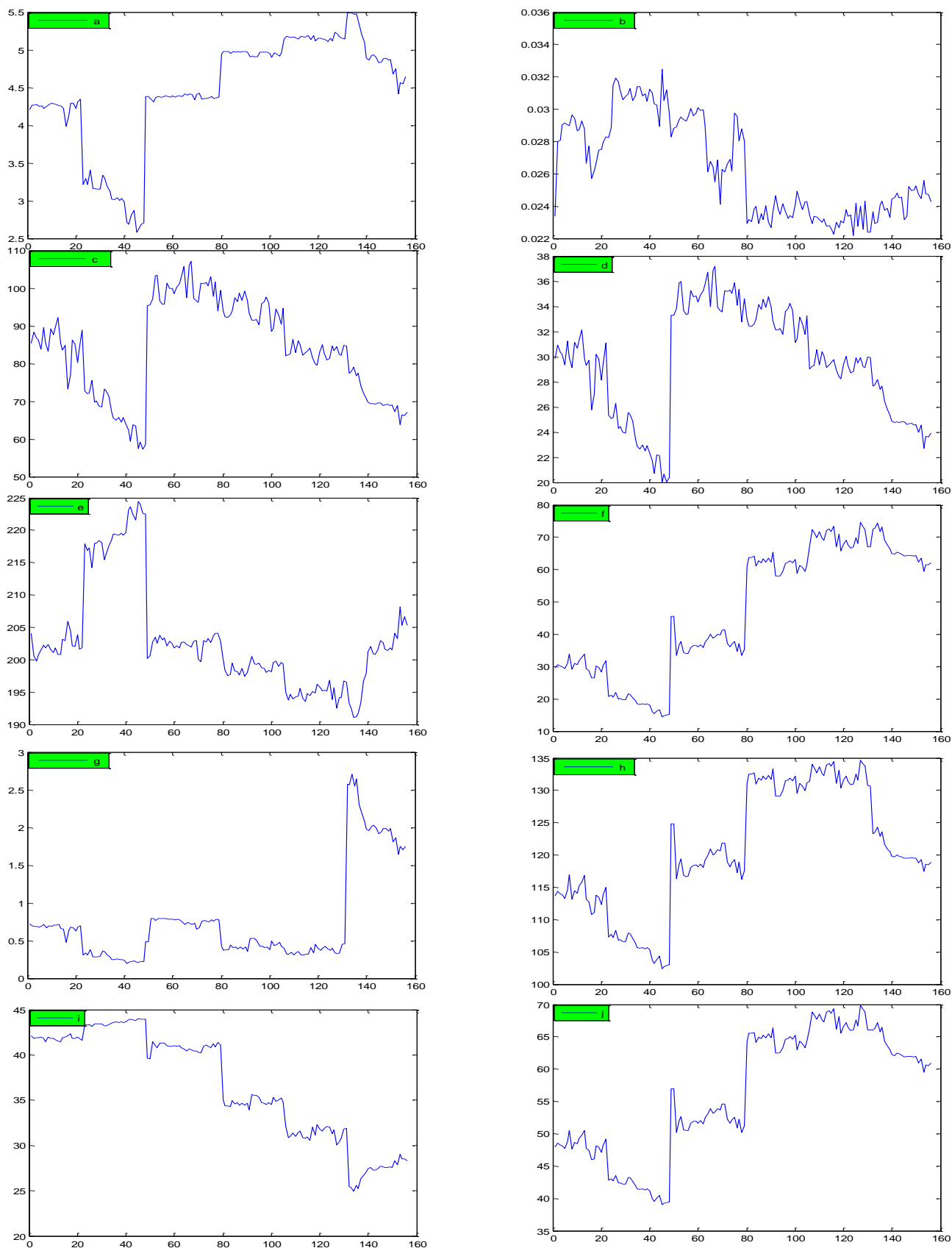


Figure IV.3.: les graphes des features, a-Entropie, b-Edge, c-Intensité, d-Trung binh, e-Moyenne LBP, f-Moyenne Red (rouge), g-Moyenne Green (vert), h-Moyenne Blue (bleu), i-Moyenne(R+G+B), j-Moyenne (gradient(RGB))

A partir cette figure on constate que les caractéristiques extrait sont sensibles au changement de classe des images (degré de défaut), ce qui nous permet de les utiliser pour faire une classification aux défauts

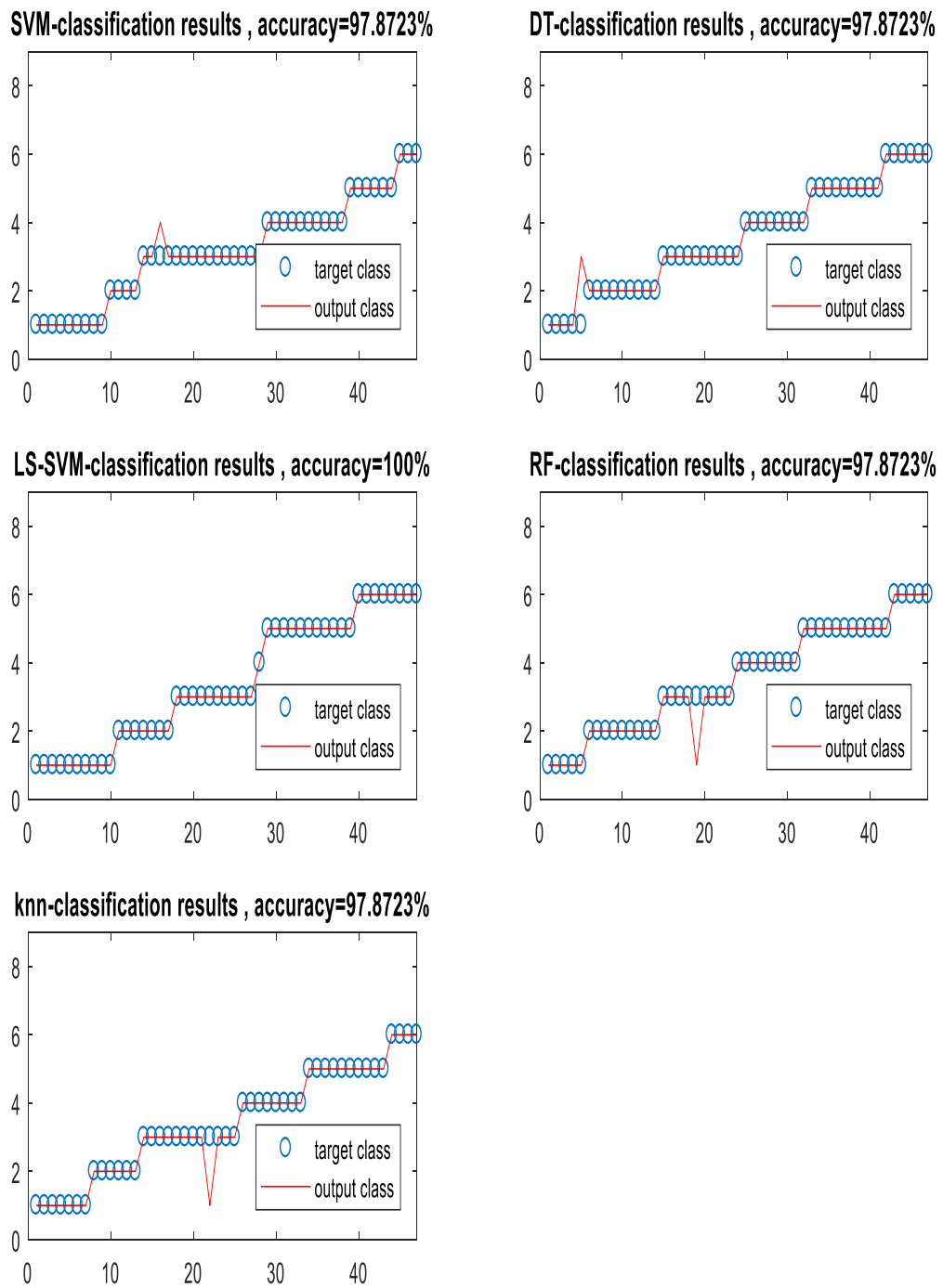
On peut noter aussi que les classe des images sont clairement apparait dans quelque graphes (moyenne de RGB, entropie), par contre aux autres graphes (intensité..) les classe ne sont pas, ce qui nécessite l'utilisation d'un système intelligent pour faire la classification.

### IV.2.3. Les étapes d'apprentissage d'un modèle

- Organisation des données dans une matrice (matrice des features) qui contient les caractéristiques de chaque image, on obtient ainsi une matrice de 156 x10
- Décomposition de la matrice en deux parties :
  - Matrice d'entraînement = 70% de la matrice des features
  - Matrice de teste = 30% de la matrice des features
- Entraîner le modèle avec des échantillons d'entraînement
- Tester le modèle avec des échantillons de teste
- Evaluer le modèle en calculant la performance et la matrice de confusion

Dans notre application l'étape d'apprentissage automatique est effectuée avec différents modèles dans le but de faire une comparaison et de choisir le modèle le plus précis et stable

Les résultats de classification ainsi que les matrices de confusion sont données dans la figure IV.4. et la figure IV.5.



FigureIV.4. : résultats de classification (représentation graphiques SVM, DT, LS-SVM, RF, KNN).

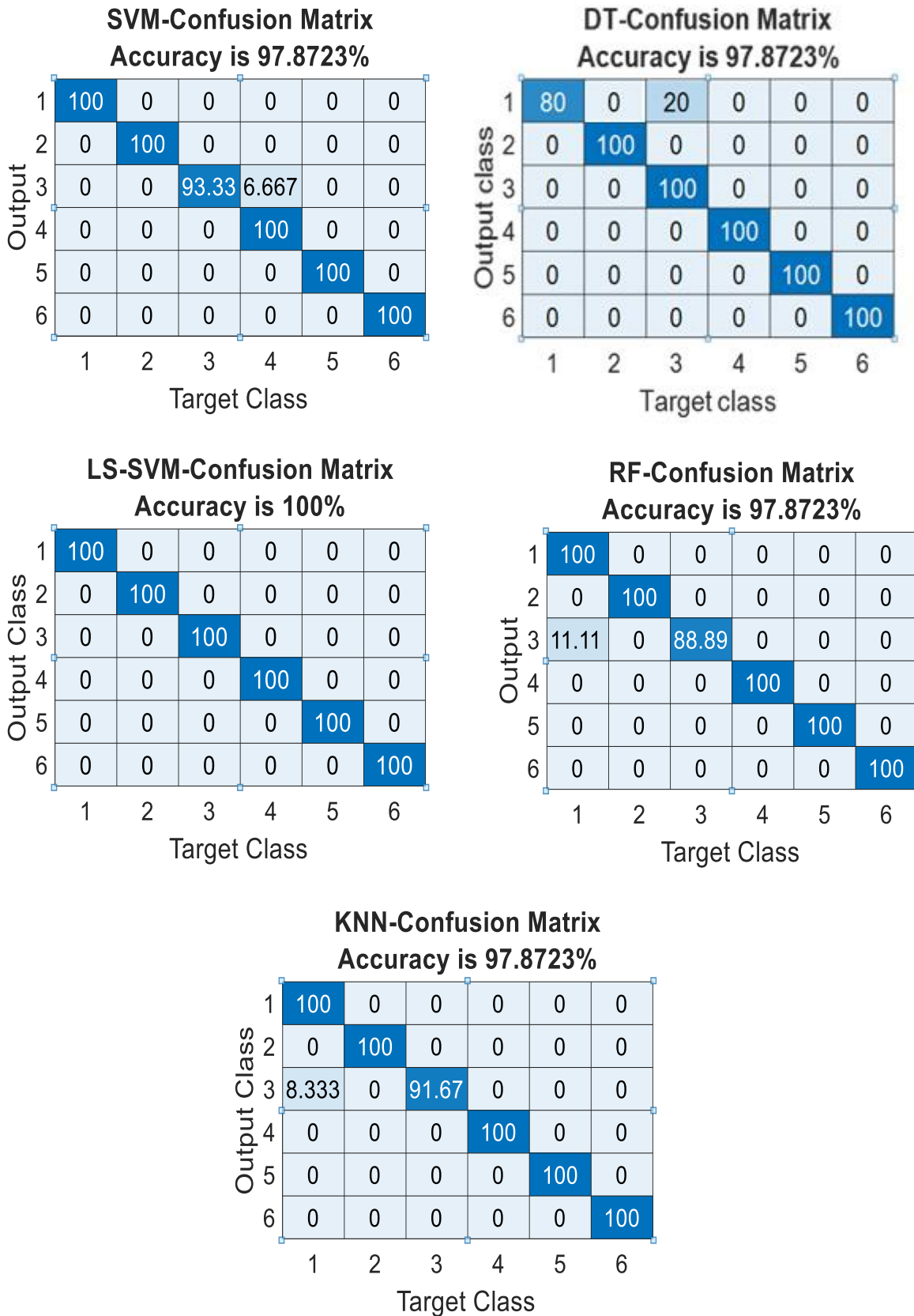


Figure IV.5. : Matrice de confusion de chaque méthode de classification (SVM, DT, LS-SVM, RF, KNN)

D'après ces deux figures on peut noter que la performance des différents modèles est en générale élevée avec une valeur d'accuracy maximale parfaite 100% qui appartient au modèle

LS-SVM.

Les autres modèles (SVM, DT, RF, KNN) ont des valeurs d'accuracy identiques égales à 97,87 %, on peut constater aussi que le mal classement était dans une seule classe pour chaque modèle.

SVM a un mal classement de 6.66% dans la classe 3 vers la classe 4, le modèle DT a mal classé un pourcentage de 20% de la classe 1 vers la classe 3, RF et KNN ont un mal classement dans la classe 3 avec un pourcentage de 11,11% et 8,33% respectivement vers la classe 1

### **IV.3. Etude de performance et de stabilité des modèles**

Selon les résultats obtenus, la classification par le modèle LS-SVM est la plus précise avec un pourcentage de 100%, mais le calcul de précision n'est pas suffisant pour faire une comparaison, il est nécessaire aussi de vérifier la stabilité du modèle.

La vérification de stabilité est faite après un ensemble d'essais (10 essais pour chaque modèle) en calculant trois valeurs statistiques :

- ✓ La valeur d'accuracy minimale
- ✓ La valeur d'accuracy maximale
- ✓ La moyenne
- ✓ L'écart-type(STD)

Les résultats obtenus sont représenté dans le tableau suivant :

Table IV.2 : comparaison entre les méthodes

	SVM	LSSVM	KNN	RF	DT
	97,872	100	100	100	93,617
	100	100	100	97,8723	100
	100	100	100	100	97,8723
	100	100	100	95,7447	97,8723
	100	100	100	100	89,3617
	100	100	97,8723	97,8723	100
	100	100	100	100	100
	100	100	100	100	100
	100	100	100	95,7447	97,8723
	100	100	97,8723	100	100
moy	99,7872	100	99,57446	98,7234	97,65956
max	100	100	100	100	100
min	97,872	100	97,8723	95,7447	89,3617
std	0,67293269	0	0,89711709	1,79419729	3,53900243

D'après le tableau précédent on peut constater que le modèle LS-SVM est parfait pour notre cas. Il est le plus précis et le plus stable car il a une valeur moyenne d'accuracy égale à 100% et un écart-type nul.

La moyenne des deux modèles SVM et KNN est presque identique, mais apparemment le modèle SVM est plus stable en vue que sa valeur d'écart-type est plus petite.

Les deux modèles RF et DT ont un manque de stabilité en comparant aux modèles précédents, car leurs valeurs d'écart-type sont plus grandes.

On peut trier les modèles selon leur stabilité comme suit : LS-SVM, SVM, KNN, RF, et enfin DT

#### IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté les étapes principales de notre méthode qui consiste à utiliser les modèles d'intelligence artificiel pour faire un diagnostic (classification des défauts d'un transformateur), on a donné aussi la représentation des résultats obtenus pour chaque modèle.

L'objectif d'utilisation de plusieurs modèles est de faire une comparaison entre eux, selon leurs précisions et leurs stabilités.

Enfin de ce chapitre on a conclu que le modèle LS-SVM est le meilleur en terme précision et de stabilité, donc Il est la mieux placé pour effectuer un diagnostic efficace pour notre transformateur

## **Conclusion général**



### Conclusion général

En présence d'un défaut au niveau des enroulements des transformateurs, le rendement totale des transformateurs diminue, ce qui affecte négativement les réseaux de distribution et aussi la production, comme nous l'avons mentionné précédemment.

La raison principale de ces défaillances est le court-circuit entre spires et afin de réduire ou d'éviter ce problème nous avons recours à un diagnostic basé sur la méthode de thermographie appuyée par un système d'intelligence artificiel, qui donne une classification aux degrés de défaut ou d'endommagement, ce qui facilite l'intervention avant le dysfonctionnement de transformateur ou l'arrêt de production.

Dans notre travail, nous avons testé quelques méthodes d'apprentissage automatique pour réaliser un diagnostic intelligent du transformateur. On a testé cinq méthodes de classification à apprentissage automatique pour effectuer la classification des défauts selon leurs degrés passant par dix essais pour chaque méthode, afin de comparer leurs précisions et stabilités. La comparaison des résultats est basée sur le calcul de la moyenne, la valeur minimal, la valeur maximale, et l'écart-type de l'accuracy.

En comparant les valeurs moyennes et l'écart-type des résultats nous avons conclu en générale que toutes les méthodes sont efficaces, mais la méthode la plus précise et la plus stable est celle de LS-SVM pour notre cas.

Néanmoins, nous espérons que notre projet bénéficiera de ce développement à l'avenir, d'autant plus que la technologie d'imagerie thermique peut ne pas être précise dans des endroits chauds comme le désert. Les nouveaux développements de l'intelligence artificielle pourraient prendre en compte ce problème

## **BIBLIOGRAPHIE**

[1] **M.BOUAKOUK ET R.HADJEBAR** « *Diagnostic des transformateurs de puissances* » Mémoire de Fin d'Etudes de MASTER ACADEMIQUE 2014.

[2] **L.Aziz , S.lyes** « *Impact du changement de l'épaisseur de la tôle magnétique sur le dimensionnement d'un transformateur triphasé 630 kVA – 30 kV/ 400 V* » Master Professionnel en Electrotechnique industrielle 2013.

[3] **Bergman**, « *SFRA- an application that creates customer value* ». Thesis Department Electrical Engineering Sweden, 2006.

[4] **Cahier de charge de la SONELGAZ** « *Doctrines de la maintenance des transformateurs*».

[5] **J.C. FRANCASTEL**. *Externalisation de la maintenance : Stratégies, méthodes et contrats*.

Edition DUNOD. 2001

[6] **C. HOHMANN**. « *Techniques de productivité. Editions d'organisation.* » 2009.

[7] **H.P. RAMELLA**. « *Maintenance des turbines à vapeur. Techniques de l'ingénieur, Référence BM4186.* 2002. »

[8] **Jérémy Laurens**, « *Mise en place d'un plan de maintenance préventive sur un site de production pharmaceutique.* »

[9] **G. DUCHEMIN**. « *Maintenance des machines et des moteurs. Techniques de l'Ingénieur, Référence BM418.* » 2006.

[10] **B. MECRIN**. « *Maintenance : concepts et définitions. Techniques de l'ingénieur ; Référence MT9030* ». 2007.

[11] **BADEREDDINE HOCINE** « *Optimisation de la maintenance préventive d'une pompe centrifuge GA -1102, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, , 23/05/2016.*

[12] **Jérémy Laurens**, « *Mise en place d'un plan de maintenance préventive sur un site de production pharmaceutique* »

[13] **A. BOULENGER**. « *Vers le zéro panne avec la maintenance conditionnelle. Editions AFNOR. Paris.* » 1988.

[14] **J.P SOURIS**. « *La maintenance source de profits. Editions d'organisation* ». 1990.

[15] **M.SALAH EDDINE** « *Etude et Maintenance des pompes centrifuges industrielles* » diplôme de MASTER.2019.

- [16] **Jean Sanchez** « *Aide au diagnostic des défauts des transformateurs de puissance* » université Grenoble alpes, 2011.
- [17] **D. Eddine C. BELKHIAT**, « *Diagnostic d'une classe de systèmes linéaires à commutations: Approche à base d'observateurs robustes* », Thèse de Doctorat, Université de Reims Champagne Ardenne, 2011.
- [18] **A.Salem**« *Diagnostic de défauts à base d'observateurs : Application à la Machine Asynchrone* » Master Académique en Automatique Option Commande des Systèmes 2012.
- [19] **P.M.Eleftherion**. « *Partial discharge XXI : Acoustic emission-based PD source location in transformers.* » *IEEE Electrical Insulation Magazine*, 11(6) :22-26, 1995.
- [20] **S. Tenbohlen, D. Uhde, J. Poittevin, H. Borsi, P. Werle, U. Sundermann, H. Matthes**. « *Enhanced diagnosis of power transformers using on-and off-line methods* »: Results, examples and future trend. 38th CIGRE session reports, 2000. Paper 12-204
- [21] **Metalbi Fethi et Bouhallab Hadj**, «*Diagnostic et localisation des défauts dans les enroulements du transformateur* », Mémoire de master, Université de Saad Dahlab de Blida, 2012.
- [22] **[www.fluke.com/fr/apprendre/blog/thermographie/cameras-infrarouges-en-premiere-ligne-pour-une-maintenance-preventive](http://www.fluke.com/fr/apprendre/blog/thermographie/cameras-infrarouges-en-premiere-ligne-pour-une-maintenance-preventive)**
- [23] **[www.ebielectric.com/fr/thermographie](http://www.ebielectric.com/fr/thermographie)**
- [24] **[www.sdec-energie.fr/la-thermographie-infrarouge](http://www.sdec-energie.fr/la-thermographie-infrarouge)**
- [25] **[www.thermoconcept-sarl.com/documents/thermographie-infrarouge/](http://www.thermoconcept-sarl.com/documents/thermographie-infrarouge/)**
- [26] **Mr. BELDI Rabah** « *Détection de points d'intérêts sur les images omnidirectionnelles* » Master recherche en électronique : 2009/2010
- [27] **TAUVY Alexandre, CARAYON Nicolas, SOISSONS Sébastien** « *EGALISATION D'HISTOGRAMME* » *Projet réalisé sous la direction du Pr Henri MAITRE*
- [28] **W. Frei and C. Chen**, « *Fast Boundary Detection: A Generalization and New Algorithm*, » *IEEE Trans. Computers*, vol. C-26, no. 10, pp. 988-998, Oct. 1977.
- [29] **J. Canny**, « *A computational approach to edge detection*, » *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, No. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.

## Bibliographie

---

- [30] **R. C. Gonzalez and R. E. Woods**, « *Digital Image Processing* ». Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2001, pp. 572-585.
- [31] **W. K. Pratt**, « *Digital Image Processing* ». New York, NY: Wiley-Interscience, 1991, pp. 491-556.
- [32] **M.Fatma, I.Feriel** « *Classification des images de mammographie.* », MASTER ACADEMIQUE en Electronique biomédicale, 2016/2017
- [33] **Boulgamh Sari nabil** « *Traitement d'images monochromes Détection de contours, Filtrage (Spatial et fréquentiel) et Segmentation par Réseaux de Neurones* » Master Spécialité Informatique Industrielle.
- [34] **M .T.Chikh** , «*Amélioration des images par un modelé de réseau de neurones (comparaison avec les filtres de base)* », université Abou-bakr belkaid tlemcen 2011
- [35] **N.Yasmina, M. Imane** « *Application des méthodes numériques de traitement d'image sous Android* » MASTER En Télécommunications Spécialité Réseaux et Télécommunications 2017-2018
- [36] **K. Aounallah**, « *les approches de segmentation d'image par coopération régions-contours* » 2010.
- [37] **Zara Islem** « *Mémoire master sous l'intitulé : L'intelligence artificielle principe*, UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA 2019.
- [38] **LOUNIS Katia, MOUSSI Dahbia** « *La Classification d'images d'insectes ravageurs en utilisant le Deep Learning* » master en informatique en Systèmes Informatiques
- [39] **D.Hammoud.** « *Apprentissage Automatique dans un Agent. constantine : université Mentouri Constantine, 2014. Thèse de Doctorat.*
- [40] **HOUAZENE Sabrina et MANSOUR Souad** « *detection des scrpts publiicitaires a base d'apprentissage automatique profond* » Master en Informatique 2019.
- [41] **DY.Moualek.** « *Deep Learning pour la classification des images* », Tlemcen : Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, 2016/2017. Mémoire de fin d'étude.
- [42] **Antoine Main** « *Mesure de l'importance de variables à partir de forêt aléatoire : Applications à la génétique* » Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de maîtrise ès sciences

## Bibliographie

---

[43] **Haifeng Wang Dejin** « *Comparaison de SVM et LS-SVM pour la régression* » *Hu École de génie mécanique et énergétique Université Jiao Tong de Shanghai Shanghai 200030*

[45] **MALEK Slimane** « *Identification des paramètres matériels des structures par approches inverses.* » *Du Diplôme de Master Académique en Génie Mécanique a 2013.*

[46] **Najafi, Mohamad; Baleghi, Yasser; Mirimani, Seyyed Mehdi**, « *Thermal image of equipment (Induction Motor)* », *Mendeley Data, V1, 2020. doi: 10.17632/m4sbt8hbvk.1.*