



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
et Populaire
وزارة التعليم
République Algérienne Démocratique
العلمي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique

جامعة وهران 2 □ بن أحمد
Université d'Oran 2 Mohamed

معهد الصيانة و الأمن الصناعي
Institut de Maintenance et de Sécurité Industrielle

Département de Maintenance en Instrumentation MÉMOIRE

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Génie Industriel
Spécialité : Génie Industriel

Thème

L'imagerie thermique au service de l'industrie et de la
maintenance préventive

Présenté et soutenu publiquement par :

BELKHIR Bochra
BOULENOUAR Kenza

Devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement	Qualité
AOUIMER Yamna	MAA	IMSI-Univ. D'Oran2	Président
BELKHODJA Leila	MCB	IMSI-Univ. D'Oran2	Encadreur
ADDA NEGGAZ Samir	MCA	IMSI-Univ. D'Oran2	Examineur

2023/2024

Résumé

L'imagerie thermique est devenue un outil indispensable dans l'industrie et la maintenance préventive en raison de sa capacité à détecter les variations de température invisibles à l'œil nu. Ce mémoire explore en profondeur les différentes techniques non supervisées de segmentation d'images à travers des algorithmes de traitement d'images appelées k-means, fcm, pfcM afin de détecter les zones les plus chaudes. Nous avons testé ces méthodes sur différentes images non invasif prélevées de l'entreprise Sonatrach à Hassi-Rmel.

Mots clés : Maintenance préventive, Image Thermique, clustering, kmeans, fcm, pfcM.

ملخص

التصوير الحراري أصبح أداة لا غنى عنها في الصناعة والصيانة الوقائية بسبب قدرته على اكتشاف التغيرات في درجة الحرارة التي لا يمكن رؤيتها بالعين المجردة. يستكشف هذا البحث بعمق مختلف التقنيات غير المراقبة لتقسيم الصور من خلال خوارزميات معالجة الصور المسماة k-means و fcm و pfcM لاكتشاف أماكن الحرارة الأعلى. لقد اختبرنا هذه الطرق على صور غير متداخلة مختلفة تم أخذها من شركة Sonatrach في حاسي رمل. **الكلمات المفتاحية:** الصيانة الوقائية تقسيم الصورة الحرارية

Abstract

Thermal imaging has become an indispensable tool in industry and preventive maintenance due to its ability to detect temperature variations invisible to the naked eye. This dissertation explores in-depth various unsupervised image segmentation techniques through image processing algorithms called k-means, fcm, pfcM to detect the hottest areas. We tested these methods on various non-invasive images taken from Sonatrach Company in Hassi-Rmel.

Keywords: Preventive maintenance, clustering, Thermal Image, k-means, fcm, pfcM.

Remerciements

Tout d'abord, nous remercions "Allah" le tout puissant de nous avoir donné le courage, la volonté et la patience, la sante et la créativité

Nous tenons à exprimer nos profondes gratitudee et nos sincères remerciements à notre encadrante « Dr. BELKHODJA LEILA » pour la haute qualité de son encadrement, son suivi, sa disponibilité et ses conseils. Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements aux membres du jury, au Pr. « Mr. ADDA NEGGAZ » et « Mme AOUIMER » de nous avoir fait l'honneur par leurs présences et d'avoir porté intérêt à ce travail.

Nos remerciements s'étendent également aux professeurs et enseignants de l'IMSI-Oran ainsi que ceux du département de Maintenance en Instrumentation

'Nous adressons nos sincères remerciements à l'ingénieur de développement «Oubelaid Younes » qui a contribué au succès de ce mémoire par son aide et son soutien et ses conseils qui ont été très précieux.

Un grand merci pour nos familles, pour leur soutien permanent, leur présence et leur encouragement.

Enfin nous remercions tous ceux qui ont contribué de loin ou de près à la réalisation de ce travail

Dédicace

*Je dédie ce modeste mémoire qui est le fruit de nombreuses années d'étude et
de*

*Travail, tout en exprimant ma profonde gratitude et sympathie à toutes les
personnes qui ont participé de près et de loin pour mener à bien ce projet et
plus particulièrement :*

*A mon père « Abdelkader » qui m'a toujours épaulé, qui peut être fier de trouver ici le
résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie.*

*Puisse dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit. Merci pour les
valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de toi.*

*A ma mère « Karima », qui a œuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien tous
les sacrifices consentis et ses précieux conseils pour toute son assistance et sa présence
dans ma vie.*

*A ma plus adorable sœur « Hind » que j'aime sans limites,
mon frère « Abdelnour » et A ma tante « Hadjira », A ma sœur
« Rania » mes chères amies « Amel », « Imane » et « Wissal ».*

*A ma chère binôme « Bochra », ma meilleure amie avec laquelle que j'ai partagé tous mes années
d'étude.*

A tous mes ami(e)s avec lesquels que j'ai partagé les bons moments.

A tous ceux qui m'ont aidé de loin ou de près.

Boulenouar kenza

Dédicace

Je dédie ce modeste mémoire qui est le fruit de nombreuses années d'étude et de Travail, tout en exprimant ma profonde gratitude et sympathie à toutes les personnes qui ont participé de près et de loin pour mener à bien ce projet et plus particulièrement :

A mon père « Slimane » qui m'a toujours épaulé, qui peut être fier de trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie.

Puisse dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit. Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de toi.

A ma mère « Saliha », qui a œuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils pour toute son assistance et sa présence dans ma vie.

A mes adorables frères « Amin » et « Youcef » Qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité, qu'Allah vous protège

A ma meilleure amie « Djihene » que j'aime sans limites,

Mes chères amies « Wissal », « Amel » et « Imane » en souvenir de notre sincère et profonde amitié et les moments agréables que nous avons passés ensemble.

A ma chère binôme « Kenza », ma meilleure amie avec laquelle que j'ai partagé tous mes années d'étude.

A tous mes ami(e)s avec lesquels que j'ai partagé les bons moments.

A tous ceux qui m'ont aidé de loin ou de près.

Belkhir Bochra

Listes des acronymes

IR : infrarouge.

TIR : thermographie infrarouge.

FPA : Matrice de Plan Focal.

MWIR : Infrarouge Moyen.

LWIR : Infrarouge Long.

FOV : Champ de Vision.

CVC : Coefficient de Variation des Coûts.

DPM : Marquage Direct de Pièces.

OCR : Reconnaissance Optique de Caractères.

OCV : Vérification Optique de Caractères.

CCD : (charge-coupled device) dispositif à transfert de charges.

(DTC) : dispositif à transfert de charges.

CMOS : Complementary Metal-Oxide-Semiconductor.

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique.

RVB : rouge, vert, bleu.

CMJN : Le cyan, le magenta, le jaune et le noir.

TSL : Saturation et Luminosité Teinte.

K : nombre de classes.

FCM :fuzzy c means .

PFCM : Possibilistic Fuzzy C-Means

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1 : Sir William Herschel 1738-1822	2
Figure I.2 : Spectre infrarouge	3
Figure I.3 : caméra thermique	6
Figure I.4 : caméra thermique refroidie	7
Figure I.5 : caméra thermique bolométrique non refroidie	8
Figure I.6 : Détecteur bolométrique Teledyne FLIR	8
Figure I.7 : observation d'une scène thermique à grande vitesse	9
Figure I.8 : différence de résolution spatiale	10
Figure I.9 : différence de sensibilité	10
Figure I.10 : image thermique d'une pièce monnaie	11
Figure I.11 : utilisation d'un filtre spatial	12
Figure I.12 : utilisation d'un filtre spatial 2ème étude	13
Figure I.13 : Image normale (à gauche) et thermique (à droite)	15

Chapitre II

Figure II.1 : les composants de l'œil humain	17
Figure II.2 : Sturcture d'un système de vision	20
Figure II.3 Illustration de détection d'anomalies ou de défauts fonctionnels sur des produits fabriqués	24
Figure II.4 : Exemples d'images utilisées dans le guidage	25
Figure II.5 : Mesures de précision : Applications avec une tolérance de $\pm 0,0254$ mm.	26
Figure II.7 : Détection de défaut	27
Figure II.8 : Intégration robotique guidée par la vision artificielle	27
Figure II.9 : contrôle et bilan thermique et maintenance industrielle préventive par la thermographie	29

Chapitre III

Figure III.1 : Image pixel	33
Figure III.2 : Image numérique sans bruit et avec bruit respectivement	34
Figure III.3 : Contour d'une image	35
Figure III.4 : Image avec histogramme	36
Figure III.5 : Image binaire	37
Figure III.6 : Image en niveau de gris	37
Figure III.7 : Image couleur	38
Figure III.8 : Exemple de segmentation d'image	40
Figure III.9 : Classification à base de k-means	42
Figure III.10 : Exemple d'initialisation du k-means avec trois clusters	42

Figure III.11 : Mise à jour des centres après une itération de k-means	43
Figure III.12 : Exemple de clusters finaux obtenus avec k-means	43

Chapitre IV

Figure IV .1 : Exemples d'images utilisées	47
Figure IV .2 : interface Matlab	48
Figure IV.3 : (a), (b) l'interface du Google Colab.....	49
Figure IV .4 : Organigramme du déroulement du processus du clustering (Kmeans)	50
Figure IV .5 : Résultats de K-means avec trois segments K=3 (noir et blanc).....	54
Figure IV .6 : Résultats de k-means avec k=5	55
Figure IV .7 : Résultats de k-means avec k =10	55
Figure IV.8 : le segment 5 de la zone en surchauffe.....	56
Figure IV.9 : (a), (b) les contours de la zone surchauffée.....	56
Figure IV.10 : Reste des segments (k=10).....	57
Figure IV.11 : chargement d'image « cassette.jpg » sous Matlab... ..	58
Figure IV.12 : Décomposition d'image en trois segments K=3 (noir et blanc).....	59
Figure IV.13 : résultats pour K= 5.....	59
Figure IV.14 : Résultats pour K= 10	60
Figure IV.15 : image original chargé sous colab	61
Figure IV .16 : L'image segmentée pour c=3	63
Figure IV .17 : L'image segmentée pour c=5	63
Figure IV.18 : l'image segmentée pour c=10	64
Figure IV.19 : les segments 1, 3, 4 (PFCM).....	65
Figure IV.20 : les segments 5, 6, 7, 8, 9, 10 (PFCM).....	65
Figure IV.21 : segment de la zone surchauffé (segment 2) pour c=10(PFCM).....	66
Figure IV.22 : Image thermique du transformateur	66
Figure IV.23 : les segments du FCM de la zone surchauffée pour k=3, k=5, k=10.....	67
Figure IV .24 : les segments du PFCM de la zone surchauffée pour c=3, c=5 c=10	67
Figure IV.25 : les segments du transformateur avec Kmeans pour k=3, k=5, k=10	67
Figure IV.26 : image thermique d'un disjoncteur.....	68
Figure IV.27 : les segments du disjoncteur avec FCM pour k=3, k=5, k=10.....	68
Figure IV .28 : les segments du disjoncteur avec PFCM pour c=3, c=5, c=10	69
Figure IV .29 : les segments du disjoncteur avec kmeans	69
Figure IV.30 : Segments de la zone en surchauffe issus du PFCM et du FCM (15 classes)....	70

Liste des Tableaux

Table I.1 : Les diverses applications de la thermographie	4
Table II. 1 : Les catégories d'éclairage	24
Table II.2 : Les longueurs d'ondes de couleurs	25

TABLE DES MATIERES

Résumé.....	I
Remerciements.....	II
Dédicace.....	III
Listes des acronymes et symboles.....	IV
listes des figures.....	V
listes des tableaux.....	VI
Introduction générale.....	1

Chapitre I : La thermographie infrarouge

I.1 Introduction.....	2
I.2 Historique de la thermographie.....	2
I.3 Définition de la thermographie.....	3
I.4 Les applications et l'utilisation de la thermographie infrarouge en industrie.....	4
I.5 Caméra thermique.....	6
I.5.1 Types de caméras thermiques.....	7
I.5.2 Caméras refroidies VS caméras bolométrique.....	9
I.5.3 Choix de la caméra thermique.....	13
I.6 Imagerie thermique.....	14
I.6.1 Qu'est-ce que l'imagerie thermique.....	14
I.6.2 Interprétation de l'image thermique.....	14
I.6.3 Formation de l'image thermique.....	15
I.7 Conclusion.....	16

Chapitre II : La vision industrielle

II.1 Introduction.....	17
II.2 Vision artificielle bio-inspirée.....	17
II.3 Découvrir la vision industrielle.....	18
II.3.1 Historique de la vision.....	18
II.3.2 Définition.....	19
II.3.3 Les éléments d'un système de vision industrielle.....	20
II.3.3.1 Capteurs et caméras.....	20
II.3.3.2 L'optique.....	21
II.3.3.3 L'éclairage.....	21
II.3.3.4 Traitement de la vision.....	23
II.4 Applications de la vision industrielle.....	24
II.4.1 Contrôle qualité et inspection des produits.....	24
II.4.2 Guidage robotique et automatisation des tâches.....	24

II.4.3	identification	25
II.4.4	Mesure	26
II.4.5	Détection des défauts et contrôle qualité	26
II.4.6	Robotique.....	27
II.4.7	Classement et sélection des produits	27
II.4.8	Surveillance et maintenance préventive	28
II.4.9	Reconnaissance faciale et biométrique	28
II.4.10	Sécurité et vigilance.....	28
II.5	Vision thermique	28
II.6.	Les avantages et les inconvénients de la vision industrielle	29
II.6.1	Les avantages.....	29
II.6.2	Les inconvénients	30
II.7.	conclusion.....	30

Chapitre III : Traitement d'image

III.1	Introduction	31
III.2	Historique	31
III.3	Qu'est-ce qu'une image	32
III.4	Les Caractéristique d'une image	33
III.4.1	Pixel.....	33
III.4.2	Dimension	33
III.4.3	La luminance	34
III.4.4	Le bruit	34
III.4.5	Intensité	34
III.4.6	Résolution.....	35
III.4.7	Voisinages	35
III.4.8	Contour et textures	35
III.4.9	Histogramme	35
III.4.10	Le contraste	36
III.5	Les type d'image	36
III.5.1	Images Noir et Blanc (monochromes).....	36
III.5.1.1	Images binaires.....	36
III.5.1.2	Images en niveaux de gris	37
III.5.2	Images en couleurs.	38
III.6	Traitement numérique des images.....	38
III.6.1	Prétraitement	39
III.6.2	La segmentation d'image	39
III.6.3	Interprétation.	40
III.6.3.1	Classification supervisée	40
III.6.3.2	Classification non supervisée	40
III.7	Conclusion.	45

Chapitre IV:

IV.	Introduction	46
IV.1.	Problématique.....	46

IV.2. Solutions proposées.....	46
IV.3. Source des images utilisées.....	47
IV.4 Environnement de programmation.....	48
IV.4.1. Matlab	48
IV.4.2. python	48
IV.4.3. Google Colab	49
IV.5. Conception algorithmique proposée.....	50
IV.5.1. Algorithme K-means	50
IV.5.2. Algorithme Fuzzy C Means	51
IV.5.3. Algorithme Possibilistic Fuzzy C Means.....	51
IV.6. Résultats pratique.....	53
IV.6.1. Application du K.-means sur une image thermique.....	53
IV.6.2. Application du fuzzy Cmeans sur une image thermique.....	57
IV.6.3. Application du Possibilistic Fuzzy Cmeans.....	61
IV.7. Autres résultats.....	66
IV.8. Etude comparative.....	69
IV.9. conclusion... ..	70
Conclusion générale... ..	72
Annexe A.....	

Introduction générale

INTRODUCTION GENERALE

Au cours de l'évolution industrielle, les humains ont dû transcender leur propre nature pour satisfaire leurs besoins. Au départ, ils utilisaient leurs sens (vue, odorat, etc.) comme moyen d'acquérir les informations nécessaires pour assurer le bon déroulement et la sécurité de multiples tâches, même s'il s'agissait en réalité d'un acte de laisser guider et orienter son intuition. C'est un signe de compréhension de certaines sensibilités, mais cela ne fonctionne pas toujours : on peut identifier la chaleur avec nos sens naturels, mais on ne peut ni évaluer ni estimer la probabilité du danger qu'elle représente.

En d'autres termes, une personne doit voir ce qu'elle ne peut pas voir, c'est pourquoi la caméra remplace les yeux, c'est une application visuelle qui utilise le système visuel pour fournir un support d'information pour un traitement correct selon les besoins de l'industrie. Un simple appareil photo est loin de répondre à cette exigence. Au fil du temps, un autre type de caméra a été découvert, appelé caméra « thermique ». Une caméra thermique est une caméra qui capture le rayonnement dans le spectre infrarouge.

Dans le cas des installations électriques, le flux de chaleur émis est difficile à évaluer, et il est souvent difficile d'atteindre certaines parties de l'installation, rendant impossible un diagnostic visuel.

La thermographie infrarouge résout ce problème ; c'est un outil de maintenance préventive efficace dans les environnements industriels, permettant d'éliminer toutes les causes de panne du système et de dégradation de tous les équipements.

Notre objectif est d'analyser et de repérer les zones défaillantes dans les instruments industriels, sur une image thermique, en utilisant les algorithmes "k-means", "fuzzy c-means" et "fuzzy possibilistic c-means", qui sont des algorithmes de classification et de segmentation des images couleurs, Une étude comparative entre ces algorithmes sera aussi effectuée.

Nous organisons notre mémoire comme suit :

- Dans le premier chapitre nous discutons profondément de tous Ce qui concerne la thermographie infrarouge.
- Dans le deuxième chapitre chapitre introduisons les concepts généraux sur la vision industrielle.
- Dans le troisième nous donnons un aperçu sur le traitement d'image en général
- Dans le quatrième chapitre nous détaillerons la démarche entreprise pour classifier l'image thermique.
- Nous finirons par donner une conclusion et des perspectives .

Chapitre I

La thermographie infrarouge

I. La thermographie infrarouge

I.1 Introduction

La thermographie, également connue sous le nom d'imagerie thermique, est une technologie d'imagerie avancée qui permet de visualiser et de mesurer les variations de température à la surface des objets ou des scènes. Cette méthode repose sur la détection du rayonnement infrarouge (IR) émis par les objets en fonction de leur température. L'intensité de ce rayonnement est ensuite convertie en une image visible à l'aide d'une caméra thermique spéciale. L'imagerie thermique trouve des applications dans divers domaines, Elle permet notamment de détecter les fuites de chaleur, d'inspecter les installations électriques, de diagnostiquer les problèmes mécaniques, de localiser les personnes ou les animaux dans l'obscurité, et même d'analyser les modèles de circulation sanguine dans le corps humain.

I.2 Historique de la thermographie

La thermographie infrarouge doit son origine à Sir William Herschel (1738-1822). Cet astronome anglais d'origine allemande, en 1800, s'intéressait à la chaleur apportée par la lumière et eut la curiosité de regarder si chaque couleur apportait la même chaleur. À l'aide d'un prisme optique, il décomposa la lumière blanche du soleil et l'appliqua sur un thermomètre dont le réservoir avait été noirci. Il constata que les températures augmentaient continuellement du violet au rouge en passant par les autres couleurs de l'arc-en-ciel. La couleur rouge était la couleur la plus chaude, il découvrit qu'à côté de celle-ci, dans une zone au-delà du rouge, il existait une zone plus chaude que toutes les autres. Ne pouvant la percevoir, il décida de la nommer infrarouge (du latin infra : « plus bas » donc en-dessous du rouge).

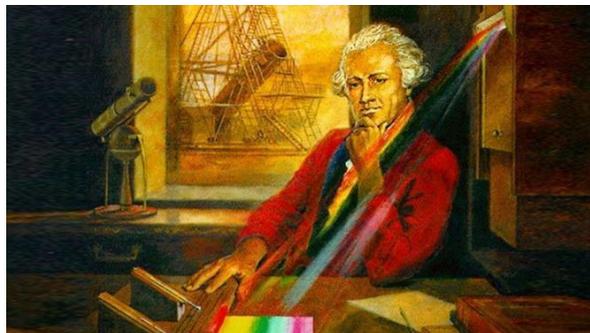


Figure I.1: Sir William Herschel 1738-1822

Ce fut la première expérience démontrant que la chaleur pouvait se transmettre sans rayonnement visible. Il faudra attendre la seconde moitié du 19^{ème} siècle, avec notamment le développement de capteurs infrarouges, pour que les mesures de longueur d'onde se développent, et que soit définie la bande de fréquences du rayonnement infrarouge.

Le mot « thermographie » vient du grec « thermos » signifiant « chaud » et « graphein » signifiant « peindre, dessiner, écrire » donc littéralement : écriture de la chaleur.

I.3 Définition de la thermographie

Selon la norme française A 09-400 la thermographie infrarouge est définie comme une « Technique permettant d'obtenir au moyen d'un appareillage approprié l'image thermique d'une scène thermique dans un domaine spectral de l'infrarouge ». [CND18]

La thermographie, abrégée TIR, est la science de l'acquisition et de l'analyse d'informations thermiques à l'aide de dispositifs d'imagerie thermique à distance utilisant les propriétés de la lumière infrarouge. La carte thermique (rayonnements ou températures) obtenue par cette Méthode s'appelle un thermogramme. Ce dernier est un instantané mesurable d'un phénomène thermique statique ou dynamique.

L'instrument de mesure est une caméra infrarouge dite aussi camera thermographique ou thermique, caméra de mesure infrarouge ou analyseur thermique.

La thermographie infrarouge, utilise le fait que chaque corps émet, à une température au-dessus du zéro absolu ($-273,15\text{ }^{\circ}\text{C}$), un rayonnement électromagnétique.

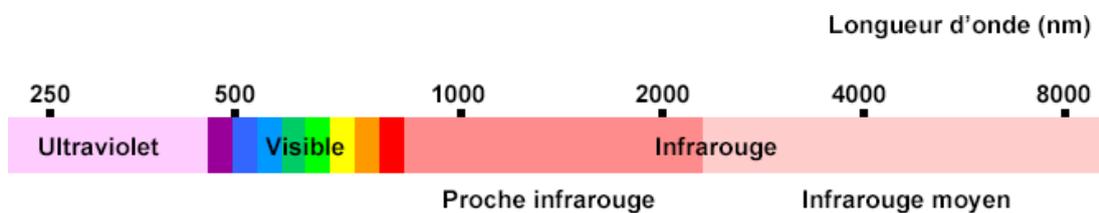


Figure I.2 : Spectre infrarouge.

L'infrarouge est une onde électromagnétique de fréquence inférieure à celle de la lumière visible : le rouge (figure 1.2). La longueur d'onde des infrarouges est comprise entre le domaine

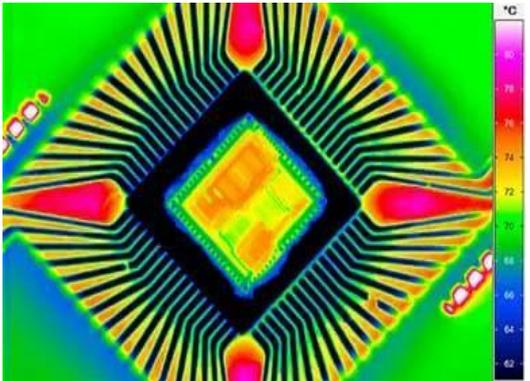
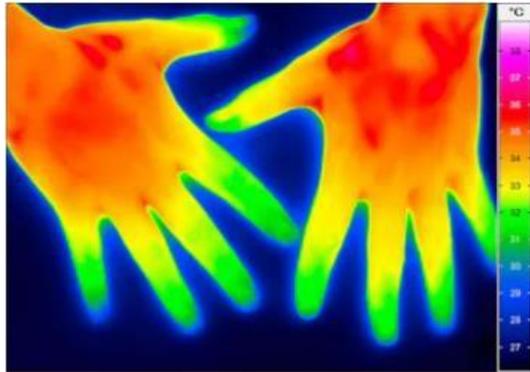
visible ($\approx 0,7 \mu\text{m}$) et le domaine des micro-ondes ($\approx 1 \text{ mm}$). Dans la pratique, en thermographie infrarouge on observe majoritairement le rayonnement émis entre 2 et 5 μm (Infrarouge moyen ou ondes courtes) mais aussi entre 8 et 13 μm (Infrarouge lointain ou ondes longues).

Ces plages de longueur d'ondes peuvent cependant varier selon les domaines d'applications, sans qu'elles s'éloignent significativement des valeurs références. [SDA24]

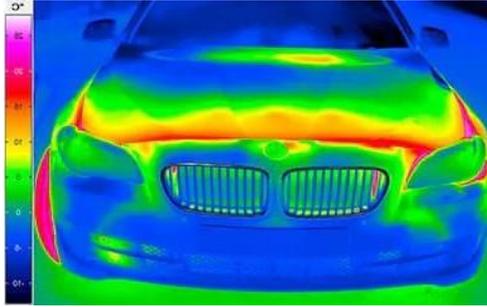
I.4 Les applications et l'utilisation de la thermographie infrarouge en Industrie

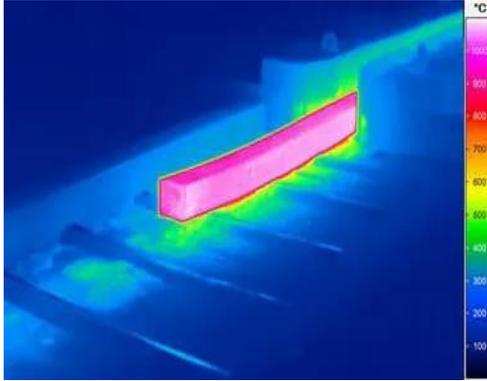
Les applications et l'utilisation de la thermographie infrarouge sont nombreuses et voici quelques exemples : [SDA24]

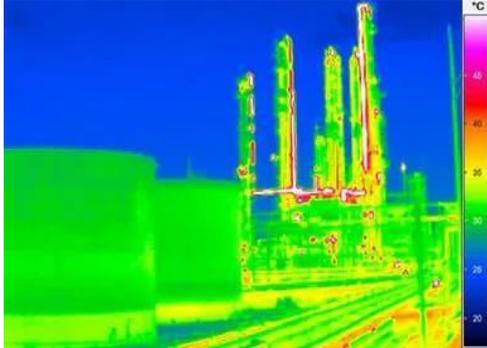
Tableau I.1 : Les diverses applications de la thermographie.

<ul style="list-style-type: none"> • Électronique/Électrotechnique <p>Pour mesurer le champ de température des plus petits composants électroniques au moyen d'une caméra thermique.</p>	 <p>A thermal image of a microchip. The chip is the central diamond-shaped area, showing a color gradient from blue (cooler) to red (warmer). The connections and pads around the chip are also visible, with some showing higher temperatures. A color scale on the right indicates temperatures from 62°C to 78°C.</p>
<ul style="list-style-type: none"> • Medicine <p>Diagnostiquez efficacement et très sûrement diverses pathologies au moyen des mesures de thermographie d'une caméra thermique.</p>	 <p>A thermal image of two hands. The hands are shown in a color gradient from blue (cooler) to red (warmer). The fingers and palms are clearly visible. A color scale on the right indicates temperatures from 27°C to 39°C.</p>

<ul style="list-style-type: none"> • Agriculture <p>Les systèmes thermographiques ont un large éventail d'applications dans l'agriculture. Que ce soit dans la production de cultures, la recherche sur les plantes ou l'élevage d'animaux.</p>	
---	--

<ul style="list-style-type: none"> • Industrie automobile <p>Grâce à la thermographie, assurez un haut niveau de qualité des produits dans la production et chez les fournisseurs.</p>	
--	--

<ul style="list-style-type: none"> • Industrie des métaux <p>Diminuez efficacement la consommation d'énergie de vos procédés métallurgiques au moyen d'une caméra thermique.</p>	
--	--

<ul style="list-style-type: none"> • Industrie chimique <p>Contrôlez la chaleur de traitement réactive de manière ciblée et imagée au moyen d'une caméra thermique d'Infra Tec.</p>	
---	--

I.5 Caméra thermique

L'imagerie infrarouge utilise une caméra spéciale capable de convertir le rayonnement infrarouge en une image visuelle représentant les variations de température à la surface des objets ou des scènes observées.

Les composants principaux d'une telle caméra comprennent une lentille, un détecteur sous forme de réseau de plan focal (FPA), parfois un dispositif de refroidissement pour le détecteur et l'électronique associée, ainsi que des logiciels pour le traitement et l'affichage des images. Comme la plupart des détecteurs ont une sensibilité limitée à une plage spécifique du spectre infrarouge, généralement entre 0,9 et 14 μm , le choix d'une caméra infrarouge dépend des besoins de visualisation de l'utilisateur. Outre la plage spectrale, les autres caractéristiques importantes des détecteurs incluent leur sensibilité, la facilité de fabrication d'une matrice de plan focal avec des pixels de taille micrométrique et le niveau de refroidissement nécessaire, le cas échéant. Fondamentalement, il existe deux fenêtres d'observation infrarouge : les ondes moyennes, entre 1 et 5 μm , et les ondes longues, entre 8 et 14 μm . Il existe divers types de détecteurs et de caméras répondant à ces critères. [TCS24]



Figure I.3 : caméra thermique.

I.5.1 Types de caméras thermiques

a) Caméra thermique refroidie

Les caméras thermiques refroidies dernière génération sont équipées de détecteurs d'imagerie intégrés avec des réfrigérateurs cryogéniques. Il s'agit d'équipements qui diminuent la température du détecteur jusqu'à ce qu'il soit refroidi. Afin de diminuer le bruit thermique inférieur au signal d'imagerie de la scène, il est essentiel de diminuer la température du détecteur.

Les caméras thermiques refroidies sont les plus sensibles en ce qui concerne la détection des différences de température les plus petites entre les objets. Ils opèrent dans le spectre infrarouge à ondes moyennes (MWIR) et infrarouge à ondes longues (LWIR), où la sensibilité thermique est plus élevée sur le plan physique. La sensibilité thermique désigne la variation du signal par rapport à la variation de la température cible. Plus la sensibilité thermique est élevée, plus il est facile de détecter les scènes où la température cible ne diffère pas beaucoup de l'arrière-plan. [QHT22]

Les caractéristiques typiques des caméras refroidies sont :

- Sensibilité très faible (défectivité) $< 20\text{mK}$.
- Temps de réponse très rapide (environ $1\mu\text{s}$).
- Fréquence d'acquisition élevée (jusqu'à plusieurs kHz).
- Possibilité de déclencher précisément le capteur.



Figure I.4 : caméra thermique refroidie.

b) Caméra thermique bolométrique non refroidie

Une caméra d'imagerie thermique non refroidie est une caméra d'imagerie thermique infrarouge dans laquelle le détecteur d'imagerie ne nécessite pas de refroidissement cryogénique. Les conceptions de détecteurs courantes sont basées sur des détecteurs pyroélectriques, qui sont de petites résistances à l'oxyde de vanadium avec un grand coefficient de mesure de température, une grande surface, une faible capacité thermique et une bonne isolation thermique. Les changements de température de la scène entraîneront une modification de la température du

détecteur infrarouge, qui sera convertie en signaux électriques et traitée pour produire des images. [QHT22]



Figure I.5 : caméra thermique bolométrique non refroidie.

Dans la bande infrarouge à ondes longues (LWIR), les détecteurs non refroidis sont employés pour détecter les cibles dont les températures au sol sont similaires, ce qui entraîne une émission de chaleur infrarouge majeure. Les détecteurs non refroidis, contrairement aux détecteurs réfrigérés, requièrent moins de étapes de fabrication, offrent des rendements plus élevés et un coût d'emballage sous vide plus bas. De plus, les caméras thermiques non refroidies ne requièrent pas d'équipement de réfrigération cryogénique extrêmement onéreux. Dans des conditions de fonctionnement similaires, les caméras thermiques non refroidies ont moins de composants mobiles et ont tendance à avoir une durée de vie plus longue que les caméras thermiques refroidies. [QHT22]

Les principales caractéristiques des microbolomètres sont :

- Une faible sensibilité (défectivité) inférieure à 50mK.
- Une courbe de réponse large.
- Un temps de réponse lent (environ 12 ms).
- Fréquence d'acquisition faible (60 Hz en plein format).



Figure I.6 : Détecteur bolométrique Teledyne FLIR

I.5.2 Caméras refroidies VS caméras bolométrique

a) Selon la vitesse

La production d'images par les caméras thermiques refroidies est plus rapide que celle des caméras thermiques non refroidies. Les temps d'exposition de l'imagerie thermique à grande vitesse peuvent atteindre quelques microsecondes, stopper le mouvement apparent des scènes dynamiques et capturer des fréquences d'images de plus de 62 000 images par seconde. Les utilisations comprennent l'étude thermique et dynamique des aubes de turbine de moteur à réaction, l'examen des pneus ou des airbags automobiles, les projectiles supersoniques et les explosions.

Les caméras refroidies thermiquement sont très réactives et exploitent pleinement l'obturateur global. Cela implique qu'ils ont la capacité de lire tous les pixels en même temps, plutôt que de les lire ligne par ligne comme les caméras non refroidies, ce qui permet aux caméras refroidies de capturer des images nettes et de mesurer la température des objets en mouvement.

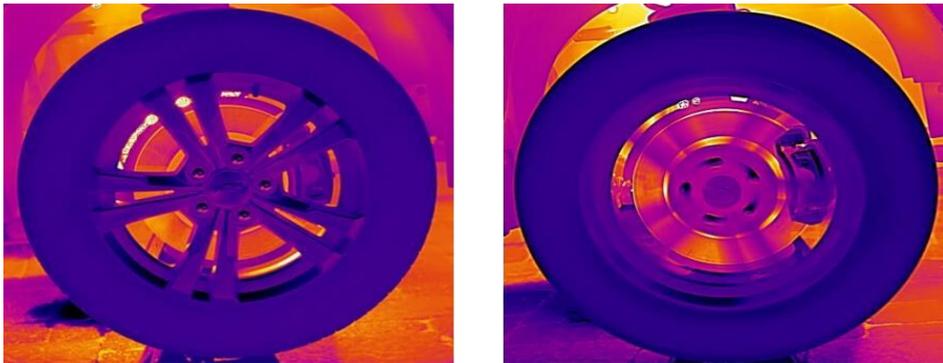


Figure I.7 : observation d'une scène thermique à grande vitesse.

Images obtenues à gauche avec une caméra thermique refroidie, à droite avec une caméra thermique non refroidie.

b) - Selon la résolution spatiale

Les images thermiques ci-dessous comparent le grossissement rapproché réalisable avec des systèmes d'imagerie thermique refroidis et non refroidis. L'image infrarouge de gauche a été prise avec une configuration combinée avec un objectif à focale proche 4x et une caméra thermique refroidie avec un pas de pixel de 13 μm , avec une taille de spot de 3,5 μm . L'image infrarouge de droite a été prise avec une configuration combinée avec un objectif à focale proche 1x et un imageur thermique non refroidi avec un pas de pixel de 25 μm , avec une taille de spot de 25 μm .

En raison des longueurs d'onde infrarouges de détection plus courtes, les caméras thermiques refroidies ont généralement des capacités de grossissement plus fortes que les caméras thermiques non refroidies. Étant donné que les caméras thermiques refroidies sont plus sensibles, des objectifs avec plus d'optiques ou des éléments plus épais peuvent être utilisés sans dégrader le rapport signal sur bruit, ce qui améliore ses performances de grossissement.

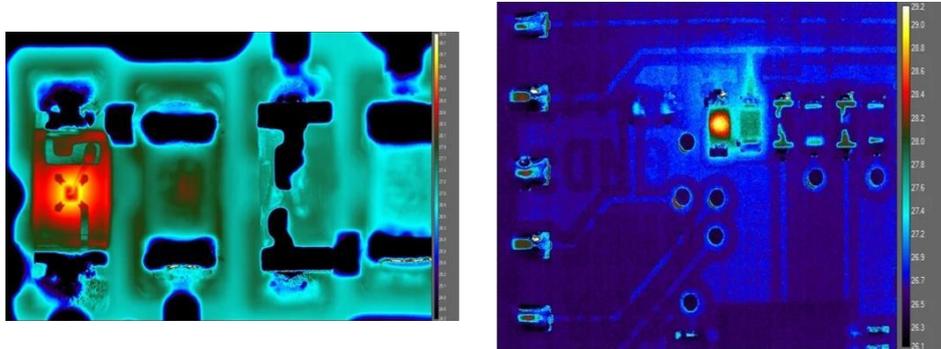


Figure I.8 : différence de résolution spatiale

Images obtenues à gauche avec une caméra thermique refroidie, à droite avec une caméra thermique non refroidie

c) Selon la sensibilité

L'avantage d'une sensibilité améliorée dans les caméras thermiques refroidies n'est souvent pas immédiatement apparent. Pour comparer les avantages de la sensibilité, nous avons effectué une expérience de sensibilité rapide. Nous avons créé une image thermique de l'empreinte de la main en appuyant nos mains contre le mur pendant quelques secondes à des fins de comparaison [QHT22].

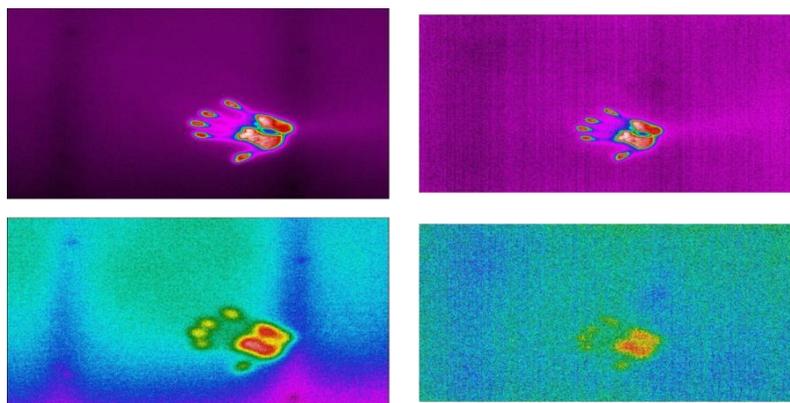


Figure I.9 : différence de sensibilité.

Images obtenues à gauche avec une caméra thermique refroidie de sensibilité 20 mK, à droite avec une caméra thermique non refroidie de sensibilité 50 mK. En haut images prises à T0, en bas images prises à T0+2min

- **La comparaison**

Les deux premières images montrent l'empreinte de la main au moment où la main est retirée. La deuxième série d'images montre la signature thermique de l'empreinte de la main après deux minutes. La caméra thermique refroidie peut toujours capturer la plupart des caractéristiques thermiques de l'empreinte digitale, tandis que la caméra thermique non refroidie ne peut capturer que certaines de ses caractéristiques thermiques. De toute évidence, les caméras thermiques refroidies peuvent détecter des différences de température plus fines que les caméras thermiques non refroidies, et la durée de détection est plus longue. Par conséquent, les caméras thermiques refroidies montrent plus clairement les détails de l'objet mesuré et peuvent vous aider à détecter les plus petites anomalies thermiques.

d) Selon synchronisation

La caméra est parfaite pour les applications à grande vitesse et sensibles à la chaleur grâce à sa synchronisation et à son déclenchement précis. Les caméras thermiques refroidies, qui fonctionnent en mode instantané, ont la capacité de capturer tous les pixels en activité thermique en même temps. Cela revêt une importance capitale lorsqu'il s'agit de surveiller des objets en mouvement rapide, et les caméras thermiques non refroidies classiques altèrent l'image.

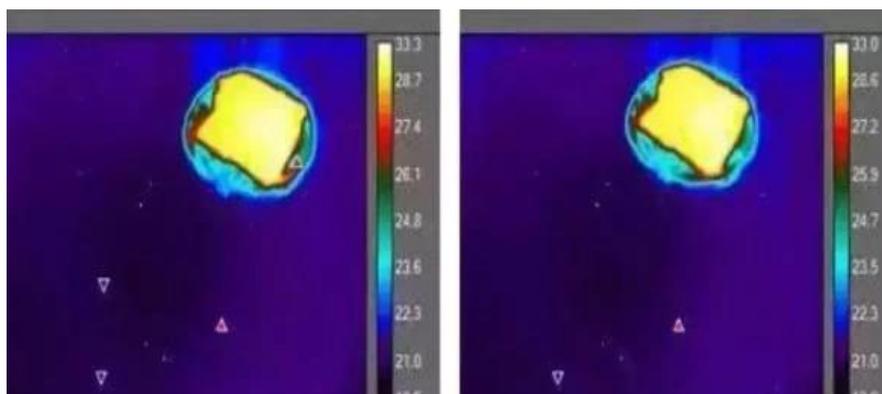


Figure I.10 : image thermique d'une pièce monnaie.

L'image ci-dessus en est un bon exemple. Nous laissons tomber une pièce de monnaie et le capteur déclenche la caméra thermique pour prendre une image. En lançant deux fois la même pièce, en déclenchant la caméra thermique en même temps, on voit l'objet dans la même position à chaque fois. Avec une caméra thermique à détecteur IR non refroidie, vous ne pouvez

pas du tout attraper de pièces car elle ne peut pas déclencher ce type de détecteur. Il y a de fortes chances que l'image soit floue [QHT22]

e) Selon le filtrage spectral

L'un des avantages des caméras thermiques refroidies est leur filtrage spectral facile pour mieux détecter les détails et mesurer la température, ce qui est difficile à réaliser avec des caméras thermiques non refroidies.

Exemple

Nous avons utilisé un filtre qui a été placé dans le porte-filtre derrière la lentille ou intégré dans l'assemblage du détecteur Dewar pour permettre une imagerie complète de la flamme. Dans le passé, les utilisateurs finaux souhaitaient mesurer et caractériser la combustion des particules de charbon au sein d'une flamme. Avec le filtre infrarouge spectral "voir à travers la flamme", nous avons filtré la caméra thermique refroidie dans la bande spectrale où la flamme pénètre, ce qui nous permet d'imager les particules de charbon. La figure 1 est une image prise sans le filtre à flammes ; tout ce que nous voyons est la flamme elle-même. La deuxième photo est une image prise avec un filtre à flamme, et nous pouvons clairement voir les particules de charbon brûler.

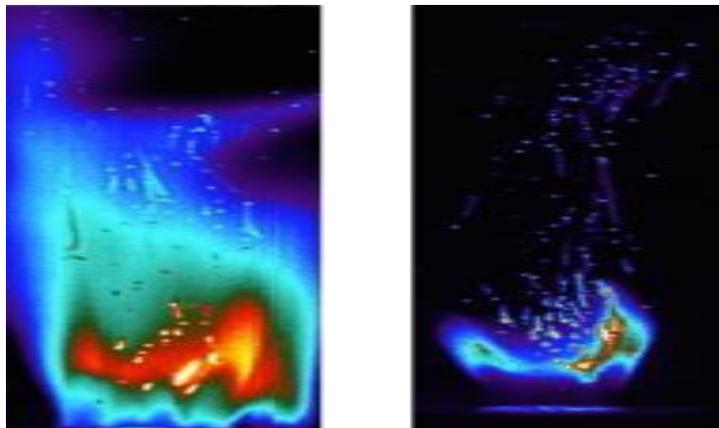


Figure I.11 : utilisation d'un filtre spatial

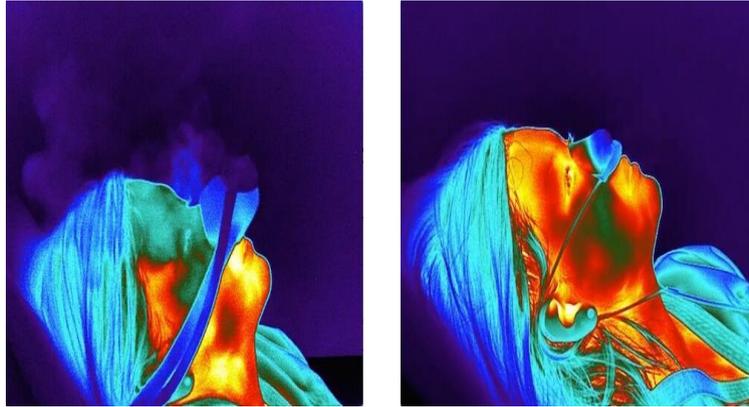


Figure I.12 : utilisation d'un filtre spatial 2^{ème} étude.

Images obtenues avec une caméra thermique refroidie (à gauche sans filtre, à droite avec filtre).

Ici, un deuxième exemple qui illustre l'utilité des filtres. Une étude a été faite sur des masques au protoxyde d'azote. Le but de l'étude était d'améliorer leur conception et plus particulièrement celle du système d'évacuation du gaz. Sur l'image de gauche ci-dessus, nous pouvons voir une image thermique de l'ancienne version ; à droite, une image thermique de la nouvelle version. En effet, grâce au filtre inséré dans la caméra thermique refroidie, les opérateurs ont pu mettre en évidence les fuites de protoxyde d'azote causées par le premier masque. Afin de corriger ces fuites qui peuvent occasionner de nombreux problèmes, un nouveau modèle a été conçu. Après vérification avec la caméra thermique refroidie et le filtre, il semble en effet bien meilleur car il ne présente plus de fuites de gaz [QHT22].

I.5.3 Choix de la caméra thermique

Le choix de la bonne caméra thermique ou imageur thermique dépend en grande partie de vos besoins et applications spécifiques. Voici quelques facteurs à prendre en compte :

Résolution

Les caméras à plus haute résolution fournissent des images thermiques plus claires et plus détaillées. Une caméra thermique à haute résolution peut détecter de petites différences de température, ce qui la rend idéale pour les tâches nécessitant un haut niveau de précision.

Sensibilité

La sensibilité d'une caméra thermique est sa capacité à détecter des différences minimales de température. Si vous avez besoin de capturer de subtiles variations thermiques, choisissez un appareil photo à haute sensibilité thermique.

Champ de vision (FOV)

Le FOV détermine la zone que la caméra thermique peut capturer à un moment donné. Un champ de vision large est avantageux pour numériser rapidement de grandes zones, tandis qu'un champ de vision étroit est mieux adapté pour se concentrer sur de petites zones spécifiques.

Fonctionnalité :

Réfléchissez aux fonctionnalités supplémentaires qui pourraient être utiles, telles que la possibilité d'enregistrer des vidéos, de capturer plusieurs images simultanément ou de se connecter à d'autres appareils pour le partage de données. [ICW24]. En saisissant ces notions et éléments essentiels, il est possible de prendre une décision éclairée lorsqu'il s'agit de choisir une caméra thermique ou un imageur infrarouge pour vos besoins en imagerie thermique. Qu'il s'agisse de vérifications industrielles, de diagnostics de bâtiments ou de recherches, le choix adéquat d'un outil d'imagerie thermique peut fournir des données précieuses et apporter une contribution significative à votre efficacité opérationnelle. [ICW24].

I.6 Imagerie thermique

I.6.1 Qu'est-ce que l'imagerie thermique

L'imagerie thermique utilise la technologie infrarouge pour détecter la chaleur émise par divers objets sans les perturber. En transformant l'énergie infrarouge invisible en images visibles, cette méthode crée un profil thermique de la zone ciblée. Dans les milieux industriels, elle joue un rôle crucial dans la maintenance préventive en repérant les anomalies thermiques, ce qui améliore l'efficacité opérationnelle et la sécurité. Cette technologie polyvalente permet de détecter précocement les problèmes potentiels, ce qui optimise les opérations et réduit les coûts. Les images thermiques, produites par des caméras spécialisées, révèlent les émissions infrarouges des objets, offrant ainsi une perspective différente des photographies traditionnelles. [ICW24]

I.6.2 Interprétation de l'image thermique

L'analyse d'une image thermique est simplifiée grâce à une gamme de couleurs où chaque teinte correspond à une plage de températures spécifique. Par exemple, les tons de bleu sont souvent associés à des températures plus basses, tandis que les teintes de jaune indiquent des zones plus chaudes. Ainsi, une image thermique offre une représentation détaillée des températures dans la zone observée, mettant en évidence les points chauds et les possibles anomalies qui pourraient nécessiter une investigation plus approfondie.

Parmi ces anomalies nous citons :

- Problèmes de surchauffe et de surcharge des circuits dans les systèmes électriques et mécaniques.
 - Inefficacités des bâtiments telles que les pertes de chaleur dues à une mauvaise isolation, les fuites d'air dans les systèmes CVC et les fuites d'eau dans les structures.
 - Détection de parasites ou de rongeurs dans les zones dissimulées et identification des intrus dans les applications de sécurité.
 - Présence humaine ou animale dans les opérations de recherche et de sauvetage et détection des points chauds dans la gestion des incendies de forêt.
 - Identification des défauts structurels dans la construction et l'ingénierie.
 - Détection de problèmes de santé dans les applications médicales et vétérinaires, et analyse des modèles thermiques dans les études géologiques et environnementales.
- [ICW24]



Figure I.13. : Image normale (à gauche) et thermique (à droite).

I.6.3 Formation de l'image thermique

Selon un principe simple mais efficace, l'imagerie thermique fonctionne en émettant de l'énergie infrarouge en fonction de leur température. On peut détecter et représenter visuellement cette forme d'énergie, qui est invisible à l'œil humain, grâce à un système d'imagerie thermique. Voici un aperçu de la procédure étape par étape :

1. À l'aide d'un détecteur infrarouge, la caméra thermique capte le rayonnement infrarouge émis par tous les objets situés dans son champ de vision.

2. Le logiciel intégré à la caméra traite ensuite les données de rayonnement capturées. Dans un système optique, l'énergie infrarouge était dirigée vers un réseau de capteurs, ou puce de détection, composé de milliers de pixels dans une barre.
3. Les informations sont converties en une image, connue sous le nom d'image thermique ou thermogramme, qui représente les variations de température de la scène.
4. Chaque valeur de température est représentée par une couleur différente, les zones les plus chaudes étant généralement représentées en jaune et les zones les plus froides en bleu. Une matrice de couleurs correspondant aux températures est envoyée à l'écran de la caméra sous forme d'image. [ICW24]

I.7 Conclusion

En conclusion, la thermographie est une technique d'imagerie thermique extrêmement utile et polyvalente, offrant des avantages significatifs dans divers domaines tels que le bâtiment, l'industrie, la médecine et la sécurité. Grâce à sa capacité à visualiser les variations de température en temps réel, la thermographie permet de détecter rapidement les anomalies, les défauts et les problèmes potentiels, contribuant ainsi à améliorer la sécurité, l'efficacité et la fiabilité des processus et des installations.

Chapitre II

La vision industrielle

II.1 Introduction

La vision industrielle peut être définie comme l'application de la vision par ordinateur ou la vision artificielle à des problématiques de production. Son principe est de doter les machines de production de la capacité de voir afin d'automatiser les tâches de contrôle qualité ou de contrôle de processus.

Cette automatisation permet d'augmenter les performances et les cadences de production, de rendre la production plus fiable, d'améliorer la qualité des produits, d'assurer leur traçabilité, et de garantir la sécurité.

Les applications de vision industrielle sont aujourd'hui nombreuses et se sont ouvertes à tous les secteurs de l'industrie. En effet, les progrès techniques tant au niveau des caméras et des systèmes d'éclairage que des systèmes informatiques ont permis un élargissement considérable du champ d'application de la vision industrielle. C'est ce que nous allons voir en détail dans deuxième chapitre.

II.2 Vision artificielle bio-inspirée

L'opérateur humain est flexible et adaptable. L'œil humain a la capacité de contrôler des opérations industrielles basiques, mais il est limité et présente des inconvénients tels que la fatigue et l'imprécision. Par conséquent, l'opérateur humain a réfléchi à l'invention d'un outil qui remplit le rôle de l'œil mais qui est plus efficace dans les milieux industriels, à savoir la caméra. En général, un capteur d'images est composé de deux éléments : une optique et un élément sensible à la lumière. Quelle est la distinction entre la vision humaine et la caméra ?

L'œil, en figure II.1, est l'organe essentiel de la vision humaine, il est composé de l'iris, la conjonctive, la cornée, le cristallin, le macula, le corps vitré, la rétine et le nerf optique [TIT13].

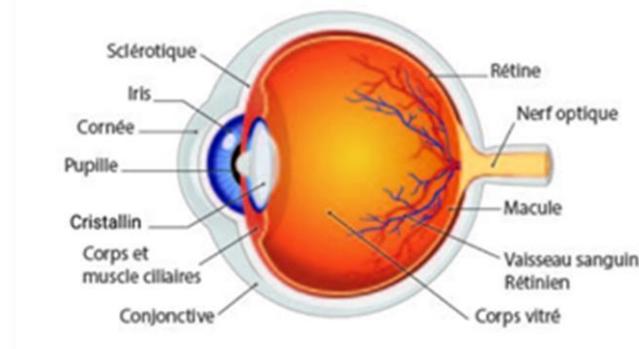


Figure II.1: Composants de l'œil humain

Sur la rétine viennent se projeter les images de la scène que nous observons. Elle contient deux types de cellules photosensibles : les cônes et les bâtonnets.

Les cônes permettent la vision diurne (vision photopique). Ils sont de trois types : cônes S (short) sensibles aux longueurs d'onde courtes (bleu), cônes M (medium) sensibles aux longueurs d'ondes moyennes (vert) et cônes L (long) sensibles aux longueurs d'onde longues (rouge).

En s'inspirant de la vision humaine, une autre vision appelée vision artificielle ou vision par ordinateur est née. C'est une technologie qui permet aux machines de voir, interpréter et réagir avec le monde physique en convertissant des données visuelles en informations numériques. Elle repose sur des algorithmes et des techniques de traitement d'images avancés. Elle joue un rôle essentiel dans plusieurs applications telles que le contrôle de qualité, la reconnaissance de formes et la navigation autonome.

Cette technologie combine des aspects de l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique, l'optique et l'informatique pour créer des systèmes capables de réaliser des tâches visuelles complexes qui, habituellement, exigeraient l'intervention humaine. La vision par ordinateur est une branche de l'intelligence artificielle qui se concentre sur l'analyse et le traitement d'images. Elle s'appuie sur des algorithmes et des techniques d'apprentissage automatique pour détecter des modèles et des caractéristiques dans les images. [DDT23].

II.3 Découvrir la vision industrielle

II.3.1 Historique de la vision

Les origines de la vision industrielle remontent au début du 20e siècle, lorsque les premières caméras et systèmes de traitement d'images ont fait leur apparition. À l'époque, les applications de la vision industrielle se concentraient principalement sur le contrôle de la fabrication. Les usines utilisaient des caméras pour inspecter les produits avec la plus grande précision, garantissant ainsi leur conformité totale aux normes de qualité rigoureuses.

Au fil des décennies, les technologies de vision industrielle ont connu une évolution fulgurante, passant des systèmes analogiques traditionnels à des systèmes numériques plus avancés et sophistiqués. Ces nouvelles avancées technologiques ont permis des

améliorations significatives en termes de précision, de vitesse et de fiabilité des systèmes de vision industrielle.

Aujourd'hui, la vision industrielle occupe une place centrale et joue un rôle crucial dans de nombreux domaines industriels, allant de la fabrication automobile à l'électronique en passant par l'industrie pharmaceutique. La capacité des systèmes de vision industrielle à détecter et à analyser des défauts minuscules dans les produits finis a permis d'améliorer considérablement la qualité des produits et de réduire les taux de rebut. De plus, la vision industrielle a ouvert la voie à l'automatisation des processus de fabrication, permettant ainsi d'augmenter l'efficacité et de réduire les coûts de production.

Les systèmes de vision industrielle sont désormais capables de suivre et de trier des milliers de produits par heure, éliminant ainsi le besoin de travail manuel intensif dans de nombreux secteurs. La vision industrielle a également été un moteur majeur de l'innovation dans le domaine de la robotique industrielle. Les systèmes de vision sont désormais intégrés aux robots industriels, leur donnant la capacité de voir et de comprendre leur environnement. Cela leur permet d'effectuer des tâches complexes et précises, comme l'assemblage de pièces, l'emballage de produits et la manipulation d'objets délicats. L'intégration de la vision industrielle et de la robotique a ouvert de nouvelles perspectives pour l'industrie, offrant des possibilités de production plus rapides, plus précises et plus compétitives. En somme, la vision industrielle est devenue une technologie incontournable pour les industries modernes, offrant des avantages considérables en termes d'efficacité, de précision et d'optimisation. Grâce à l'évolution rapide de la technologie, les possibilités de la vision industrielle ne cessent de croître, ouvrant la voie à de nouvelles applications et à de nouvelles avancées. Il est clair que la vision industrielle continuera à jouer un rôle clé dans l'industrie, améliorant la qualité, augmentant la productivité et stimulant l'innovation dans le monde de la fabrication et au-delà.[RIS24][VAI09][IME22].

II.3.2 Définition

La vision industrielle, domaine spécifique de la vision artificielle, est une discipline de l'ingénierie qui concerne l'utilisation de caméras, de capteurs, de logiciels de traitement d'image et de systèmes d'éclairage pour capturer, analyser et interpréter des images dans les applications industrielles. Elle permet de détecter des défauts, de contrôler la conformité des produits, de guider les robots, de lire des codes-barres, de reconnaître des formes et des couleurs, parmi d'autres tâches. La vision industrielle joue un rôle clé dans

l'automatisation des processus de production et contribue à améliorer l'efficacité et la qualité des produits.

En termes de sécurité, les systèmes de vision détectent de dangereuses situations et prennent des mesures préventives pour protéger les travailleurs. Les entreprises adoptant la vision industrielle tirent d'avantages considérables en termes de productivité, fiabilité et satisfaction client. [ECD23][MOL22][ECD24].

II.3.3 Eléments d'un système de vision industrielle

Un système de vision industrielle englobe plusieurs parties illustrées sur un modèle de production dans la figure ci-dessous [NIC10].

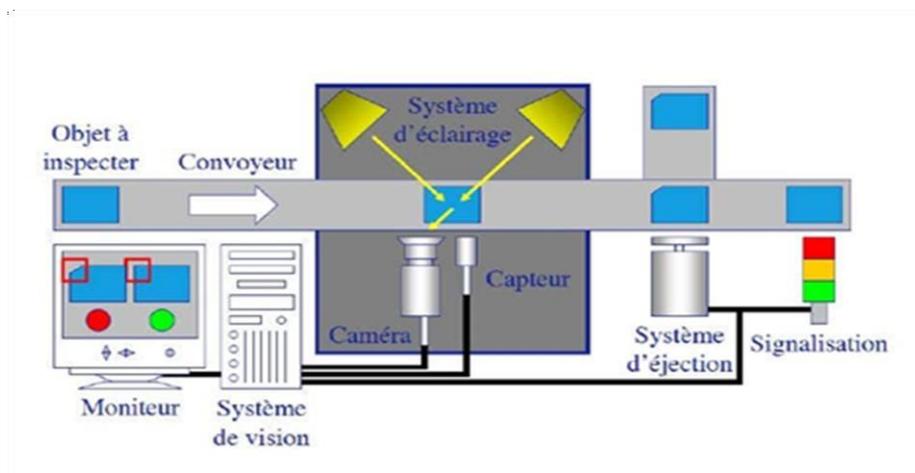


Figure II.2 : Structure d'un système de vision

Nous exposons dans ce qui suit ses éléments de base :

II.3.3.1 Capteurs et caméras

L'image correctement éclairée de l'objet inspecté est une fonction de la caméra qui dépend non seulement de l'optique, mais aussi du capteur d'images de la caméra. En règle générale, les capteurs d'images font appel à une technologie CCD (charge-coupled device) ou CMOS (Complementary Metal Oxide Semi-conductor) afin de transformer la lumière (photons) en signaux électriques (électron). En réalité, le capteur d'images joue un rôle essentiel en captant la lumière et en la transformant en une image numérique, en équilibrant le bruit, la sensibilité et la gamme dynamique.

L'image se compose de pixels (détaillée dans le chapitre 3). Un faible éclairage génère des pixels obscurs, tandis qu'un éclairage intense génère des pixels plus brillants. Il est

primordial de vérifier que la caméra possède la résolution de capteur appropriée pour l'application. Avec une résolution plus élevée, l'image sera plus détaillée et les mesures seront plus précises. La taille des pièces, les tolérances d'inspection et d'autres paramètres dicteront la résolution requise.

II.3.3.2 L'optique

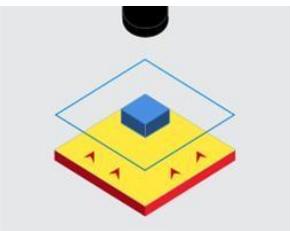
L'optique acquiert l'image et la transmet au capteur d'images de la caméra. Les optiques varient en termes de qualité optique et de prix. Par conséquent, l'optique retenue détermine la qualité et la résolution de l'image capturée. La plupart des caméras des systèmes de vision industrielle présentent deux principaux types d'optiques : les optiques interchangeables et les optiques fixes [COG24].

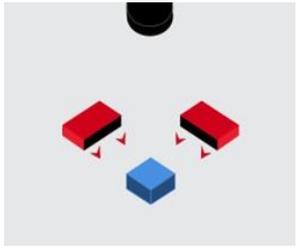
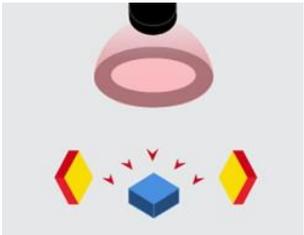
II.3.3.3 L'éclairage

L'éclairage joue un rôle essentiel dans l'obtention de résultats satisfaisants en matière de vision industrielle. En analysant la lumière réfléchiée par un objet, les systèmes de vision industrielle produisent des images plutôt que d'analyser l'objet lui-même. L'éclairage repose sur la création d'une source lumineuse et sa position stratégique par rapport à la pièce et à la caméra. Une méthode d'éclairage adaptée permettra d'améliorer une image en faisant disparaître certaines caractéristiques ou en accentuant d'autres, comme la silhouette d'une pièce qui masque les détails de la surface afin de permettre la mesure de ses bords.

Il y a plusieurs variétés types d'éclairage (Tableau II.1) [COG24].

Tableau II.1 : Catégories d'éclairage.

	<p>Rétroéclairage</p> <p>Le rétro éclairage projette un éclairage homogène derrière la cible mettant en évidence la silhouette de la cible. Ce type d'éclairage permet de détecter la présence/l'absence de trous ou d'écarts, de mesurer ou de vérifier le contour de la cible, ainsi que de mettre en valeur les fissures, bulles et rayures sur les pièces cibles claires.</p>
---	--

	<p>Éclairage rasant</p> <p>La technique de éclairage rasant utilise la lumière à un angle faible sur la cible, les caractéristiques de la surface (rayures, bords, marquages et encoches) réfléchissent la lumière vers la caméra, et peut être créée par l'utilisation de l'éclairage directionnel (barre, anneau, spot).</p>
	<p>Barre d'éclairage</p> <p>La barre d'éclairage produit une bande de lumière sur la cible ou le long des bords de la cible pour un éclairage uniforme le long de la zone localisée.</p> <p>Selon l'angle de la lumière et la caméra, la barre d'éclairage peut augmenter ou réduire la réflexion spéculaire.</p>
	<p>Éclairage diffus en dôme/Éclairage annulaire</p> <p>La technique d'éclairage diffus disperse la lumière pour réduire les reflets sur les pièces réfléchissantes. Celle-ci peut être appliquée à tous les éclairages directionnels (barre, dôme, anneau) pour fournir un éclairage plus uniforme sur la cible. Cette technique d'éclairage permet de réduire le bruit, notamment les reflets et les taches lumineuses des éclairages directionnels axiaux, comme les éclairages annulaires.</p>
	<p>Éclairage structuré</p> <p>L'éclairage structuré est la projection d'un motif lumineux (plan, grille ou forme plus complexe) à un angle connu sur un objet. Il peut être très utile pour la réalisation d'inspections de surface indépendantes du contraste, l'acquisition d'informations dimensionnelles et le calcul du volume.</p>

La lumière est un ensemble d'ondes électromagnétiques (radiations) caractérisées par leur longueur d'onde (comme une onde radio) et produites par la propagation de particules lumineuses appelées photons.

La longueur d'onde λ se mesure en mètre (m) avec $\lambda = c / F$ où F représente la fréquence exprimée en Hertz (Hz) et c : la vitesse de la lumière ($c = 300000 \text{ Km/s}$). A chaque longueur d'onde correspond une couleur perçue par l'œil humain. La lumière visible est la

partie du rayonnement électromagnétique émis par le soleil à laquelle nos yeux sont sensibles (environ entre 380 et 780 nm) [NIC10].

Ce tableau représente la longueur d'onde de plusieurs couleurs : [NIC10].

Tableau II.2 : Longueurs d'ondes des couleurs.

Couleur	Teinte perçue	λ (nm)
Infrarouge		> 780
Rouge		~ 625 – 740
Orange		~ 590 – 625
Jaune		~ 565 – 590
Vert		~ 520 - 565
Cyan		~ 495 - 520
Bleu		~ 445 - 495
Magenta		~ 380 - 445
Ultraviolet		< 380

II.3.3.4 Traitement de la vision

Le processus de traitement consiste à extraire des informations d'une image numérique. Il peut être réalisé à l'extérieur d'un système sur PC ou à l'intérieur d'un système de vision autonome.

Le processus est réalisé par un logiciel et comprend différentes étapes. Tout d'abord, on obtient une image en utilisant le capteur. Dans certaines situations, il peut être nécessaire de procéder à un prétraitement afin d'améliorer l'image et garantir la bonne exposition de toutes les caractéristiques requises. Par la suite, le programme identifie les particularités de la pièce, réalise des mesures et les compare aux spécifications. Finalement, une décision est rendue et les résultats sont transmis.

II.4 Applications de la vision industrielle

La vision industrielle est présente dans plusieurs domaines dont voici quelques exemples :

II.4.1 Contrôle qualité et inspection des produits

Un système de vision industrielle pour l'inspection détecte les anomalies, les Contaminants les défauts fonctionnels et d'autres irrégularités dans les produits fabriqués. Les applications d'inspection sont, par exemple, la vérification de comprimés de médicaments, la vérification d'icônes ou de pixels sur les écrans, ou la mesure du niveau de contraste du rétroéclairage des écrans tactiles. La vision industrielle peut également vérifier l'intégralité des produits, notamment la confirmation de la correspondance entre le produit et l'emballage dans les secteurs de l'agroalimentaire et de la pharmacie, ainsi que le contrôle des bagues, bouchons et rubans d'inviolabilité sur les bouteilles. [CON16].

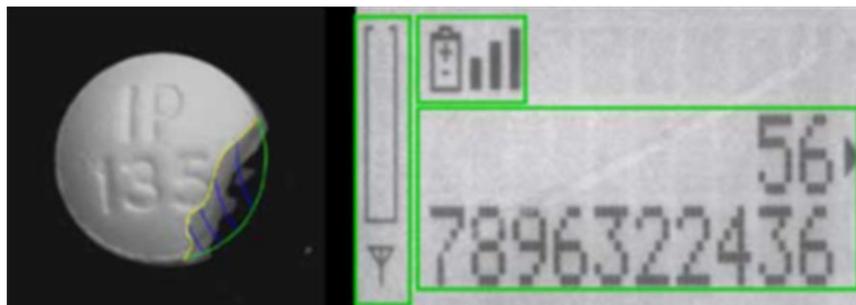


Figure II.3 : Illustration de détection d'anomalies ou de défauts fonctionnels sur des produits fabriqués.

II.4.2 Guidage robotique et automatisation des tâches

Il est nécessaire de réaliser le guidage pour diverses raisons. Dans un premier temps, les systèmes de vision industrielle ont la capacité de mesurer la position et l'orientation d'une pièce, de les comparer à une tolérance spécifique et de vérifier qu'elle a un angle correct pour vérifier son assemblage correct. Par la suite, l'utilisation du guidage permet de signaler l'emplacement et l'orientation d'une pièce dans un espace 2D ou 3D au système de commande d'un robot ou d'une machine, afin de permettre au robot de localiser la pièce ou à la machine d'aligner la pièce. Le guidage par vision industrielle offre une vitesse de rendement et une précision bien supérieure à celles du positionnement manuel dans des applications comme le placement ou le prélèvement de pièces sur des palettes, le conditionnement de pièces hors d'un convoyeur, la localisation et l'alignement de pièces

pour les assembler avec d'autres composants, le placement de pièces sur un plan de travail ou le prélèvement de pièces dans des bacs.



Paquets de sauce tomate

Carte électronique

Coude à 90°

Figure II.4 : Exemples d'images utilisées dans le guidage.

II.4.3 Identification

Les codes-barres (1D), les codes Data Matrix (2D), les codes DPM (marquage direct) et les caractères imprimés sur les pièces, étiquettes et emballages sont lisibles par un système de vision industrielle pour l'identification et la reconnaissance des pièces. Un OCR est un système de reconnaissance optique de caractères qui lit les caractères alphanumériques sans aucune connaissance préalable, tandis qu'un OCV confirme la présence d'une chaîne de caractères. De plus, les systèmes de vision industrielle peuvent repérer les pièces en repérant une forme spécifique ou des éléments en fonction de leur couleur, leur forme ou leur taille.

Le code ou la chaîne de caractères sont affichés directement sur la pièce par les applications DPM. En général, cette méthode est employée par les fabricants de tous les domaines afin de gérer les erreurs, instaurer des procédures de quarantaine efficaces, superviser le contrôle du processus et le contrôle qualité, ainsi que mesurer les imprévus de la production tels que les problèmes de rupture. Le suivi des produits et la vérification de l'authenticité des pièces sont améliorés grâce à la traçabilité directe des pièces. De plus, elle offre des informations sur chaque produit afin d'améliorer le support technique et le service après-vente sous garantie en décrit la composition des pièces et des sous-ensembles qui composent le produit final.

II.4.4 Mesure

Un système de vision industrielle pour la mesure calcule la distance entre deux points. Ou plus, ou entre les emplacements géométriques sur un objet, et détermine si ces mesures sont conformes aux spécifications. Si ce n'est pas le cas, le système de vision envoie un signal d'échec au système de commande, déclenchant un mécanisme de rejet qui éjecte l'objet de la ligne.

En pratique, une caméra fixe acquiert des images des pièces lorsqu'elles passent dans le champ de vision de la caméra, puis le système utilise un logiciel pour calculer les distances entre les différents points de l'image. Comme de nombreux systèmes de vision industrielle peuvent mesurer les caractéristiques d'un objet avec une tolérance allant jusqu'à 0,0254 mm, ils sont adaptés à un large éventail d'applications où auparavant la vérification manuelle était souvent utilisée.

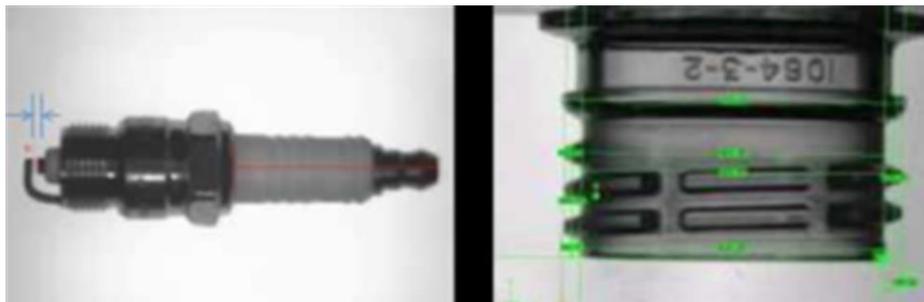


Figure II.5 : Les applications de mesure peuvent mesurer des pièces avec une tolérance allant jusqu'à 0,0254 mm

II.4.5 Détection des défauts et contrôle qualité

L'industrie utilise fréquemment la vision artificielle pour inspecter et contrôler la qualité des produits. Par exemple, dans le secteur de la fabrication, on utilise des systèmes de vision industrielle afin de repérer les imperfections des pièces et des éléments, comme les fissures, les déformations ou les taches. Cela offre aux entreprises la possibilité de repérer rapidement les problèmes et de diminuer le risque d'envoyer des produits défectueux. [AVI24].



Figure II.6 : Détection de défaut

II.4.6 Robotique

Dans le domaine de la robotique, la vision par ordinateur joue un rôle crucial en permettant aux robots de percevoir leur environnement et de prendre des décisions en se basant sur des informations visuelles. Grâce à cela, des robots plus intelligents et autonomes ont pu être développés, leur permettant d'accomplir des tâches complexes, comme manipuler des objets, naviguer dans des environnements dynamiques ou travailler en collaboration avec d'autres robots et humains.



Figure II.7 : Intégration robotique guidée par la vision artificielle.

II.4.7 Classement et sélection des produits

La classification et la sélection des produits sont une autre application de la vision artificielle dans le domaine de l'inspection et du contrôle qualité. Les images des produits peuvent être analysées automatiquement par les systèmes de vision industrielle et classées en différentes catégories en fonction de leurs caractéristiques, comme la taille, la forme, la couleur ou la texture. Cela permet d'automatiser la sélection et l'emballage des produits dans différentes industries, comme l'alimentation ou la pharmacie.

II.4.8 Surveillance et maintenance préventive

Dans l'industrie, la vision artificielle est également utilisée pour surveiller les équipements et les machines, détecter l'usure, les vibrations anormales ou les fuites de fluides. Cela permet aux entreprises d'effectuer une maintenance préventive, de réduire les risques de pannes et de pannes coûteuses et d'améliorer l'efficacité et la durée de vie des équipements.

II.4.9 Reconnaissance faciale et biométrie

La reconnaissance faciale et biométrie utilise également la vision par ordinateur afin d'identifier les individus en se basant sur leurs traits faciaux ou leurs caractéristiques physiques. Ceci peut se révéler bénéfique dans les domaines de la sécurité, comme le contrôle d'accès aux installations ou la vérification d'identité dans les aéroports et les frontières.

II.4.10 Sécurité et vigilance

Les systèmes de vision artificielle peuvent être utilisés dans la sécurité et la surveillance pour détecter les intrus ou les activités suspectes. En analysant les images des caméras de sécurité, la vision artificielle peut identifier les personnes, les véhicules ou les comportements qui ne correspondent pas aux schémas normaux, alertant le personnel de sécurité ou activant les systèmes d'alarme.

II.5 Vision thermique

La vision thermique, également connue sous le nom d'imagerie thermique (voir chapitre 1), est une technologie qui visualise et détecte le rayonnement infrarouge des objets et des personnes. Elle est utilisée dans divers secteurs tels que la sécurité, la médecine, l'industrie et la recherche. En sécurité, elle est employée pour la surveillance et la détection des intrusions, tandis qu'en médecine, on l'utilise pour diagnostiquer et surveiller diverses affections.

Dans l'industrie, elle est utilisée pour contrôler la température et détecter les dysfonctionnements de l'équipement. Cependant, elle présente des limites, telles que ne pas distinguer les détails fins des objets et être affecté par des températures ambiantes

élevées. Malgré ces limites, la vision thermique reste une technologie fascinante et polyvalente qui a révolutionné divers secteurs. [ITI20][DAC20][THE20].



Figure II.9 : contrôle et bilan thermique et maintenance industrielle préventive par la thermographie.

II.6. Les avantages et les inconvénients de la vision industrielle

II.6.1. Les avantages

Les systèmes de vision industrielle apportent de nombreux avantages pour le secteur industriel, notamment :

- Automatisation de l'inspection : L'automatisation de l'inspection est possible grâce aux systèmes de vision industrielle, ce qui permet de diminuer les erreurs humaines et d'améliorer la précision et la fiabilité de l'inspection.
- Gain du temps : Les systèmes de vision industrielle offrent une meilleure rapidité d'inspection des objets par rapport aux méthodes d'inspection manuelles, ce qui permet de diminuer les temps d'arrêt et d'augmenter la productivité.
- Réduction des coûts : Les systèmes de vision industrielle ont la capacité de diminuer les dépenses liées à l'inspection en évitant l'utilisation de main-d'œuvre

pour l'inspection manuelle, en réduisant les erreurs de production et en améliorant l'efficacité de production.

- Inspection de qualité supérieure : Les dispositifs de vision industrielle permettent une inspection de qualité supérieure en détectant des imperfections de fabrication telles que les fissures, les rayures et les distorsions, qui peuvent être difficiles à détecter par l'inspection manuelle.
- Adaptabilité : Les systèmes de vision industrielle ont la capacité de s'adapter à divers objets et surfaces, ce qui les rend idéaux pour une multitude d'applications dans le domaine industriel.

II.6.2. Les inconvénients

- Application limitée : Certaines tâches peuvent être difficiles pour les systèmes de vision industrielle, en particulier celles nécessitant une perception ou un jugement semblable à celui des humains.
- Dépendance aux conditions : Les performances peuvent être affectées par les changements d'éclairage, d'environnement ou de variations de produits.
- Complexité : La configuration et la maintenance des systèmes de vision industrielle nécessitent des connaissances et une expertise spécialisées.

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les principes fondamentaux de la vision artificielle et leur application dans le domaine industriel. Nous avons discuté des multiples applications de la vision industrielle et de son importance dans le secteur industriel. Nous avons également exploré le domaine de la vision thermique. Dans le prochain chapitre, nous approfondirons un aspect crucial des systèmes de vision : le traitement d'images.

Chapitre III

Le traitement d'image

III.1 Introduction

Le traitement d'image est une discipline qui concerne la manipulation et l'analyse d'images numériques à l'aide d'algorithmes informatiques. Il s'agit d'un domaine multidisciplinaire qui combine des connaissances en mathématiques, en informatique et en perception visuelle. Cette discipline vise à améliorer les images, à extraire des informations utiles, à détecter des objets et des motifs, et à les interpréter. Grâce aux avancées technologiques, le traitement d'image est devenu un outil essentiel dans de nombreux domaines tels que la médecine, la surveillance, la vision par ordinateur et la reconnaissance de formes.

Le traitement d'image se réfère à l'ensemble des techniques et des méthodes utilisées pour modifier, analyser ou interpréter des images numériques. Il englobe un large éventail de tâches telles que le filtrage, la segmentation, l'extraction des caractéristiques, l'amélioration de la qualité et la restauration des images. Ces manipulations peuvent être effectuées à l'aide d'algorithmes qui permettent de traiter les pixels individuellement ou en utilisant des approches plus complexes basées sur des modèles mathématiques. Ces concepts de base vont être discutés dans ce chapitre.

III.2 Historique

Le traitement d'images commence à être étudié dans les années 1920 pour la transmission d'images par le câble sous-marin allant de New York à Londres. Harry G. Bartholomew et Maynard D. McFarlane effectuent la première numérisation d'images avec compression de données pour envoyer des fax de Londres à New York. Le temps de transfert passe ainsi de plus d'une semaine à moins de trois heures.

Il n'y a pas vraiment d'évolution par la suite jusqu'à la période d'après-guerre. Le traitement du signal prend de l'importance vers la fin de la Seconde Guerre mondiale avec l'arrivée du radar. La prospection pétrolière participe aussi beaucoup au développement des techniques de traitement du signal.

Le véritable essor du traitement d'images n'a lieu que dans les années 1960 quand les ordinateurs commencent à être suffisamment puissants pour travailler sur des images. Peu après, la redécouverte de la transformée de Fourier rapide révolutionne le domaine, en rendant possible les manipulations du contenu fréquentiel des signaux sur ordinateur. Cependant, l'essentiel des recherches porte encore, à cette époque, sur l'amélioration des images et leur compression.

En 1980, David Marr formalise le premier la détection de contours de manière précise (D. Marr et E. Hildreth : Theory of Edge Detection, Proc. R. Soc. London, B 207, 187-217, 1980). Au cours des années 1980, un véritable engouement se fait jour pour le traitement de l'image et surtout pour la compréhension de l'image par des systèmes experts. Les ambitions étaient beaucoup trop grandes, l'échec fut d'autant plus cuisant.

Les années 1990 sont témoin de l'amélioration constante des opérateurs. La recherche médicale devient un très gros demandeur en traitement d'images pour améliorer les diagnostics faits à partir des nombreuses techniques d'imagerie médicale, la technique reine étant l'IRM. Les publicitaires, puis le grand public se familiarisent avec la retouche d'image grâce au logiciel Photoshop, et le traitement d'images dans un objectif esthétique se répand avec l'apparition d'autres logiciels dédiés (The Gimp, Paint Shop Pro). Enfin, la décennie s'achève sur l'engouement pour les ondelettes et les images multimodales.

III.3 Qu'est-ce qu'une d'une image ?

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après l'affichage sur l'écran, a une signification pour l'œil humain. Les pixels, éléments unités de l'image, sont contenus dans un tableau à deux dimension et donnent l'intensité lumineuse en chaque pixel de coordonnées spatiales (x, y) . [UCC17]

Une image numérique est donc une matrice de valeurs représentant une scène point à point. Chaque Case de cette matrice (pixel) représente une zone de la scène originale projetée sur le plan d'observation.

La valeur de chaque pixel correspond à la valeur moyenne du signal reçu pour la zone correspondante de la scène, qui peut être représentée en utilisant différents codes, de sorte que des images binaires, grises, couleur et même multi spectrales puissent être décrites. Par conséquent, les images numériques contiennent ces données raster représentant la scène, mais elles contiennent également une certaine quantité de données d'information, appelées métadonnées, qui fournissent des informations sur les paramètres d'acquisition d'images. De telles métadonnées sont souvent nécessaires pour comprendre l'image elle-même, par exemple, ce que représentent les valeurs stockées dans une matrice ou quand l'image a été acquise.

Une image numérique est une représentation discrète d'une scène continue. En d'autres termes, dans une image numérique, chaque pixel enregistre la valeur moyenne de la zone capturée, il n'y a donc pas d'objets continus dans l'image au sens mathématique du terme.

La nature discrète de l'image oblige à ajuster une série de méthodes d'analyse mathématique que nous pouvons utiliser. [ITC21]

III.4 Caractéristiques d'une image

L'image se distingue par divers paramètres tels que le pixel, l'intensité, le bruit, la résolution, le voisinage, la distance, le contour et la texture.

III.4.1 Pixel

Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le point le plus petit de l'image. Il peut être représenté sur trois octets dans une image couleur (R.V.B) : un octet pour chaque couleur : rouge (R), vert (V) et bleu (B). [UCC17]



Figure III.1 : Exemple d'image pixel.

III.4.2 Dimension

L'image est une matrice dont les éléments sont des valeurs numériques qui représentent les intensités lumineuses (pixels). La dimension de l'image est le nombre total de pixels qui est calculé en multipliant le nombre de lignes de cette matrice par le nombre de colonnes [CNS17].

III.4.3 Luminance

Il s'agit de l'intensité lumineuse des points de l'image. On peut également la définir comme le rapport entre l'intensité lumineuse d'une surface et l'aire apparente de cette surface. Le terme luminance est remplacé par le terme brillance, qui désigne l'éclat d'un objet. Une bonne luminosité se manifeste par :

- Des images éclatantes (brillantes).
- Un contraste adéquat : il est important d'éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir, car cela entraîne des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- Il n'y a pas de parasites. [SIC16]

III.4.4 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur. [ITC21]



a) Image sans bruit.

b) image avec bruit.

Figure III.2 : Image numérique sans et avec bruit respectivement.

III.4.5 Intensité

L'intensité ou luminance est le caractère qui indique l'intensité de lumière perçues indépendamment de la couleur. Elle s'étend du noir au blanc avec toutes les nuances de gris si on ne voit pas la couleur [UCC17]

III.4.6 Résolution

La résolution d'une image numérique est définie par un nombre de pixel par unité de longueur de la structure à numériser. Ce paramètre est définie lors de la numérisation et dépend principalement des caractéristiques du matériel utilisé lors de processus de numérisation. Plus le nombre de pixels est élevé par unité de longueur de la structure à numériser, plus la quantité d'information qui décrit cette structure est importante et plus la résolution est élevée [UCC17].

III.4.7 Voisinage

Un pixel $I(x, y)$ possède quatre voisins horizontaux et verticaux qui forment ce qu'on appelle le 4-voisinage de $I(x, y)$, si on considère un pixel comme un carré élémentaire. Les pixels présentant un côté commun avec $I(x, y)$ sont appelés les 4-voisins de (x, y) . [UCC17].

III.4.8 Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes [SIC16]



Figure III.3 : Contour d'une image.

III.4.9 Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image.

Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris

(couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée [SIC16].

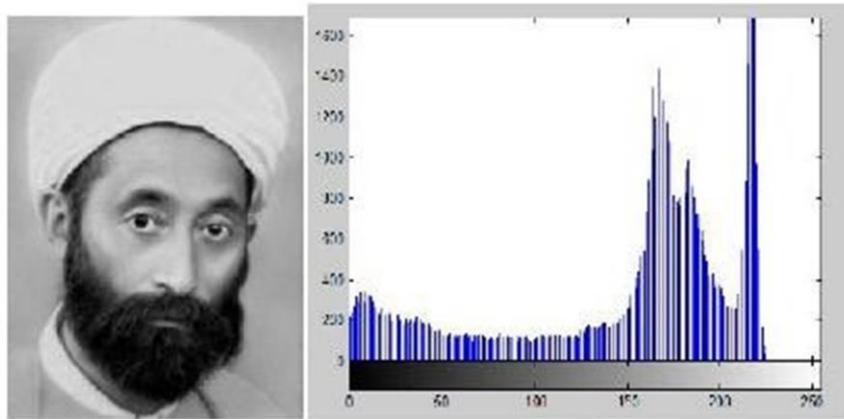


Figure III.4 : Image avec histogramme.

III.4.10 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images.

Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport $C = \frac{(L_1 - L_2)}{(L_1 + L_2)}$ [SIC16]

III.5 Types d'images

On peut distinguer différents types d'images numériques, nous citons :

III.5.1. Images monochromes

Ces images sont dites à niveaux de gris, car on ne prend pas en compte la couleur mais seulement l'intensité lumineuse. Parmi ces images on peut trouver :

III.5.1.1 Images binaires

Une image binaire (figure III.5) est une image pour laquelle chaque pixel ne peut avoir valeur que 0 (noir) ou 1 (blanc) [UCC17].



Figure III.5 : Image binaire.

III.5.1.2 Images en niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la "couleur" de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux [ITC21].



Figure III .6: Image en niveau de gris.

III.5.2 Images en couleur

Même s'il est parfois utile de pouvoir représenter des images en noir et blanc, les applications multimédias utilisent le plus souvent des images en couleurs. La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière (écrans d'ordinateurs,...) sont basés sur le principe de la synthèse additive : les couleurs sont composées d'un mélange de rouge, vert et bleu (modèle R.V.B.). [ITC21]

Il existe d'autres modèles de représentation de couleurs, nous citons à titre d'exemple le modèle CMJN (Cyan Magenta Yellow black) et le modèle TSL (Teinte Saturation Luminosité).



Figure III.7: Image couleur.

III.6 Traitement numérique des images

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu et connaît encore des développements majeurs au cours des dernières décennies. Le but de l'analyse d'images est de fournir une description quantitative des informations fournies par les images numériques. Ses avantages sont nombreux :

- Automatisation des processus (gain de temps).
- Répétabilité des résultats.
- Large choix d'outils.

Une chaîne de traitement classique comprend donc les étapes suivantes :

- Prétraitement : Opérations de manipulation de l'image pour améliorer la qualité.

- Segmentation de l'image : Pour identifier les structures d'intérêt (des particules, des régions homogènes...).

- Analyse : La séquence d'opérations pour extraire les informations contenues dans l'image.

- Interprétation : Concernant certains objectifs, le passage de la description structurelle à la description sémantique, car le traitement d'images s'inscrit dans une chaîne de traitement plus large, qui comprend l'élaboration de collections en amont et l'analyse et la statistique des résultats obtenus en aval [ITC21].

III.6.1 Prétraitement

Cette phase a lieu juste après l'acquisition des images et a pour objectif de corriger les défauts dus à l'acquisition et normaliser les images et d'améliorer la qualité de l'image en vue de sa segmentation [ITC21].

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitable pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier à cela, différents prétraitements pour l'amélioration ou la correction sont effectués. [ITC21]

On peut scinder les filtres en deux grandes catégories : filtres linéaires et non-linéaires

III.6.2 Segmentation d'images

La segmentation des images joue un rôle essentiel dans toute procédure de vision par ordinateur. La segmentation d'une image consiste à la diviser en zones afin de faciliter la représentation de l'image et de la rendre plus accessible à l'analyse et à l'interprétation.

On utilise généralement la segmentation d'images afin de repérer des objets ou de reconnaître les contours d'objets. Dans le domaine technique, la segmentation d'images consiste à étiqueter les pixels (figure III.8) afin de créer un ensemble de pixels qui couvre l'ensemble de l'image ou un ensemble de contours qui délimitent des régions avec une certaine homogénéité de couleur, d'intensité et de texture. [ASC19]

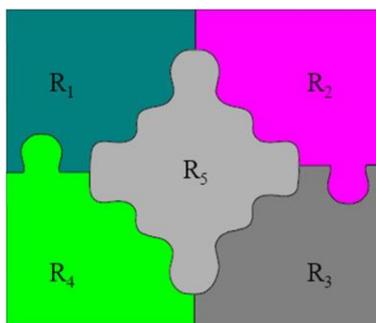


Figure III.8 : Exemple de segmentation d'image.

Dans la littérature plusieurs approches existent, nous citons l'approche contour et l'approche région.

III.6.3 Interprétation

Pour cette famille de méthodes, la segmentation d'une image est vue comme une subdivision de cette dernière en différentes classes de telle manière que : les éléments d'une même classe soient les plus similaires possibles (minimisation de la variance intra-classe), et les éléments de deux classes distinctes soient les plus différents possibles (maximisation de la variance interclasses).

Nous pouvons grouper les méthodes classifications en deux grandes familles, en considérant l'intervention ou non d'un « attribut classe » au fur et à mesure du processus de la classification. Ces deux types sont : « classification supervisée » et « classification non supervisée ». [SCF15]

III.6.3.1 Classification supervisée

Il s'agit d'une technique très courante fondée sur l'analyse statistique d'échantillons. Cette classification demande à l'utilisateur d'instruire le système en désignant des zones de l'image comme étant des échantillons représentatifs des classes à extraire. La classification est précédée d'un apprentissage. Les fondements de l'apprentissage automatique sont les mathématiques et la théorie des probabilités.

Une étape très importante dans le processus de classification est celle du choix du classifieur. En effet, le choix du classifieur pèse sur le résultat de la classification. Parmi les classifieurs les plus utilisés nous pouvons citer le "classifieur par le maximum de vraisemblance" et le "classifieur par la distance minimale". Nous pouvons aussi citer le "classifieur par arbre de décision binaire", le "classifieur par des K plus proches voisins", les "C-moyennes nettes", les classifieurs bayésiens sont, aussi d'autres exemples de classifieurs classiques et très évoqués dans la littérature.

III.6.3.2 Classification non supervisées

L'intérêt des méthodes non supervisées est qu'elles ne nécessitent aucune base d'apprentissage et par là même aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. La seule intervention de l'expert se situe à la fin du processus pour identifier les images.

Les algorithmes non supervisés les plus répandus tendent à découper l'espace des pixels en zones homogènes selon un critère de ressemblance et à minimiser une fonction coût,

dépendant de la distance de chaque pixel aux prototypes (ou noyaux) des classes. Selon la certitude de la classification que nous voulons obtenir, et la relation entre les classes, nous pourrions distinguer plusieurs méthodes de classification. Dans notre travail nous présentons les méthodes suivantes : K-Means, ensuite la méthode C-Moyennes Flous (FCM) [SCF15].

a) K-moyennes ou K-means

C'est l'un des algorithmes le plus connu et le plus utilisé en classification non supervisée du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il vise à produire un partitionnement des pixels de manière à ce que les pixels d'une même classe soient semblables et les pixels issus de deux classes différentes soient dissemblables. Chaque classe de la partition est définie par ses objets et son centroïde.

Le principe de K-means est de choisir aléatoirement un ensemble de centres fixé a priori et de chercher itérativement la partition optimale. Chaque individu (également appelé centroïde ou centroid en anglais) est associé au centre le plus proche, après l'affectation de toutes les données la moyenne de chaque classe est calculée, elle constitue les nouveaux représentants des groupes, lorsqu'on aboutit à un état stationnaire (aucune donnée ne change de groupe) l'algorithme est arrêté [SKM20].

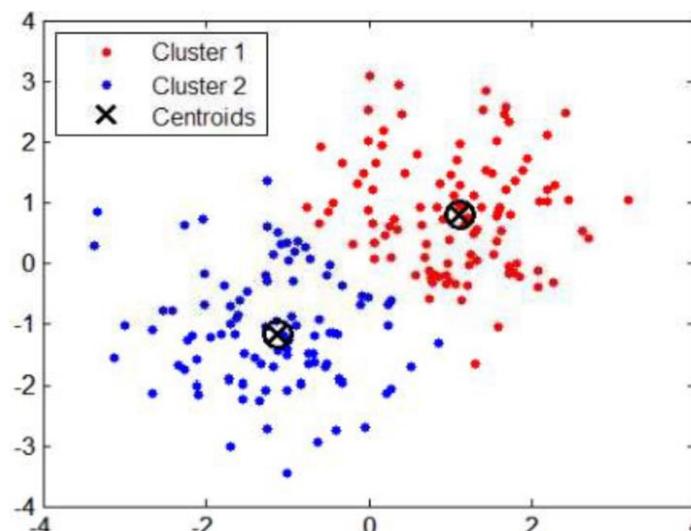


Figure III.9 : Classification à base de K-means.

Le concept du K-means repose sur la division des données en k-groupes. En premier lieu, on sélectionne semi-aléatoirement k points comme centre des clusters. La distance euclidienne est utilisée pour assigner chaque instance au centre le plus proche

d'eux.[SKM20]

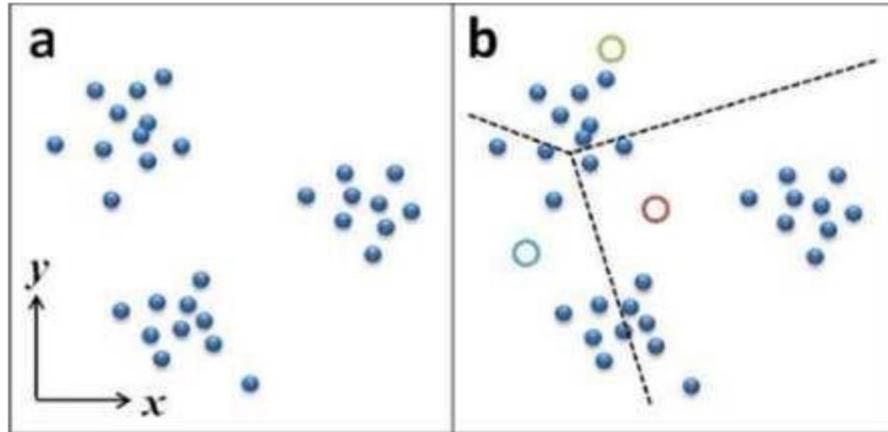


Figure III.10 : Exemple d'initialisation du K-Means avec trois clusters

Par la suite, on recalcule les centres de chaque cluster formé en fonction de la position des instances qu'ils renferment. Ensuite, chaque cluster reçoit des instances en fonction de sa distance euclidienne par rapport aux nouveaux centres.

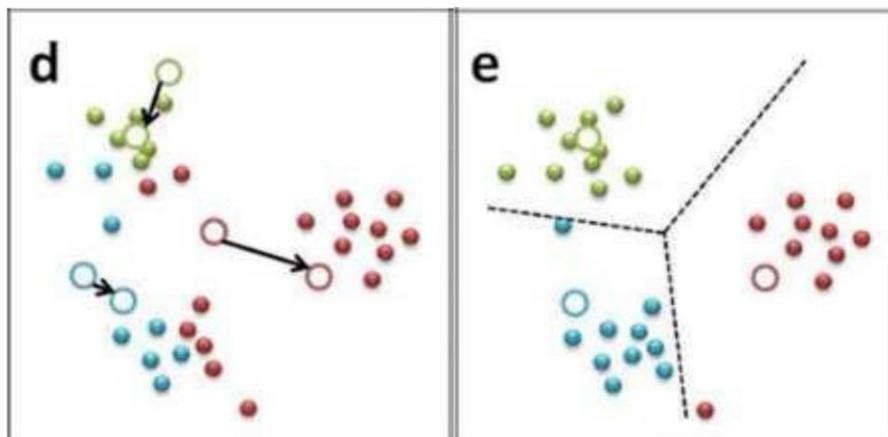


Figure III.11 : Mise à jour des centres après une itération de K-means.

Finalement, on répète ce processus jusqu'à ce que les centres des clusters ne varient que très peu d'une itération à l'autre, ce changement est connu sous le nom de stabilisation des centres de gravité. Des clusters qui ne se recoupent pas sont donc obtenus, et ils regroupent toutes les instances du jeu de données.

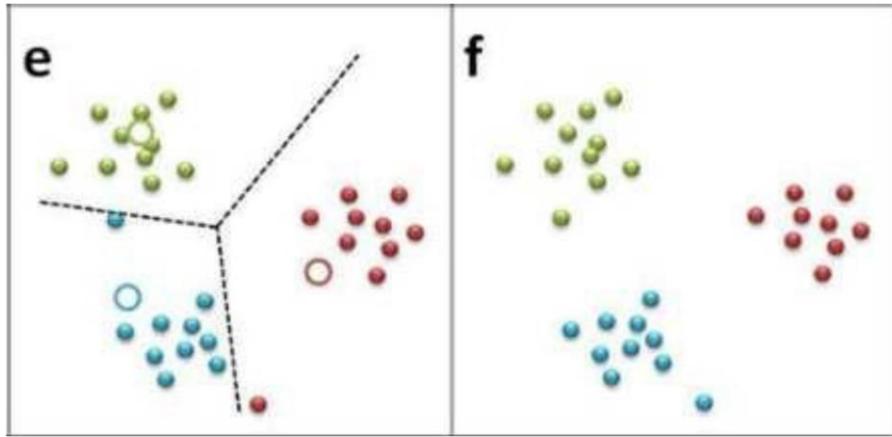


Figure III.12 : Exemples de clusters finaux obtenus avec K-means.

L'algorithme suivant résume les étapes principales pour l'exécution :

Entrée

Ensemble de N données, noté par x

Nombre de groupes souhaité, noté par k

Sortie

Une partition de K groupes $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$

Début

1) Initialisation aléatoire des centres C_k ;

Répéter

2) Affectation : générer une nouvelle partition en assignant chaque objet au groupe dont le centre est le plus proche;

$$x_i \in C_k \text{ Si } \forall_j |x_i - \mu_k| = \min |x_i - \mu_j|$$

Avec μ_k le centre de la classe K ;

3) Représentation : Calculer les centres associés à la nouvelle partition;

$$\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{x_i \in C_k} x_i$$

Jusqu'à convergence de l'algorithme vers une partition stable ;

Fin

b) Fuzzy C Means

L'algorithme Fuzzy C-Means (FCM) est une méthode de clustering largement utilisée en intelligence artificielle et en apprentissage automatique. Conçu comme une extension du célèbre algorithme de clustering K-Means, FCM permet de regrouper des données en clusters en tenant compte de la "fuzziness" ou incertitude des affiliations de chaque point de données à un cluster particulier.

FCM vise à partitionner un ensemble de données en clusters de manière floue, où chaque point de données appartient à chaque cluster avec une certaine probabilité (degré d'appartenance).

Sur l'image, l'algorithme utilise l'ensemble des pixels $A = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ où X_i est un vecteur de trois composantes (RVB par exemple), et le nombre de région c . Les valeurs des degrés d'appartenance sont regroupées dans une matrice $U = [u_{ik}]$ pour :

$1 \leq i \leq n, 1 \leq k \leq c$, où u_{ik} Désigne le degré d'appartenance du pixel i à la classe k . Pour avoir une bonne partition, on impose aux éléments de U les contraintes suivantes :

$$\begin{aligned} & - u_{ik} \in \{0,1\}; \\ & - \sum_k u_{ik} = 1; \text{ ceci } \forall i \end{aligned} \quad \text{(IV.1)}$$

L'algorithme du FCM fait évoluer la partition (Matrice U) en minimisant la fonction objective suivante :

$$J_m(U, C) = \sum_i \sum_k (u_{ik})^m \cdot \|X_i - C_k\|^2; \quad \text{(IV.2)}$$

Où :

- $m > 1$ est un paramètre contrôlant le degré de flou (généralement $m = 2$) ;
- C_k : le centre de la classe k .

L'algorithme consiste à :

1. choisir le nombre de classes : c (information à priori)
2. initialiser la matrice de partition U , ainsi que les centres C_k (initialisation aléatoire).
3. Faire évoluer la matrice de partition et les centres suivant les deux équations :

$$u_{ik} = 1 / (\sum_{j=1,c} (d_{ik} / d_{ij})^{2/(m-1)}), \text{ Mis à jour des degrés d'appartenances,}$$

$$\text{Où : } d_{ij} = \|X_i - C_j\|, \quad \text{(IV.3)}$$

$$4. \text{ Mise à jour des centres } C_k = (\sum_i (u_{ik})^m \cdot X_i / (\sum_i (u_{ik})^m)), \quad \text{(IV.4)}$$

4. Test d'arrêt $|J^{(t+1)} - J^{(t)}| < \text{seuil}$.

III.7 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre quelques concepts liés au domaine de traitement de l'image. Nous nous sommes focalisés beaucoup plus sur les approches de classification, notamment la classification non-supervisée qui va représenter l'approche de base utilisée dans notre projet.

Le chapitre suivant va être consacré à la partie traitement de l'image thermique par un clustering non-supervisé.

Chapitre IV

Interprétation intelligente de l'image thermique

IV. Introduction

Ce chapitre explore l'intégration de la thermographie et le traitement de l'image thermique dans le domaine de la vision industrielle. Ces systèmes de vision utilisent des techniques d'imagerie avancées pour améliorer les processus de fabrication, renforcer le contrôle de la qualité et garantir les normes de sécurité et assurer la maintenance préventive et prédictive. La thermographie, un élément clé de ces systèmes, consiste à capturer et analyser les images thermiques pour détecter les variations de température et identifier les anomalies invisibles à l'œil humain.

Dans ce contexte, le traitement d'image joue un rôle crucial en permettant l'analyse et l'interprétation des données thermiques. La segmentation d'image, en particulier, est essentielle pour isoler les régions d'intérêt dans une image thermique. Pour ce faire, nous allons présenter dans ce chapitre les approches que nous avons appliquées pour analyser ce type d'images, nous allons détailler les algorithmes correspondants ainsi qu'une étude comparative entre elles.

IV.1. Problématique

Dans le secteur industriel, divers défis sont rencontrés, notamment dans les installations électriques, où les courts circuits, et les défauts de serrage peuvent poser problème. Et la maintenance préventive joue un rôle crucial dans la gestion de ces défis. Une approche courante pour prévenir ces incidents consiste à utiliser des outils comme l'imagerie thermique.

Cette technologie utilise des caméras spéciales pour détecter et représenter les variations de température dans les objets ou les environnements en convertissant les rayonnements infrarouges en images thermiques.

Alors, comment l'imagerie thermique peut-elle être utilisée pour prévenir ces incidents ? Et comment elle peut être utilisée pour intervenir à temps afin de régler le problème au bon endroit ? Nous allons répondre à ces questions dans ce qui suit.

IV.2. Solutions proposées

Pour résoudre ce problème nous proposons l'intégration d'un système de vision thermique dans un système de vision industrielle afin de prévenir et prédire tout danger futur.

Rappelons qu'une vision thermique est une vision artificielle appliquée à l'image thermique.

Le système proposé doit être intégré à un système industriel composé d'une caméra thermique qui relève des images et les analyse en temps réel afin de relater et signaler toute anomalie pouvant engendrer un danger imminent (figure IV.1).

Pour analyser et interpréter l'image thermique nous nous sommes basés sur 3 approches de l'intelligence artificielle : notamment k-means, fuzzy c-means (FCM) et possibilistic fuzzy c-means (PFCM).

Notons que dans l'impossibilité de se procurer une caméra thermique et d'intervenir sur un site industriel réel, nous nous sommes contentés seulement de la partie traitement sur des images réelles acquises de différentes sources.

IV.3. Source des images utilisées

Les images sur lesquelles nous avons travaillées ont été prises à l'aide d'une caméra thermique de type « FLIR P-660 » à l'entreprise SONATRACH à HASSI-R'MEL en 2024. Voici quelques exemples d'images en figure IV.1. Dans le rapport d'inspection de ces images, la zone jaune est détectée comme une zone en surchauffe où il existe une anomalie (voir annexe).



Figure IV .1 : Quelques exemples d'images utilisées.

IV.4 Environnement de programmation

IV.4.1. Matlab

L'ensemble de nos tests et résultats des traitements ont été réalisés en utilisant l'outil de développement MATLAB R2016a. Ce logiciel permet de créer des solutions à des problèmes techniques, de réaliser des calculs, de créer des graphiques et d'analyser les données [MPT13].

Matlab propose un langage de programmation interactif et un environnement de programmation, ainsi que des outils pour créer des interfaces utilisateurs aux graphismes. Il est lié à des boîtes à outils connues sous le nom de Toolbox, qui offrent la possibilité d'accéder à des fonctionnalités spécifiques à un domaine d'application tels que le traitement d'images, par exemple. Il est donc essentiel de disposer de la toolbox Image Acquisition et de la toolbox Image Processing pour effectuer des opérations d'analyse d'images avec Matlab. On peut consulter les différentes fonctions de cette dernière en sélectionnant la fonction « help images » dans l'éditeur de commande de Matlab.

Matlab supporte 4 formats d'images qui sont : Les images binaires, les images d'intensités (à niveaux de gris), les images couleurs RGB et les images couleurs indexées.

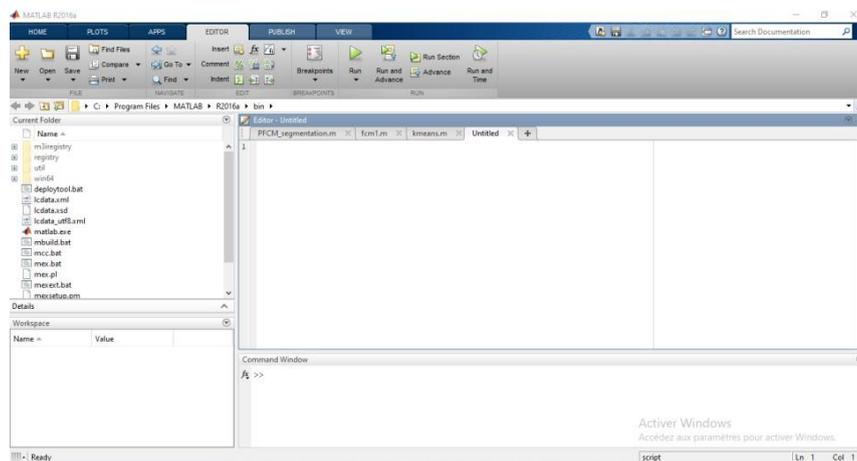


Figure IV .2 : Interface Matlab.

IV.4.2. Python

Python est un langage de programmation universel qui est employé dans de multiples domaines d'études. Il s'agit d'un langage de programmation de qualité supérieure et sa syntaxe est compréhensible

Les programmeurs peuvent développer des programmes plus simples à lire et à comprendre que du code écrit dans d'autres langages tels que C++ ou Java grâce à Python. Il peut être utilisé pour une variété d'applications allant du développement Web, la science de données à l'apprentissage automatique, le traitement des images.

Python dans le traitement d'images offre un environnement flexible et riche en fonctionnalités pour répondre aux besoins divers des applications d'imagerie. Nous l'avons utilisé pour mener nos expérimentations et réaliser nos travaux en utilisant l'outil de développement Google colab [QPP24].

IV.4.3 Google Colab

Google Colaboratory, ou Colab, est une version en tant que service de Jupyter Notebook qui vous permet d'écrire et d'exécuter du code Python via votre navigateur.

Jupyter Notebook est une création gratuite et open source du projet Jupyter. Un notebook Jupyter est comme un cahier de laboratoire interactif qui comprend non seulement des notes et des données, mais également du code capable de manipuler les données. Le code peut être exécuté dans le notebook, qui peut à son tour capturer la sortie du code. Des applications telles que Matlab et Mathematica sont les pionniers de ce modèle, mais contrairement à ces applications, Jupyter est une application web basée sur un navigateur. Ainsi il élimine le besoin d'une configuration complexe et d'une installation, car il s'exécute directement dans le navigateur. Il inclut également des bibliothèques Python pré-installées qui ne nécessitent aucune configuration pour être utilisées. [WAH24].

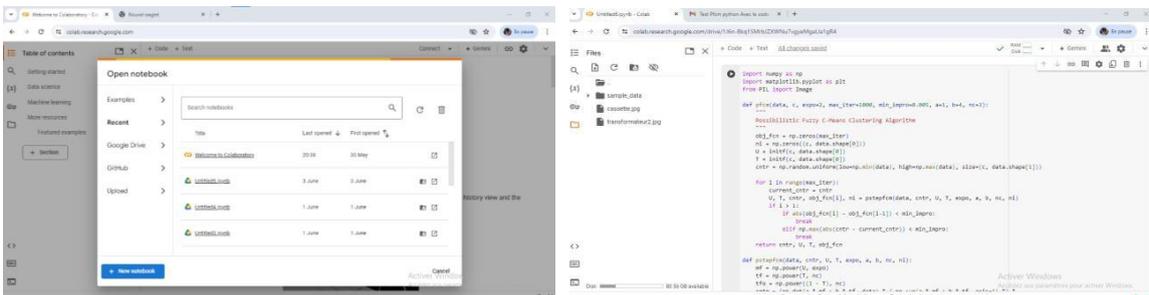


Figure IV .3 Interfaces de Google Colab

IV.5 Conception algorithmique proposée

Pour traiter l'image thermique, nous allons appliquer 3 algorithmes de partitionnement de l'image en classes de pixels : Kmeans, Fuzzy Cmeans et Possibilistic FCM. Cette opération est appelée clustering ou classification. Nous allons rappeler dans ce qui suit l'algorithme Kmeans et FCM et détailler le PFCM.

Notons que les deux premiers algorithmes ont été mis en œuvre sur le même type d'images en 2012 dans les travaux de [MPT13] [TIT13].

Voici l'organigramme commun du déroulement du processus du clustering par le Kmeans par exemple (Idem pour le FCM et le PFCM) :



Figure IV .4 Organigramme du déroulement du processus du clustering (Kmeans)

IV.5.1 Algorithme K-means

Rappelons que l'algorithme k-means est une méthode d'apprentissage automatique non supervisée largement utilisée pour la segmentation de données. Il vise à partitionner un ensemble de données en k groupes (clusters) distincts, où chaque observation appartient au cluster dont le centroïde est le plus proche. La procédure implique une alternance entre l'attribution des points à des clusters et la mise à jour des centroïdes de ces clusters pour minimiser la somme des carrés des distances entre les points et leur centroïde respectif.

L'objectif est d'atteindre une convergence où les affectations des points aux clusters ne changent plus significativement. (Voir chapitre III)

IV.5.2 Algorithme Fuzzy C Means

L'algorithme des c-moyens flous (fuzzy c-means) est un algorithme de classification floue fondé sur l'optimisation d'un critère quadratique de classification où chaque classe est représentée par son centre de gravité. L'algorithme nécessite de connaître le nombre de classes au préalable et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objectif. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance à une région donnée [MPT13]. Plus de détails sur cet algorithme sont donnés dans le chapitre 3.

IV.5.3 Algorithme Possibilistic Fuzzy C Means

L'algorithme PFCM (Possibilistic fuzzy C-means) a été introduit par Pal et al. C'est une combinaison entre l'algorithme de classification possibiliste (PCM : possibilistic C-means) et de classification floue (FCM : fuzzy C-means). Cette combinaison permet de prendre en considération à la fois le degré d'appartenance et le degré de typicalité des données ; ces deux aspects étant importants en classification.

Cette méthode de segmentation non supervisée introduit un paramètre supplémentaire appelé le paramètre de possibilité. Ce paramètre permet de contrôler à quel point un point de données peut appartenir à un cluster donné

La fonction objective du PFCM (Possibilistic Fuzzy C-Means) est formulée pour minimiser la somme pondérée des distances entre chaque point de données et chaque cluster, tout en prenant en compte les degrés de possibilité d'appartenance de chaque point à chaque cluster.

La fonction objective du PFCM est souvent définie comme suit :

$$J_{PCM} = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N u_{ij}^m d^2(x, b_i) + \sum_{i=1}^C n_i \sum_{j=1}^N (1 - u_{ij})^m$$

- N : Nombre total d'unités ou de composants.
- C : Nombre total de classes ou de catégories.

- um : Une fonction qui dépend de la position (x, bi) de l'unité m dans la classe i .
- d : Peut représenter une distance euclidienne ou une mesure de similarité entre x et bi .
- ni : Le nombre d'unités dans la classe i
- uij : Une fonction qui indique si l'unité i appartient à la classe j .
- m : Indice de l'unité.
- i, j : Indices pour les classes.

Les étapes de l'algorithme PFCM (Possibilistic Fuzzy C-Means) sont similaires à celles de l'algorithme Fuzzy C-Means (FCM), mais avec l'ajout de la prise en compte des degrés de possibilité d'appartenance des points aux clusters. Voici les étapes typiques de l'algorithme PFCM :

1. Initialisation des paramètres :

- ✓ Définir le nombre de clusters c .
- ✓ Initialiser aléatoirement les centroïdes des clusters v_j .
- ✓ Initialiser les degrés d'appartenance uij et les degrés de possibilité p_{ij} de manière aléatoire ou en utilisant une initialisation spécifique.

2. Calcul des degrés d'appartenance et des centroïdes :

Pour chaque point de données x_i calculer les degrés d'appartenance uij à chaque cluster en utilisant la formule :

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n \left(\frac{d(x_j, v_i)}{d(x_j, v_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} + \varepsilon}$$

Mettre à jour les centroïdes des clusters v_j en utilisant les nouveaux degrés d'appartenance calculés.

3. Calcul des degrés de possibilité :

Pour chaque point de données x_i calculer les degrés de possibilité p_{ij} à chaque cluster en utilisant la formule :

$$p_{IJ} = \left(\frac{1}{1 + \left(\frac{u_{ij}}{1 - u_{ji}} \right)^{\frac{1}{\lambda - 1}}} \right)^{\frac{1}{p}}$$

- λ est le paramètre de possibilité et p est un paramètre qui contrôle la sensibilité aux changements de possibilité.

4. Mise à jour des centroïdes pondérés :

Mettre à jour les centroïdes des clusters en utilisant les degrés de possibilité pondérés et les nouveaux degrés d'appartenance.

5. Critère d'arrêt :

Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint, tel qu'un nombre maximum d'itérations fixé ou une faible variation des centroïdes.

6. Assignment des clusters :

Une fois que les centroïdes des clusters convergent, attribuer chaque point de données au cluster dont le degré d'appartenance est le plus élevé.

Ces étapes sont itérativement répétées jusqu'à ce que la convergence soit atteinte. L'algorithme PFCM vise à minimiser la fonction objective qui prend en compte à la fois les distances entre les points de données et les centroïdes des clusters, ainsi que les degrés de possibilité d'appartenance.

IV.6 Résultats pratiques

IV.6.1 Application du K-means sur une image thermique

Nous avons initié le processus de segmentation par K-means en utilisant successivement les valeurs de k égales à 3, 5, puis 10. Cette approche a été adoptée afin d'obtenir des résultats plus précis et une représentation visuelle plus claire. L'objectif était de conserver l'information pertinente tout en identifiant de manière précise les zones de surchauffe.

Voici le programme python utilisée sous Google Colab :

```
image = imread("cassette.jpg")
print(image.shape)
plt.imshow(image)
plt.show()

# Reshape the image into a 2D array of pixels
pixels = image.reshape(-2, 3)

# Apply k-means clustering
k = 3

centroids, labels = kmeans(pixels, k)

# Recreate and display each segmented cluster image separately
for i in range(k):
    cluster_image = np.zeros_like(pixels)
    cluster_image[labels == i] = pixels[labels == i]
    segmented_image = cluster_image.reshape(image.shape)

plt.figure()
plt.title(f'Cluster {i + 1}')
plt.imshow(segmented_image)
plt.show()
```

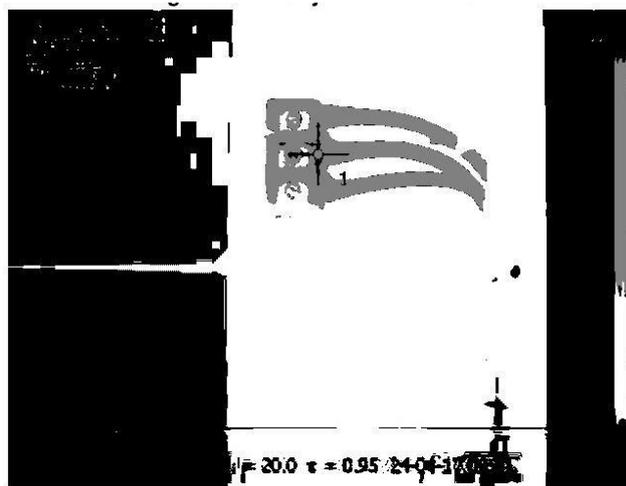


Figure IV.5 : Résultats de K-means avec trois segments $K=3$ (noir et blanc).

En analysant l'image de la figure IV.5 nous remarquons que la zone recherchée a été légèrement fusionnée avec le fond de l'image.



Figure IV .6 : Résultats de k-means avec k=5.

En augmentant le nombre de classe à 5, la zone recherchée reste floue et imprécise. Pour plus de détails on augmente le nombre de classes à 10.



Figure IV .7 : Résultats de k-means avec k =10.

La figure IV .8 illustre le segment 5 (de l'image partitionnée avec k=10), qui représente la région surchauffée et est indiquée par la couleur jaune.

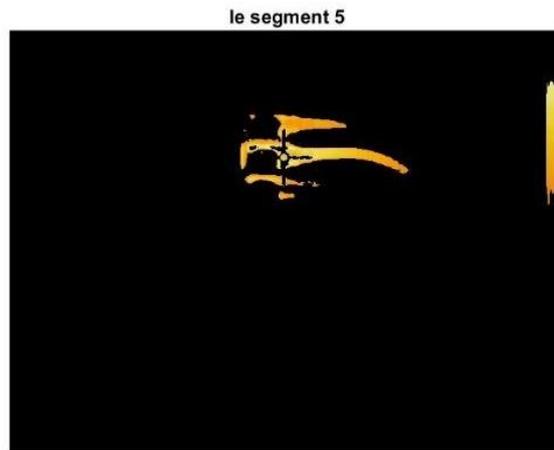
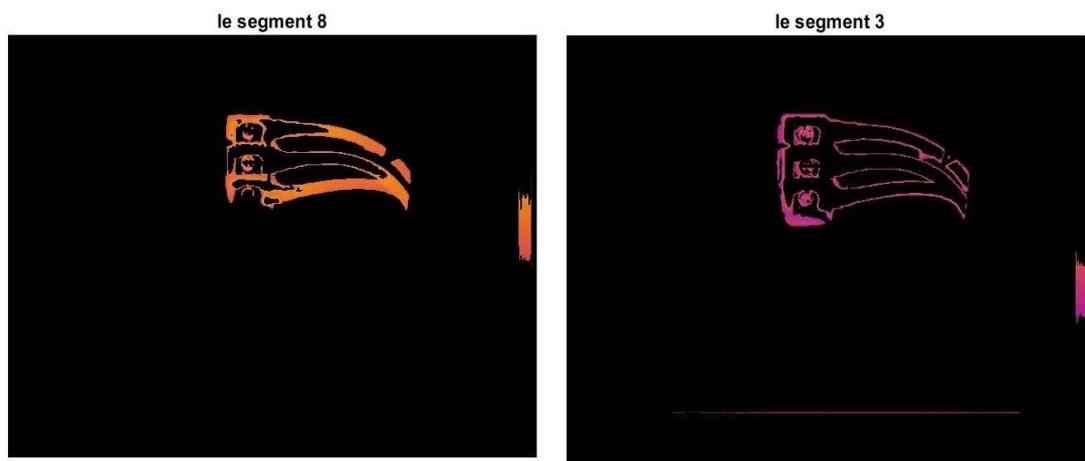


Figure IV .8 : Segment 5 de la zone en surchauffe.

Les contours de la zone surchauffée sont représentés dans les figures IV.9.a (classe 8) et IV.9.b (classe 3)



(a)

(b)

Figure IV .9 : (a), (b) les contours de la zone surchauffée.

Les autres segments qui ne nous intéressent pas dans cette segmentation sont illustrés dans la figure IV .10. Ils représentent le fond de l'image, des artefacts, des labels, etc...

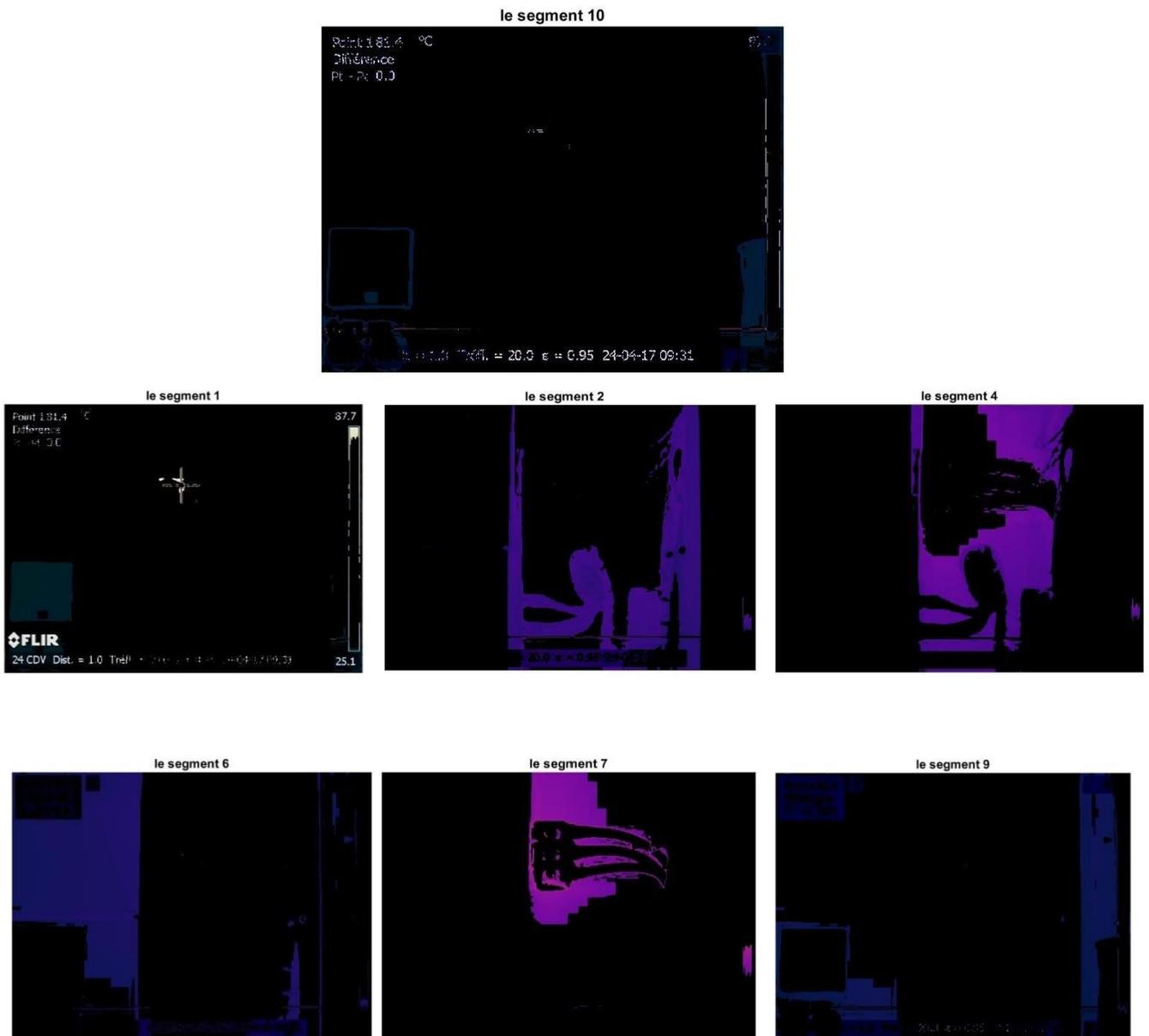


Figure IV .10 : Reste des segments (k=10).

IV.6.2 Application du fuzzy Cmeans sur l'image thermique cassette

- **Étape 1 : Lecture de l'image**

```
_de = imread ('cassette.jpg');
Figure ; imshow(de), title('cassette')
```

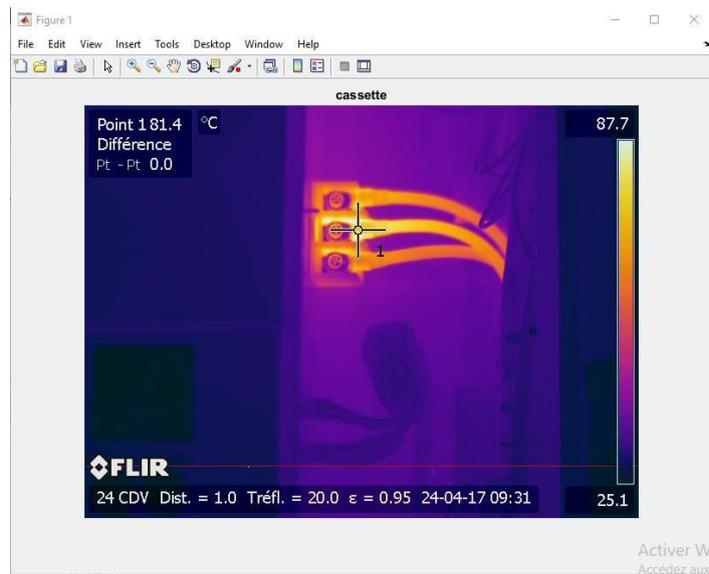


Figure IV .11 : Chargement de l'image « cassette.jpg » sous Matlab

- **Étape 2 : Convertir l'image du modèle RVB au modèle Lab**

Dans cette phase, nous procédons à la conversion de l'image du modèle RGB (Rouge, Vert, Bleu) au modèle Lab (Luminosité, a , b). Le modèle Lab se compose de trois composantes : 'L' pour la luminosité, 'a' pour une gamme de couleurs allant du vert au magenta, et 'b' pour une gamme de couleurs allant du bleu au jaune. Pour ce faire, nous utilisons la fonction 'makecform('srgb2lab')'.

```
cform = makecform ('srgb2lab');
lab_de = applycform (de, cform);
```

- **Étape 3 : Classifier les couleurs à travers la méthode Fuzzy C-means**

Fuzzy C-means représente chaque pixel par sa position dans le modèle de couleurs. Il faut spécifier le nombre de groupes ou de partitions, le type de distance métrique (euclidienne par exemple) entre les classes. La fonction fcm de Matlab prend en charge cette partie. Pour commencer on porte le K à 3 classes.

- **Étape 4 : Distinguer chaque pixel de l'image après exécution du Fuzzy C-means**

Après classification par Fuzzy C-means chaque classe est caractérisée par un niveau de gris moyen et chaque pixel de l'image appartient à une classe résultat. Avec 3 classes (K=3) le pixel est soit dans la classe 1 soit dans la classe 2 ou la classe 3 qui sont labélisées et indexées.

Sur notre image thermique le nombre 3 du K engendre 3 classes objets et fond de l'image (voir Figure IV.12). En analysant l'image nous remarquons que nous avons perdu une grande partie de l'information à rechercher d'où un choix non conforme du K.

```
pixel_labels = reshape(cluster_idx,nrows,ncols);
figure; imshow (pixel_labels,[]), title('les segments du cassette:Noir et blanc');
```

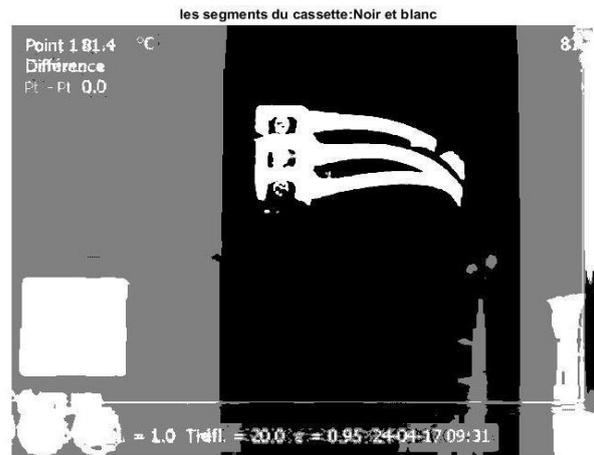


Figure IV .12 : Décomposition d'image en trois segments K=3 (noir et blanc).

Pour corriger ce problème nous allons augmenter le nombre de classes à 5 (**Figure IV.13**) et répéter les instructions précédentes :

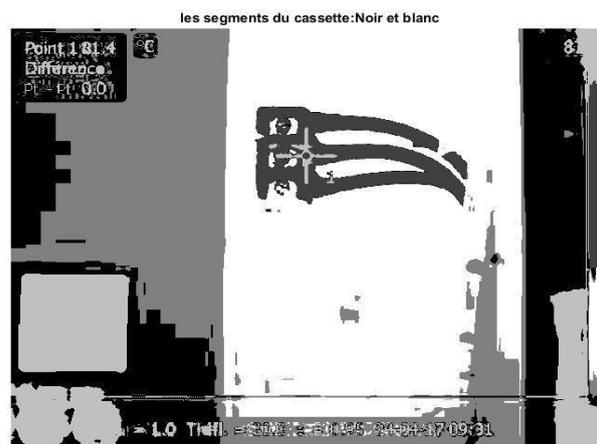


Figure IV .13 : Résultats pour K= 5.

Avec $K=5$, on voit que l'image est divisée en cinq niveaux de gris, où la zone la plus chaude est représentée par la teinte de gris la plus claire. Malheureusement, ces résultats restent peu précis.

Nous développons encore la valeur de K à 10 pour une segmentation plus précise (figure IV.14).

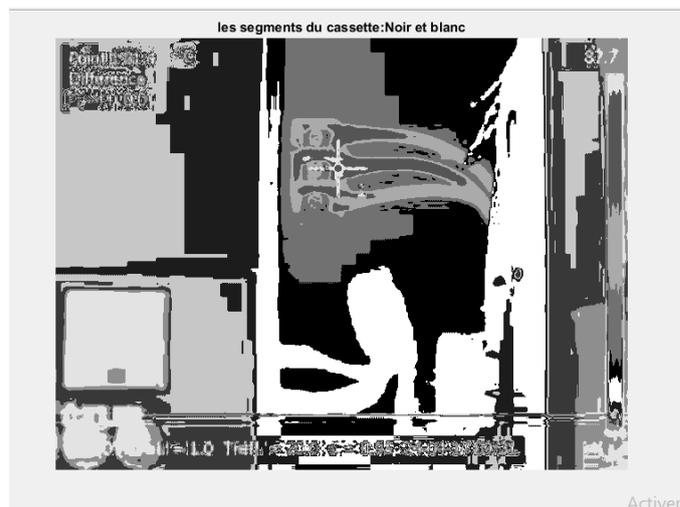


Figure IV.14 : Résultats pour $K= 10$.

On remarque que l'image est segmentée en 10 groupes. Nous pouvons observer clairement que la partie désirée est bien déterminée par un niveau de gris spécifique. On peut dire que la meilleure valeur pour k est 10, car il détecte précisément la zone de mauvais serrage qui apparaît clairement à l'image de référence.

- **Etape 5 : Séparer l'image en niveaux de gris en images classe en couleur**

Dans cette étape à chaque classe est affectée une couleur et chaque classe est affectée séparément à une image indépendante suivant ces instructions :

```

segmented_images = cell(1,3);
rgb_label = repmat(pixel_labels,[1 1 3]);
for k = 10:nColors
    color = de;
    color(rgb_label ~= k) = 0;
    segmented_images{k} = color;
end

figure; imshow(segmented_images{1}), title('le segment 1');
figure; imshow(segmented_images{2}), title('le segment 2');

```

IV.6.3. Application du Possibilistic Fuzzy Cmeans

- **Étape 1 : Lecture de l'image**

Voici les instructions python utilisée sous Google colab pour lire l'image :

```

image = Image.open('cassette.jpg')

plt.imshow(image, cmap='jet')
plt.colorbar()
plt.title('Original Image')
plt.show()

image = image.convert('RGB')
image_data = np.asarray(image, dtype=np.float32) / 255.

```



Figure IV.15 : Image originale chargée sous colab

- **Étape 2 : Clustering par PFCM (Code python)**

```
cntr, U, T, obj_fcn = pfcfcm(pixels, c, expo, max_iter, min_impro, a, b,
nc)

    dist = pdistfcm(cntr, data)
    tmp = np.power(dist, (-2 / (expo - 1)))
    U = tmp / np.sum(tmp, axis=0)
    mf = np.power(U, expo)
    ni = mf * np.power(dist, 2) / np.sum(mf, axis=0)
    tmpt = np.power((b / ni) * np.power(dist, 2), (1 / (nc - 1)))
    T = 1 / (1 + tmpt)
    tf = np.power(T, nc)
    tfo = np.power((1 - T), nc)

    new_cntr = (np.dot(a * mf + b * tf, data).T / np.sum(a * mf + b *
tf, axis=1)).T

    obj_fcn = np.sum(np.sum(np.power(dist, 2) * (a * mf + b * tf),
axis=0)) + np.sum(ni * np.sum(tfo, axis=0))
```

- **Étape 3 : Affichage de l'image segmentée**

Ces instructions utilisent la bibliothèque Matplotlib en Python pour afficher une image segmentée à l'aide de l'algorithme PFCM. Elles définissent l'affichage de l'image segmentée, ajoutent une barre de couleur pour représenter les valeurs d'intensité, définissent un titre pour l'image, puis affichent l'image dans une fenêtre graphique.

```
plt.imshow(clustered_image, cmap='jet')

plt.colorbar()

plt.title('Clustered Image')

plt.show()
```

Nous avons décidé de suivre la même approche que pour le FCM et d'entamer la segmentation en fixant le nombre de clusters à 3. (Figure IV .16).

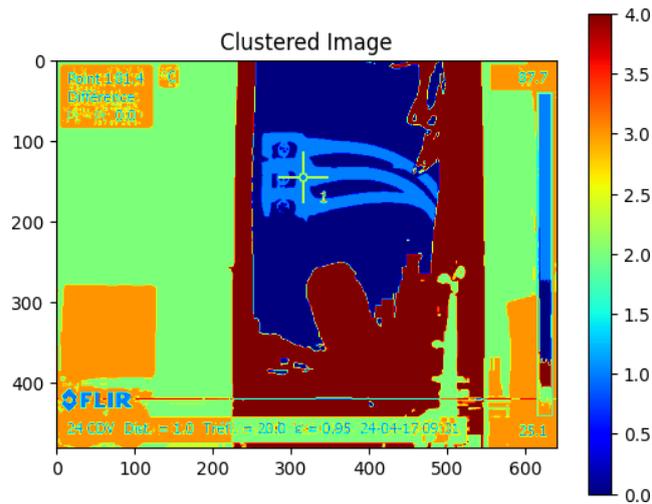


Figure IV.16 : L'image segmentée pour $c=3$.

Après avoir analysé l'image, nous observons une importante perte d'informations recherchées, ce qui indique une sélection inadéquate de la valeur de c (nombre de clusters).

Pour résoudre ce problème, nous allons simplement augmenter le nombre de clusters à 5, comme indiqué dans la figure IV.17, puis répéter les étapes précédentes.

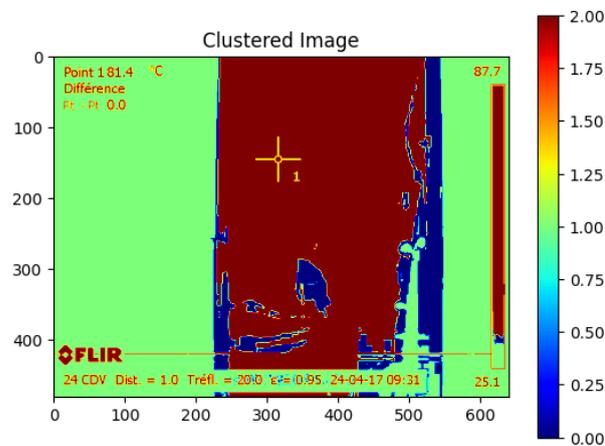


Figure IV .17 : L'image segmentée pour $c=5$.

En utilisant $c=5$, l'image est segmentée en cinq couleurs, avec la zone la plus chaude représentée par une teinte de bleu plus clair. Cependant, malgré cette tentative, les résultats

restent peu précis. Nous allons donc augmenter la valeur de c à 10 pour obtenir une segmentation plus précise, comme illustré dans la (figure IV .18).

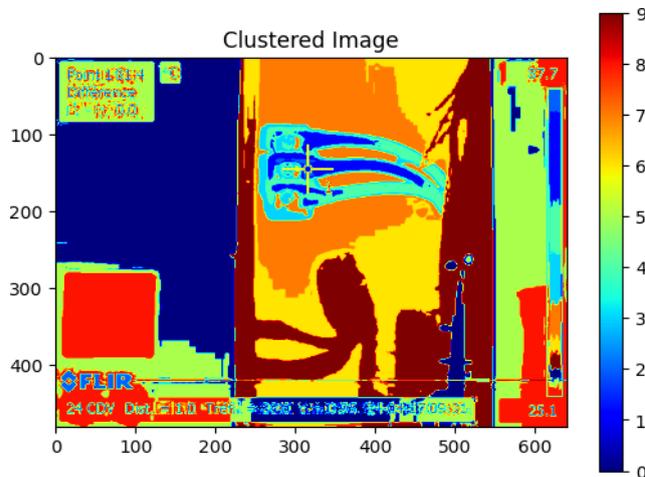


Figure IV .18 : l'image segmentée pour $c=10$.

Nous constatons que l'image est segmentée en 10 couleurs. Il est évident que la partie souhaitée est clairement délimitée par une teinte de bleu clair spécifique. Nous pouvons conclure que la valeur optimale pour c est 10, car elle permet de détecter avec précision la zone de mauvais serrage, comme clairement visible sur l'image de référence.

- **Étape 4 : Affichage de chaque cluster séparément**

L'algorithme PFCM (Partition Fuzzy C-Means) permet une segmentation d'image plus flexible il attribue à chaque pixel un degré d'appartenance à chaque classe, représenté par un nombre réel entre 0 et 1.

```

for cluster_num in range(c):
    cluster_mask = (clustered_image == cluster_num)
    cluster_image = np.zeros_like(image_data)
    cluster_image[cluster_mask] = image_data[cluster_mask]
    plt.figure()
    plt.imshow(cluster_image)
    plt.title(f'Cluster {cluster_num + 1}')
    plt.show()

```

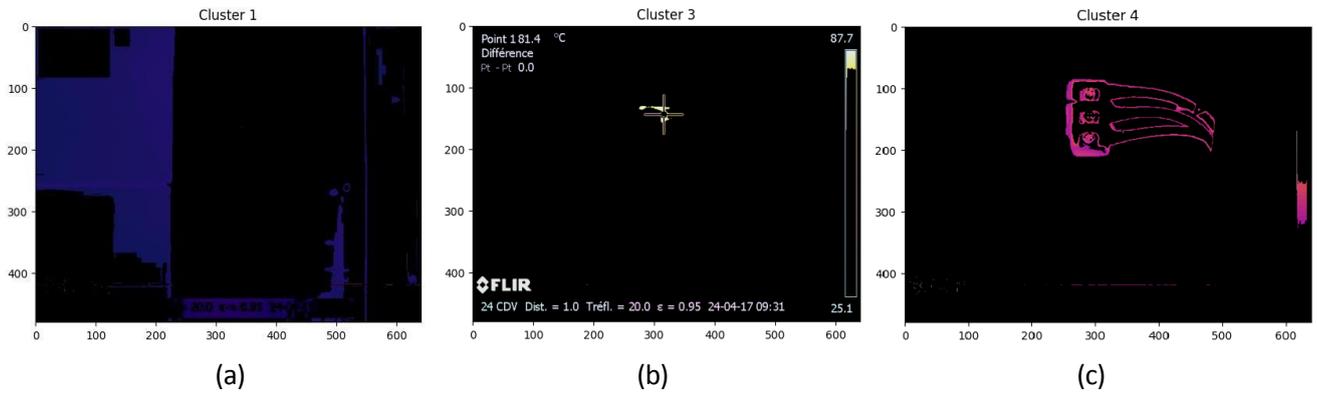


Figure IV.19 : Segments 1, 3, 4 du PFCM.

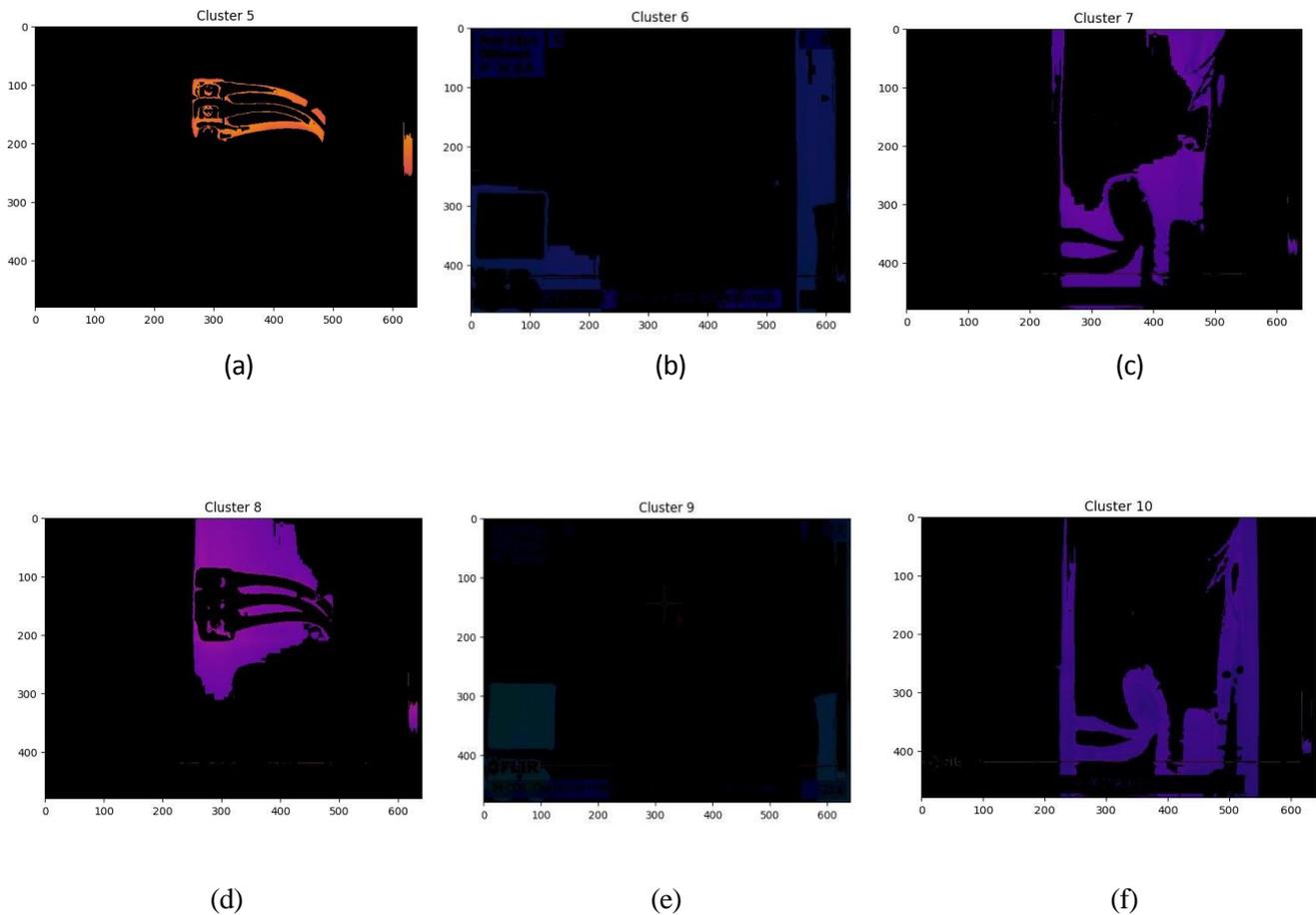


Figure IV.20 : Segments 5, 6, 7, 8, 9, 10 (PFCM).

Dans les figures IV.19 et IV.20 nous voyons les segments qui illustrent les contours de la zone recherchée et les autres segments de l'image.



Figure IV.21 : Segment de la zone surchauffé (segment 2) pour $c=10$ (PFCM).

IV.7. Autres résultats

Voici quelques résultats sur d'autres images :

- **Transformateur**

La figure suivante présente une scène réelle prise sur un transformateur chez l'entreprise Tayal S.P.A-L'algérienne des industries textiles (Relizane- sidi khateb).



Figure IV .22 : Image thermique du transformateur.

L'algorithme FCM engendre les images classifiées en figures **IV.23**. a, b, c pour respectivement 3, 5, 10 classes.

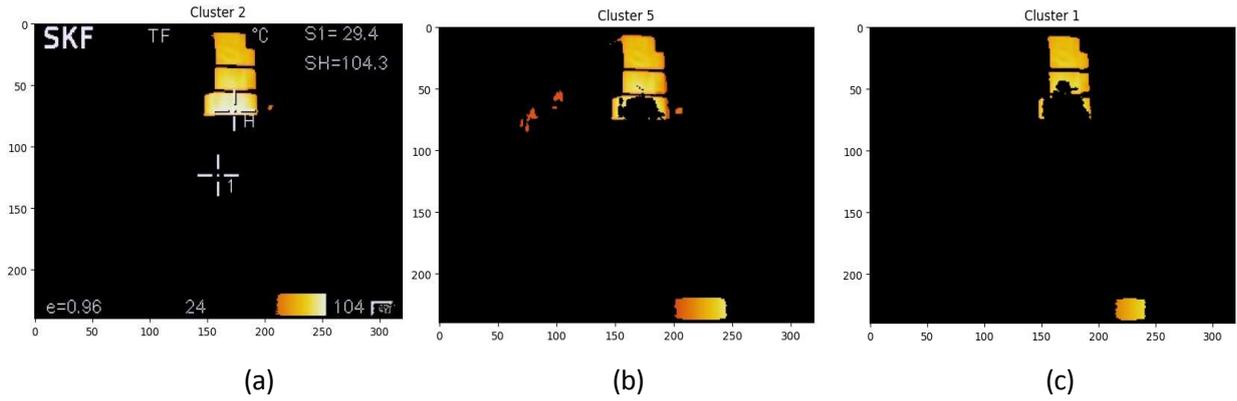


Figure IV .23 : les segments du FCM de la zone surchauffée pour k=3, k=5, k=10.

Les résultats de l'algorithme PFCM sont illustrés dans la figure IV.24

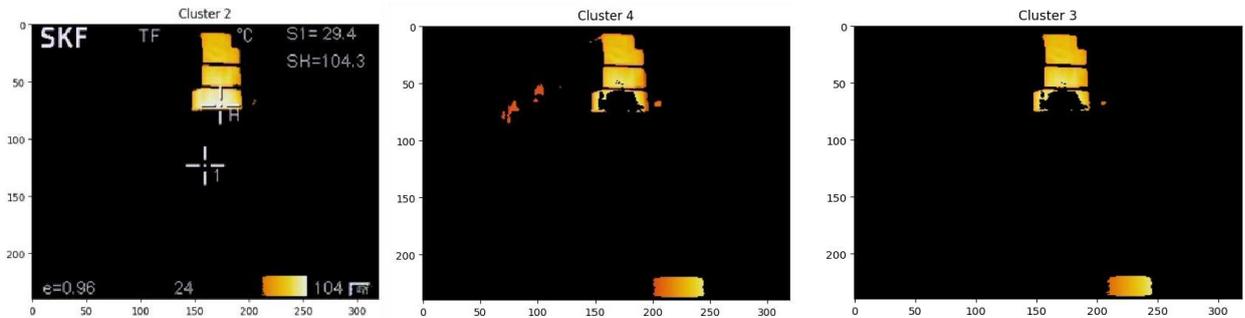


Figure IV .24 : Segments du PFCM de la zone surchauffée pour c=3, c=5, c=10.

Dans la figure IV.25 sont détaillés les résultats de l'algorithme kmeans sur 3,5 et 10 classes :



Figure IV .25 : Segments du transformateur avec Kmeans pour k=3, k=5, k=10.

- **Disjoncteur**

La figure IV.26. Présente l'image thermique d'une scène réelle prise sur un disjoncteur où il y a un problème de mauvais serrage [TIT13].

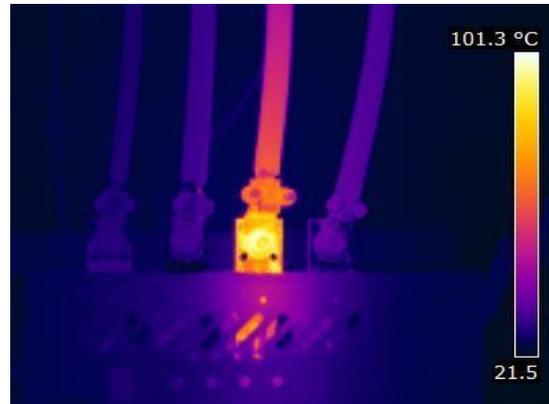


Figure IV .26 : Image thermique d'un disjoncteur.

L'algorithme FCM engendre les images classifiées en figures IV.27. a, b, c pour respectivement 3, 5, 10 classes.

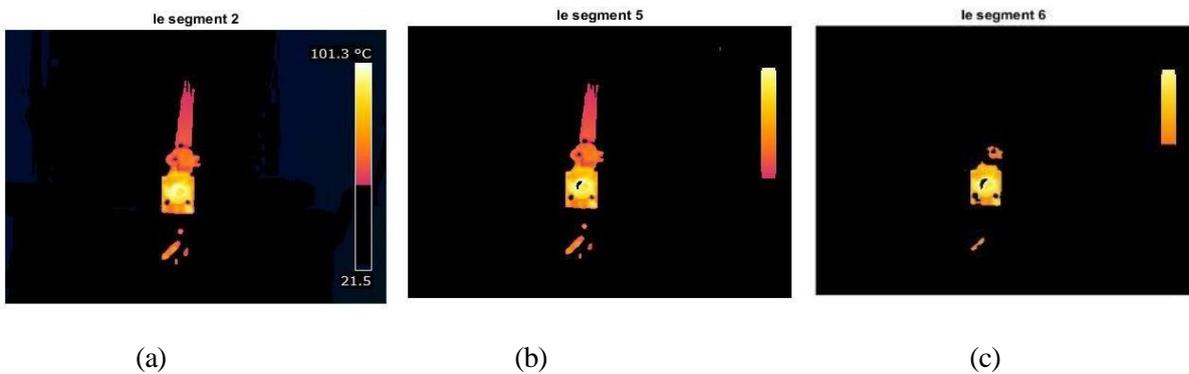


Figure IV .27 : Segments du disjoncteur avec FCM pour $k=3$, $k=5$, $k=10$.

Pour le PFCM nous avons travaillé avec le même nombre de classes 3, 5, 10 présentées respectivement dans la figure IV .28 (a), (b), (c).

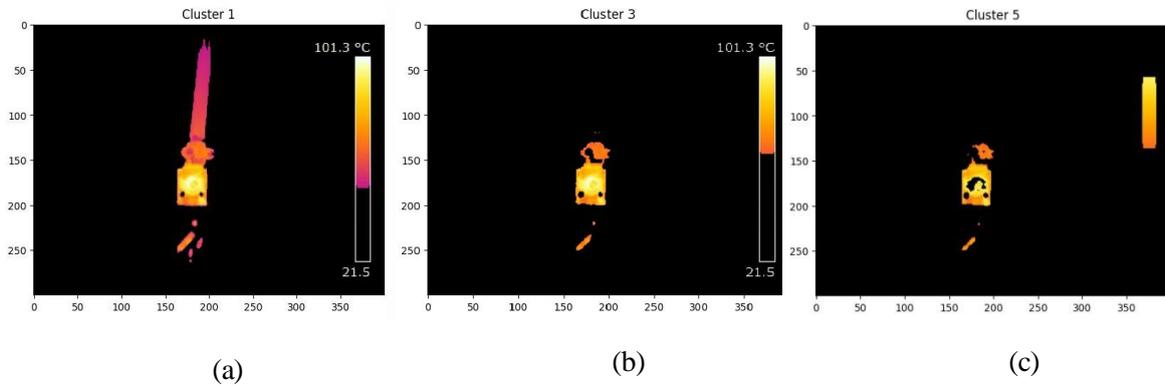


Figure IV.28 : Segments du disjoncteur avec PFCM pour $c=3$, $c=5$, $c=10$.

Les résultats du Kmeans sur la même image en utilisant le même nombre de classes.

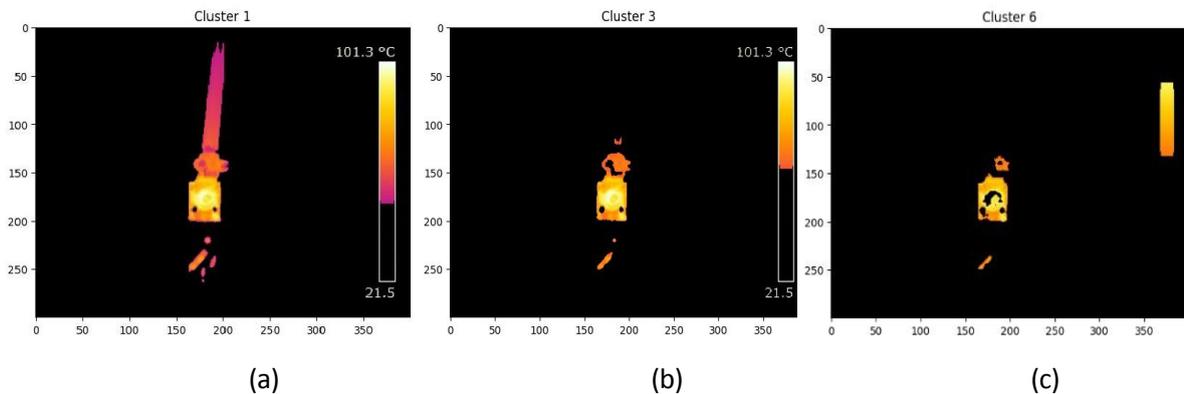


Figure IV.29 : Segments du disjoncteur avec kmeans.

IV.8. Etude comparative

A partir de ces résultats sur les images thermiques étudiées nous constatons que :

- Pour un nombre de classes réduit, l'information en question est fusionnée avec d'autres régions sans relations sémantiques.
- La région d'intérêt recherchée par les 3 algorithmes ne peut être bien isolée que si on augmente le nombre de classes.

- Un nombre de classes élevé ne veut pas forcément dire une région suspecte précise (risque de perte d'information). Il s'agit de trouver le meilleur compromis nombre de classe adéquat/bonne région d'intérêt.
- L'algorithme FCM à partir de 5 clusters isole parfaitement la région d'intérêt qui présente une zone de suspicion de danger contrairement à l'algorithme PFCM qui maintient quelques détails comme les zones d'étiquetage.
- En augmentant beaucoup plus le nombre de clusters (>15), la zone recherchée est beaucoup plus conservée avec le FCM (figure IV.30.b) qu'avec le PFCM (figure IV.30.a)

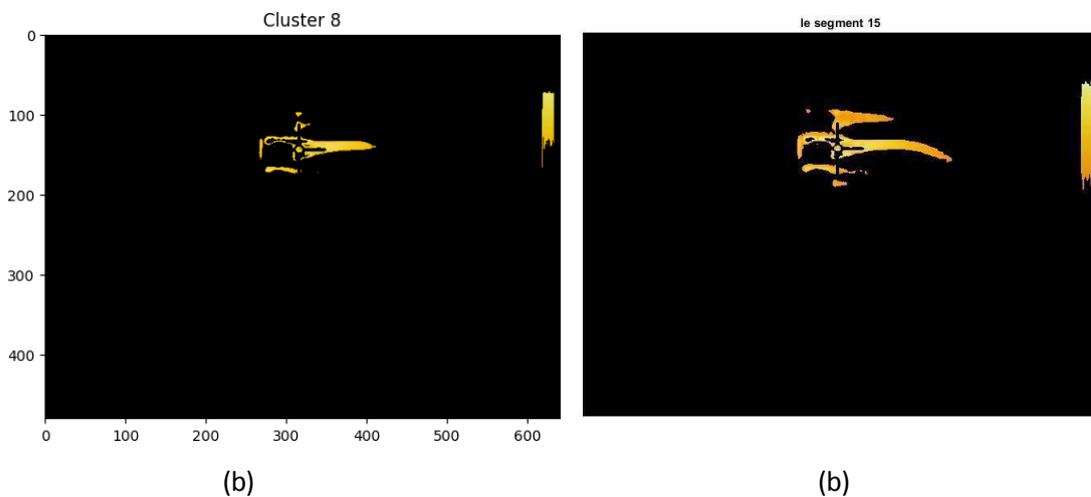


Figure IV .30 : Segments de la zone en surchauffe issus du PFCM et du FCM (15 classes).

IV.9. Conclusion

Dans ce chapitre on a exploré la segmentation d'images thermiques à travers l'application de différentes approches d'intelligence artificielle de clustering tels que K-means, Fuzzy C Means et Possibilistic Fuzzy C Means. Chaque méthode a été évaluée pour sa capacité à identifier et à segmenter efficacement les régions thermiques dans les images.

Les résultats obtenus ont été analysés pour évaluer l'efficacité de chaque méthode ainsi que l'utilisation de divers environnements de programmation comme Matlab, Python et Google Colab a facilité la mise en œuvre pratique de ces techniques.

Nous avons constaté que ces approches offrent des solutions viables pour la segmentation d'images thermiques, chacune présentant ses propres avantages en fonction des

caractéristiques spécifiques des données et des besoins de précision du domaine d'application.

Ces résultats soulignent l'importance croissante de l'intelligence artificielle dans l'amélioration des techniques de traitement d'images thermiques.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

En conclusion, ce mémoire a mis en lumière l'importance cruciale de la maintenance préventive assistée par l'imagerie thermique dans divers secteurs industriels. L'imagerie thermique est devenue un outil indispensable pour la maintenance préventive grâce à sa capacité à détecter les variations de température invisibles à l'œil nu, elle permet d'identifier rapidement les équipements défectueux.

Le traitement des images thermiques par les méthodes de clustering offre une approche puissante pour l'analyse et l'interprétation des données thermographiques. Le clustering est une technique d'apprentissage non supervisé qui permet de regrouper les pixels d'une image thermique en clusters ou en groupes homogènes, Pour analyser l'image thermique nous nous sommes basés sur 3 approches de l'intelligence artificielle : notamment k-means, fuzzy c-means (FCM) et possibilistic fuzzy c-means (PFCM).

L'étude, que nous avons menée sur des images réelles de l'entreprise Sonatrach à HASSI-R'MEL et Tayal S.P.A - L'Algérienne des industries textiles, a démontré de manière concluante les nombreux avantages des approches basées sur le clustering pour la maintenance préventive par imagerie thermique.

Le FCM a été parmi la meilleure approche qu'on a utilisée et la plus bénéfique parce que sa capacité à gérer les frontières floues entre les clusters a permis une segmentation plus précise et adaptative des images thermiques. PFCM c'est une amélioration de FCM qui permet une segmentation robuste surtout dans environnements bruités.

Loin d'être parfait ce travail nécessite d'être amélioré en intégrant par exemple cette partie software à un vrai système embarqué à des équipements réels sur un site industriel. Aussi nous proposons de passer du mode non-supervisé au mode supervisé à travers des approches plus performantes avec un apprentissage en temps réel des différentes zones de danger.

Références bibliographique

- [ASC19] GASMIA, hamza, "ALGORITHME DE SEGMENTATION PAR CHANVESE POUR LES DIFFERENTES MODALITES DES IMAGES", mémoire de master (2019).
- [AVI24] <https://bcnvision.es/blog-vision-artificial/top-10-meilleures-applications-de-vision-artificielle-dans-lindustrie/> [consulté le 16/04/2024, 11 :40].
- [CND18] <https://www.technologuepro.com/cours-contrôle-non-destructif/chapitre-6-la-thermographie-infrarouge.pdf> [consulté 12/03/2024].
- [CNS17] Dalia, Kaidi. Classification non supervisée de pixels d'images couleur par analyse d'histogrammes tridimensionnels. Diss. Université Mouloud Mammeri, 2017.
- [CON16] Congex, Presentation de la vision industrielle : guide d'automatisation du process et d'amélioration de la qualité, 2016.
- [COG24] <https://www.cognex.com/fr-fr/what-is/machine-vision/components/lighting> [consulté le 12/04/2024].
- [DAC20] d'Acremont, Antoine. Réseaux de neurones profonds pour la classification d'objets en imagerie infrarouge : apports de l'apprentissage à partir de données synthétiques et de la détection d'anomalies. Diss. ENSTA Bretagne-École nationale supérieure de techniques avancées Bretagne, 2020.
- [DDT23] Lebdiri, Houssein, and Souad Encadreur Biad. Détection de défauts de textiles par vision industrielle. Diss. Université de Jijel, 2023.
- [ECD24] Ertz, Myriam, et al. "Nouveau marketing de produit : Comment l'industrie 4.0 contribue-t-elle à la consommation durable par des produits augmentés?."
- [ICW24] <https://www.fluke.com/en-us/learn/blog/thermal-imaging/how-infrared-cameras-work>. [consulté 23/04/2024]
- [IME22] Leplongeon, Alice. "Influences du modèle européen de préhistoire en Égypte au début du XXe siècle : les travaux du Père Paul Bovier-Lapierre SJ (1873–1950) et D'Edmond Vignard (1885–1969)." Organon 54 (2022).
- [ITC21] Slimane, MOHAMED Aymene. "Imagerie thermique pour le contrôle qualité." (2021)
- [ITI20] Hamlaoui, Halima. "Images térahertz et infrarouges pour le contrôle de la qualité intérieure du fruit de dattier." (2020).
- [MPT13] M.abdennour, N.Nadjet. "la maintenance preventive par thermographie infrarouge : traitement flou de l'image thermique
- [NIC10] nicolas vandenbroucke, "vision industrielle", 2010.
- [QHT22] <http://www.quanhomtech.com/n1875622/news-detail.htm> . [consulté 22/04/2024].

- [QPP24] <https://www.xarala.co/blog/que-ce-que-python-pourquoi-lapprendre/>. [consulté 03/06/2024]
- [RIS24] Risk, Laura, and Nicolas Calvé. "La citationalité, la tradition et le problème des origines : Regard sur les veillées publiques et le «tradinationalisme» dans le Québec du début du xx e siècle." (2024).
- [SCF15] Thinhinane, Melle ACHAT, et al. "Projet de fin d'études."2015.
- [SDA24] <https://www.infratec.eu/fr/infratec-infrarouge/secteurs-dactivite-et-applications/>[consulté 15/3/2024]
- [SIC16] BENFRIHA, Sarra, and Asma HAMEL. "Segmentation d'image par Coopération région-contours." (2016).
- [SKM20] Bahri, Rawdha, and Nourelhouda Hadjadj. Segmentation d'Image par Classification (k_means). Diss. Université Kasdi Merbah Ouargla.2020
- [TCS24] <https://www.thermoconcept-sarl.com/documents/proprietes-thermiques/>[consulté 12/04/2024]
- [TIT13] K.Abelhamid, F.Smail. "La vision industrielle : Traitement de l'image thermique pour la détection des zones de danger "(2013).
- [THE20] Lupinski, P. Métivier-D., and C. E. Bleeker. "THERMIQUE."2020.
- [UCC17] Lachaal Houda, Houmeur Hanane. "Utilisation de constances des couleurs pour la segmentation des images." (2017).
- [VAI09] Vaisse, Pierre. "Entre utopie et publicité : complexités et ambiguïté d'"Une cité industrielle"."2019
- [MPT13] M.abdenmour, N.Nadjet. "La maintenance preventive par thermographie infrarouge : traitement flou de l'image thermique (2013).
- [WAH24] <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/tutorial/Why-and-how-to-use-Google-Colab>. [consulté 04/06/2024]

Annexe



EXPLORATION PRODUCTION
DIVISION PRODUCTION
DIRECTION REGIONALE
HASSI R'MEL

Rapport d'inspection

Par Thermographie

Inspecté par :

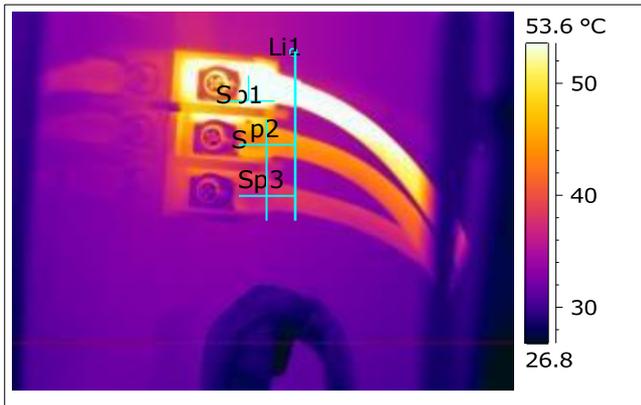
Louafi samir

Temmir mohemed

Date d'inspection : 17/04/2024

Information	
Region	HRM
Site	SBC
Equipement	Cassettes électriques
Service	Electricité industrielle
Contact	2601-3594

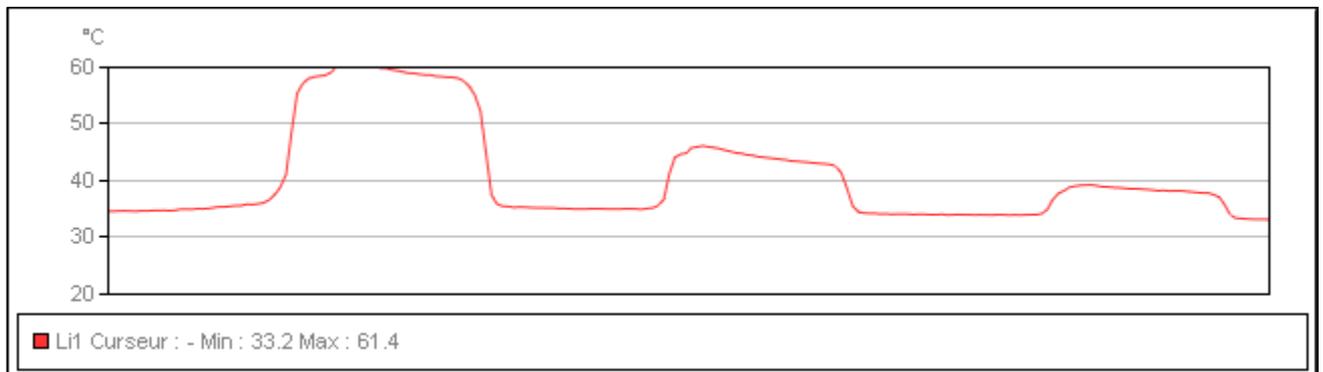
	Inspection thermographique à SBC	Date : 17/04/2024
---	---	--------------------------

Thermogramme :

Sp1 Température	65.2 °C
Sp2 Température	43.7 °C
Sp3 Température	37.2 °C

Photo

Localisation	S/S 91
Panneau	09-LS-1 / 09-MC-1A
Equipment	09-EM-901A-4B

**Anomalie détectée :**

On remarque une différence importante de température entre les trois (3) phases.

Annexe

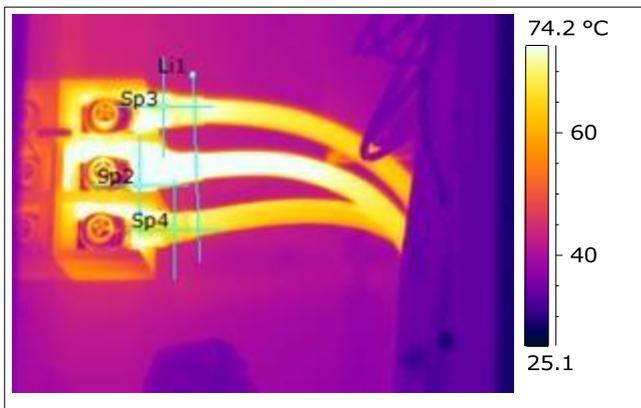
Causes possibles :

Défaut de connexion (serrage et sertissage ,oxydation)

Actions correctives proposées :

Veillez vérifier les connexions (serrage et sertissage)

Thermogramme :

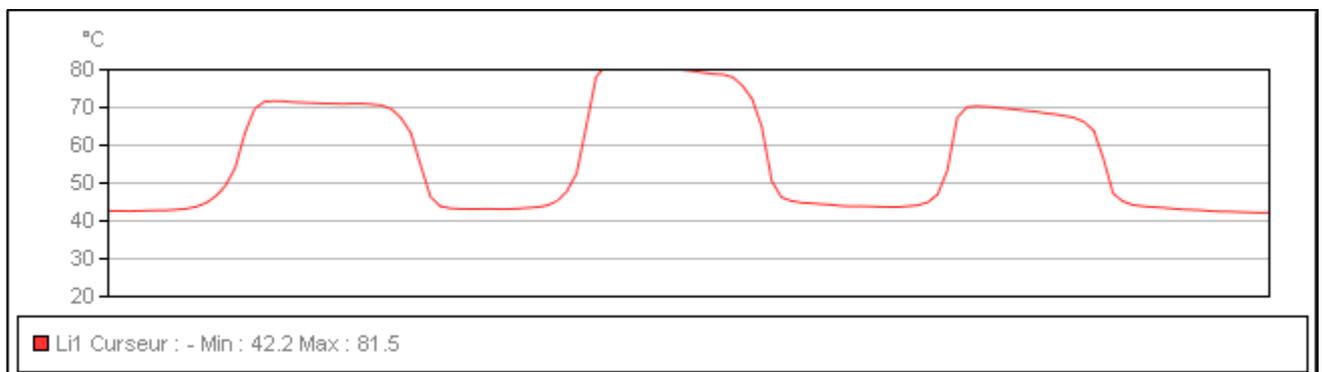


Sp2 Température	92.6 °C
Sp3 Température	70.6 °C
Sp4 Température	67.1 °C

Photo



Localisation	S/S 91
Panneau	09-LS-1 / 09-MC-1A
Equipment	09-EM-901A-3A



Annexe

Anomalie détectée :

On remarque échauffement anormal dans les trois (3) phases.

Causes possibles :

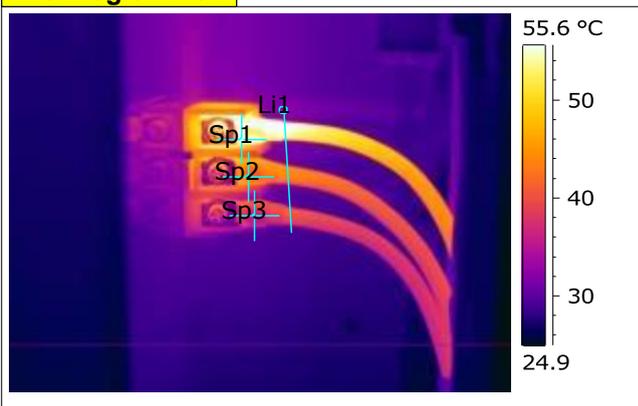
- Défaut de connexion (serrage et sertissage)
- Surcharge

Actions correctives proposées :

Veillez vérifier les connexions (serrage et sertissage)

Photo

Thermogramme :

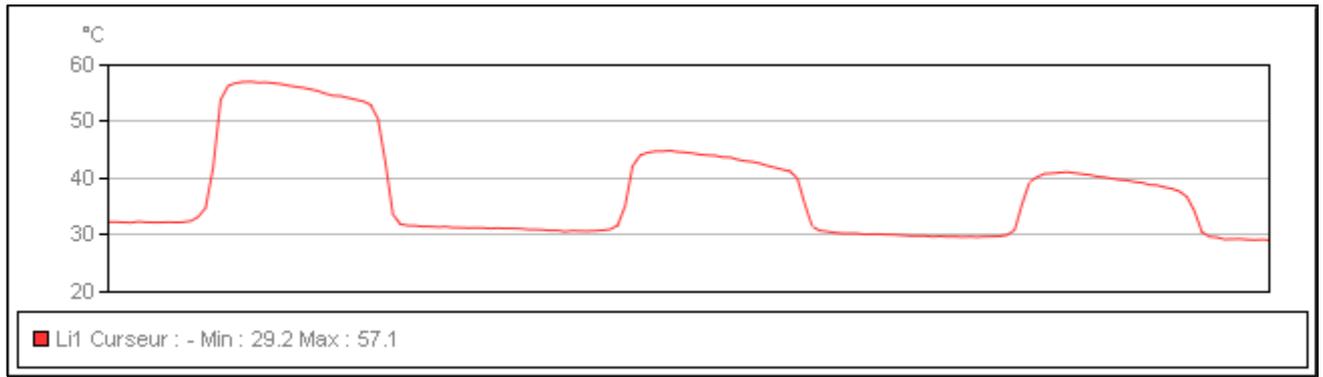


Sp1 Température	61.0 °C
Sp2 Température	42.0 °C
Sp3 Température	35.5 °C



Localisation	S/S 91
Panneau	09-LS-2 / 09-MC-2B
Equipment	09-EM-901H-4C

Annexe



Anomalie détectée :

On remarque une différence importante de température entre les trois (3) phases.

Causes possibles :

Défaut de connexion (serrage et sertissage ,oxydation)

Actions correctives proposées :

Veillez vérifier les connexions (serrage et sertissage)