



Ecole Nationale Polytechnique
Département d'Automatique
Laboratoire de Commande des Processus



Thèse de Doctorat

En Automatique

Présenté par

LAIB DIT LEKSIR Lyazid

Magister de l'UMC

Intitulé :

Contribution à la modélisation et la visualisation des défauts. Application à la thermographie infrarouge

Soutenue publiquement le 12/12/2013 devant le jury composé de :

Président :	TADJINE Mohamed	Professeur	ENP
Rapporteurs :	BOUCHERIT Mohamed Seghir BOUHOUCHE Salah	Professeur Directeur de Recherche	ENP URASM/CSC
Examineurs :	DRAI Redouane MOUSSAOUI Abdelkrim BALI Noureddine HEMICI Boualem	Directeur de Recherche Maître de conférences Maître de conférences Maître de conférences	CSC U. Guelma USTHB ENP

ENP 2013

Avant-propos

Cette thèse a été réalisée conjointement au sein du Laboratoire de Commande des Processus (LCP) de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger et le Laboratoire de Contrôle Industriel de l'Unité de Recherche Appliquée en Sidérurgie et Métallurgie (URASM-CSC) d'Annaba.

Je remercie mon directeur de thèse Monsieur Mohamed Seghir Boucherit et mon co-directeur de thèse Monsieur Salah Bouhouche pour leurs conseils et leurs soutiens tout au long de la réalisation de ce travail

Mes sincères remerciements vont également à tous les membres du jury pour l'honneur qu'ils me font en acceptant de juger ce travail et pour le temps qu'ils m'ont consacré.

- Mohamed Tadjine, Professeur à l'ENP d'Alger, pour m'avoir fait l'honneur d'être président de jury.
- Redouane Draï, Directeur de recherche au CSC, pour avoir accepté d'être examinateur.
- Abdelkarim Moussaoui, Maître de conférences à l'Université de Guelma pour avoir accepté la tâche d'être examinateur de cette thèse.
- Boualem Hemici, Maître de conférences à l'ENP, pour avoir accepté la tâche d'être examinateur de cette thèse.
- Noureddine Bali, Maître de conférences à l'USTHB, pour avoir accepté d'être examinateurs.

Merci d'abord à Monsieur M. A qui m'a aidé lors de la préparation de ce manuscrit.

Mes remerciements vont aussi au Prof. Dr. Ing habil Bast Jurgen du département des machines de coulée et de mise en forme (HGUM) de l'Université Technique de Freiberg-Allemagne pour son accueil et son aide lors de mon séjour en Allemagne.

Mes vifs remerciements à l'Office Allemand des Echanges Universitaires " Deutscher Akademischer Austauschdienst - DAAD " pour m'avoir accordé une bourse de courte durée en Allemagne.

Enfin, une reconnaissance et des remerciements particuliers à toutes ma famille pour leur soutien permanent le long de mes études.

Table des matières

Liste des figures.....	i
Liste des tableaux	ii
Liste des symboles.....	iii
Introduction générale.....	1

Chapitre 1

Etat de l'art sur le Diagnostic et la Détection des défauts

1.1 Introduction.....	5
1.2 Définitions.....	6
1.2.1 Défaut.....	6
1.2.2 Dégradation.....	6
1.2.3 Défaillance.....	6
1.2.3.4 Les coûts de défaillances.....	7
1.2.4 Panne.....	8
1.2.5 Mode de fonctionnement d'un système.....	8
1.2.6 Surveillance.....	9
1.2.7 Conduite	9
1.2.8 Maintenance	9
1.3 Classification des méthodes de diagnostic et de supervision.....	9
1.3.1 Méthodes à base de modèles	10
1.3.1.1 Modèles basées sur une modélisation des systèmes.....	10
1.3.1.1.1 Espace de parité	12
1.3.1.1.2 Observateurs	12
1.3.1.1.3 Estimation paramétrique.....	12
1.3.2 Modèles basées sur l'intelligence artificielle.....	13
1.3.2.1 systèmes flous.....	14
1.3.2.1.1 Fuzzification	15
1.3.2.1.2 Base des règles floues.....	15
1.3.2.1.3 Défuzzification.....	16
1.3.2.2 Systèmes experts.....	16
1.3.2.3 Réseaux de neurones artificiels (RNA).....	17
1.3.3 Méthodes basées sur des données historiques.....	18
1.3.3.1 Analyse en Composantes Principales (ACP).....	18
1.3.3.2 Machines à Support Vecteurs (SVM).....	19
1.3.3.2.1 Bases théoriques du SVM.....	19
1.3.3.2.2 Discrimination linéaire.....	20
1.3.3.2.3 Marge de l'hyperplan.....	21
1.4 Conclusion.....	22

Chapitre 2
Aperçu sur la méthode de thermographie
Infrarouge : principe et applications

2.1 Introduction.....	23
2.2 Notions élémentaire sur les transferts thermiques.....	23
2.2.1 Notion de température et de flux thermique.....	24
2.2.2 Différents types de transfert thermique.....	24
2.2.2.1 Conduction.....	24
2.2.2.2 Convection.....	25
2.2.2.3 Rayonnement.....	26
2.3 Introduction sur la thermographie infrarouge.....	26
2.3.1 Origine et nature du rayonnement infrarouge.....	26
2.3.2 Spectre infrarouge.....	27
2.4 Principes physiques de la thermographie.....	29
2.4.1 Transfert d'énergie par rayonnement.....	29
2.4.1.1 Cas d'un corps noir.....	29
2.4.1.2 Cas d'un corps réel.....	30
2.5 Lois fondamentales du rayonnement thermique.....	31
2.5.1 Exitance.....	31
2.5.2 Luminance.....	31
2.5.3 Emissance.....	32
2.6 Propriétés du corps noir.....	32
2.6.1 Loi de Planck.....	32
2.6.2 Loi de Wien.....	34
2.6.3 Loi de Stefan-Boltzmann.....	35
2.6.4 Emissivité du matériau.....	35
2.7 Paramètres influençant la mesure.....	36
2.7.1 Influence de l'état chimique de la surface.....	36
2.7.2 Influence de la rugosité.....	36
2.7.3 L'influence de l'angle d'incidence.....	38
2.7.4 L'influence de l'angle d'incidence.....	39
2.7.5 Influence de la longueur d'onde.....	39
2.8 Principe de la mesure par thermographie infrarouge	40
2.9 Thermographie.....	41
2.9.1 Thermographie passive.....	41
2.9.2 Thermographie active.....	41
2.10 Détection et Diagnostic des défauts par thermographie infrarouge.....	42
2.10.1 La surveillance thermique.....	42
2.11 Les sources d'incertitude de mesure.....	43
2.11.1 Incertitudes liées à la situation d'étalonnage.....	43
2.11.2 Incertitudes liées à la situation de mesure.....	43
2.11.3 Incertitudes liées à l'opérateur.....	44
2.12 Conclusion.....	44

Chapitre 3

Méthodes de seuillage d'images thermiques

3.1 Introduction.....	45
3.2 Image thermique.....	47
3.3 Défaut dans l'image thermique.....	47
3.4 Rappels et Notations.....	48
3.5 Méthodes basées sur l'histogramme des niveaux de gris.....	50
3.5.1 Méthode d'Otsu.....	50
3.5.2 Méthode de Kittler et Illingworth.....	51
3.6 Seuillage adaptatif.....	54
3.6.1 Méthode de Niblack.....	54
3.7 Méthode des C-moyennes floue (FCM).....	55
3.7.1 Algorithme FCM.....	56
3.8 Méthode de Rudy Heriansya.....	57
3.9 Mesure de la qualité du seuillage.....	59
3.9.1 Erreur de classification.....	60
3.9.2 Non uniformité de région.....	60
3.9.3 Erreur relative de la région d'objet.....	60
3.10 Résultats et discussion.....	60
3.11 Conclusion.....	63

Chapitre 4

Evaluation de la qualité du soudage à l'arc submergé

4.1 Introduction.....	64
4.2 Procédé de Soudage.....	65
4.2.1 Définition.....	65
4.2.1.1 Zone du métal de base.....	65
4.2.1.2 Zone affectée thermiquement (ZAT).....	66
4.2.1.3 Zones fondues.....	66
4.2.1.3.1 zone de liaison.....	66
4.2.1.3.2 zone fondue.....	66
4.2.2 Soudage sous flux en poudre.....	66
4.2.2.1 Principe.....	66
4.2.2.2 Domaine d'application.....	67
4.2.2.3 Avantages du procédé.....	67
4.2.2.4 Inconvénients du procédé.....	68
4.3 Système de modélisation et d'identification du soudage.....	68
4.4 Application expérimentale.....	71
4.4.1 Dispositif expérimental.....	71
4.4.2 1 Acquisition et traitement thermographique.....	72
4.4.3 Logiciel ThermaCAM Researcher Pro 2.9.....	74
4.4.4 Collecte des données.....	74
4.4.4.1 Détermination de la température de la ligne de soudure.....	74
4.5 Elaboration du modèle de simulation.....	75
4.5.1 Génération de résidus.....	76

4.5.2 Evaluation des résidus.....	80
4.6 Conclusion.....	83

Chapitre 5
Evaluation de la qualité de surface des billettes en coulée continue

5.1 Introduction.....	84
5.2 Présentation du procédé de coulée continue d'aciers.....	86
5.3 Modélisation de la température de surface des billettes.....	87
5.4 Mesure par thermographie infrarouge.....	89
5.5 Surveillance et évaluation de la calamine.....	89
5.5.1 Description de la méthode des machines à vecteurs supports.....	91
5.5.2 Génération des résidus.....	92
5.5.3 Résultats et discussions.....	95
5.5.3.1 Modélisation en tenant compte des données affectées par le bruit.....	95
5.5.3.2 Modélisation en tenant compte de données avec bruit faible.....	98
5.6 Interprétation des résultats.....	100
5.7 Conclusion.....	101
Conclusion générale.....	103
Bibliographie.....	106

Liste des figures

- Figure 1.1 :** Représentation graphique du coût de défaillance minimum
- Figure 1.2 :** Structure générale d'un système automatisé
- Figure 1.3:** Approche FDI
- Figure 1.4:** Principe de la génération des résidus
- Figure 1.5:** Architecture générale de la détection de défauts à base de modèles
- Figure 1.6:** Structure générale d'une supervision par logique floue
- Figure 1.7:** Architecture d'un système expert
- Figure 1.8:** Hyperplan H, données et vecteurs de support dans l'espace.
- Figure 2.1 :** Transfert de chaleur par conduction
- Figure 2.2 :** Nomenclature des ondes électromagnétiques
- Figure 2.3 :** Schéma de principe d'un corps noir de laboratoire
- Figure 2.4 :** Bilan radiatif
- Figure 2.5 :** Luminance totale
- Figure 2.6 :** Distribution spectrale du corps noir
- Figure 2.7 :** Courbe de Wien
- Figure 2.8 :** Variation de l'émissivité lors de l'oxydation du nickel
- Figure 2.9 :** Influence de la rugosité sur l'émissivité ε
- Figure 2.10 :** Emissivité de l'eau en fonction de l'angle d'observation
- Figure 2.11 :** Influence de l'angle d'incidence sur l'émissivité totale
- Figure 2.12 :** Influence de l'état de surface sur l'émissivité
- Figure 2.13 :** Emissivité spectrale des différents types de matériaux
- Figure 2.14 :** Composition du rayonnement reçu la caméra infrarouge
- Figure 3.1 :** Problème de serrage de la connexion d'une des phases
- Figure 3.2 :** Erreur de binarisation pour un mélange de deux gaussiennes
- Figure 3.3 :** Fenêtre LIO
- Figure 3.4 :** Résultats de seuillage pour images thermiques
- Figure 4.1 :** Différents zones de la soudure
- Figure 4.2 :** Soudage à l'arc submergé
- Figure 4.3:** Réponse dynamique de la température de soudage
- Figure 4.4 :** Distribution de la température tempo-spatiale de soudage
- Figure 4.5:** Description de l'installation pour la mesure de température infrarouge
- Figure 4.6:** Illustration de: (a) Logiciel ThermaCAM, (b) Caméra ThermaCAM A40
- Figure 4.7 :** Analyse du profil de la température du cordon de soudure SAW
- Figure 4.8 :** Evaluation de la qualité de soudage à l'arc submergé SAW
- Figure 4.9 :** Distribution Typique de la température ($\sigma_o^t(x)$)
- Figure 4.10a:** Résidus générés - ligne 1- pour cinq instants différents
- Figure 4.10b:** Résidus générés - ligne 2- pour cinq instants différents
- Figure 4.10c:** Résidus générés – ligne 3- pour cinq instants différents
- Figure 4.11:** Evolution des résidus pour les trois lignes
- Figure 4.12 :** Régulateur flou à deux entrées
- Figure 4.13 :** Fonction d'appartenance de l'indice Q^t
- Figure 4.14:** Fonction d'appartenance de l'indice ΔQ^t

- Figure 4.15:** Fonction d'appartenance de Q
- Figure 4.16:** Evolution de la sortie (Facteur de qualité)
- Figure 5.1 :** Représentation schématique d'une machine de coulée continue.
- Figure 5.2 :** Principe d'évaluation de la qualité de surface des billettes
- Figure 5.3 :** Modèle de mesure utilisé
- Figure 5.4 :** Imagerie par thermographie infrarouge des billettes.
- Figure 5.5 :** Modèle basée sur la température des nœuds
- Figure 5.6 :** Principe d'évaluation de la qualité des billettes par L'ASVM
- Figure 5.7 :** Organigramme de la méthode de calcul
- Figure 5.8 :** Températures mesurées et calculées par les deux approches
- Figure 5.9a :** Fonctions d'autocorrélation cas - SVM-
- Figure 5.9b :** Fonctions d'Autocorrélation cas - ASVM -
- Figure 5.10 :** Températures mesurées et calculées (bruit faible)
- Figure 5.11 :** Fonction d'autocorrélation ; a) SVM, b) ASVM

Liste des Tableaux

Tableau 3.1 : Résultats d'évaluation du seuillage pour les images thermiques	62
Tableau 4.1 : Caractéristiques techniques de la caméra infrarouge ThermaCAM A40.....	73
Tableau 5.1 : Evaluation de la qualité en fonction du bruit (cas d'un bruit fort)	101
Tableau 5.2 : Evaluation de la qualité en fonction du bruit (cas d'un bruit faible).....	101

Liste des notations

- k : Conductivité thermique (en $\text{W.m}^{-1}.\text{K}^{-1}$)
 P : Energie produite au sein même du matériau (en W.m^{-3})
 ρ_v : Masse volumique (en kg.m^{-3}),
 c_m : Chaleur massique (en $\text{J.kg}^{-1}.\text{K}^{-1}$).
 ΔQ : Quantité de chaleur échangée en joules (J).
 Δt : Durée d'échange en seconde (en s).
 K : Coefficient de convection (en $\text{J.m}^{-2}.\text{s}^{-1}.\text{°C}^{-1}$)
 $\Delta\theta$: Différence de température entre le corps chaud et le fluide en (°C) ou en kelvins (K).
 Δt : Intervalle de temps pendant lequel le rayonnement est pris en compte en secondes (s).
 a : Coefficient d'émission du corps homogène. Celui-ci dépend de la nature de la couleur de l'état de surface du corps (en $\text{J.m}^{-2}.\text{s}^{-1}.\text{T}^{-4}$).
 S : Surface rayonnante du corps homogène en mètre carrés (en m^2).
 c : Célérité de la lumière.
 ρ : Facteur de réflexion
 α : Facteur d'absorption
 τ : Facteur de transmission
 e : Facteur d'émission
 h : Constante de Planck (en J.s ou W.s^2).
 K : Constante de Boltzmann (en J.K^{-1}).
 T : Température absolue en degrés Kelvin du corps noir.
 q : Flux de chaleur radiante émis par une surface idéale, dite noire (en W),
 σ : Constante universelle de Boltzmann (en $\text{W.m}^{-2}.\text{K}^{-4}$),
 A : L'aire de la surface (en m^2),
 e : Epaisseur de la couche,
 χ : Indice d'extinction,
 τ : Transmittivité.
 I_{cam} : Luminance reçue par la caméra,
 I_o : Luminance propre de l'objet,
 I_{amb} : Luminance de l'environnement,

- I_{atm} : Luminance de l'atmosphère,
- ε_{obj} : Coefficient d'émissivité de l'objet,
- τ_{atm} : Coefficient de transmission de l'atmosphère.
- F : Flux de chaleur (W/s.m^2)
- k : Conductivité thermique ($\text{W.m}^{-1}\text{k}^{-1}$) ;
- Q : Quantité de chaleur (W) ;
- A : Section d'une barre (m^2) ;
- L : Longueur d'une barre (m).
- c : Capacité spécifique de chaleur ($\text{Jkg}^{-1}\text{K}^{-1}$) ;
- ρ : Densité du matériau (kgm^{-3}).
- N : Nombre de pixels
- n_i : Nombre de pixels possédant un niveau de gris i
- C_1 : Correspond aux pixels de niveaux de gris compris entre 0 et k
- C_2 : Correspond aux pixels de niveaux de gris compris entre $k+1$ et $l-1$)
- $H(i)$: Fonction de distribution
- μ_T : Moyenne totale
- σ_T : Variance de l'image
- $m(x, y)$: Moyenne d'une image
- $\sigma(x, y)$: Ecart type d'une image
- g : Image originale en niveau de gris,
- h : image binaire

Introduction générale

Les méthodes de détection et de diagnostic des défauts dans les produits fabriqués où au niveau des équipements industriels sont un sujet autour duquel s'effectuent beaucoup de recherches. Elles ont beaucoup évolué ces deux dernières décennies par l'intégration de nouvelles approches et concepts [1,2,3,4,5]. Les inspections visuelles sont couramment réalisées pour assurer l'intégrité des équipements industriels. Toutefois, elles ne permettent pas d'évaluer l'état des composantes cachées de la structure dans le cas d'un défaut interne. Les données issues des processus sous forme de signaux ou d'images sont des sources importantes d'information dont les méthodes de supervision ont besoin d'analyser. Il est souvent nécessaire de traiter ces données pour l'obtention de nouvelles informations dans le but de rallonger la vie utile des machines industrielles et d'assurer leur disponibilité dans la chaîne de production, tout en minimisant des arrêts non planifiés et le risque de défaillances critiques.

La maintenance conditionnelle offre un cadre de décision dans le but de mettre en place une politique de maintenance qui dépend des conditions intrinsèques de la machine à un moment donné. Pour connaître l'état de la machine, on utilise des mesures des indicateurs telles que les fréquences de vibration, la température des composants, des données acoustiques et la pression et la concentration des métaux dans les lubrifiants entre autres. Dans le domaine de la surveillance, la thermographie infrarouge a été étudiée et utilisée depuis de nombreuses années dans de nombreux domaines [6,7,8]. Malgré le nombre important d'études publiées jusqu'à ce jour, ce domaine de recherche reste cultivable. Les méthodes reposant sur la prise d'images numériques montrent un grand potentiel [9,10]. Elles sont de plus en plus employées pour évaluer l'état des machines et des produits. Ces méthodes offrent un rendement intéressant en termes de coût-efficacité et sont facile à utiliser. Il y a néanmoins un besoin

énorme pour le développement et l'optimisation de techniques efficaces d'analyse d'images afin d'extraire l'information utile à partir des séquences enregistrées. La thermographie infrarouge peut apporter une aide appréciable. Combinée à la vision numérique, elle peut permettre l'automatisation de certains processus d'inspection. Cette conjugaison permet d'obtenir une inspection plus objective et uniforme malgré le caractère répétitif de la tâche sur les chaînes de montage, contrairement au contrôle manuel qui est sujet à la fatigue et à la subjectivité. De plus, de par sa nature numérique, ce type de système peut permettre la collecte de données sur la qualité d'une production, autorisant l'analyse et l'optimisation des performances d'un système de production.

L'avantage essentiel de la thermographie est de permettre l'appréciation de la qualité d'un équipement ou d'une installation en exploitation normale, sans arrêt des machines et avant la défaillance effective. Bien entendu, il est nécessaire que l'avisé conduise à une évolution des répartitions de températures : ce qui est très souvent le cas. La thermographie décèle ce qui va arriver car les défauts localisés par cette technique dans les produits fabriqués ou au niveau des machines industrielles peuvent immédiatement influencer sur les performances de ces produits où dans le futur.

L'objectif de cette thèse est d'introduire les techniques de modélisation et de visualisation avancées des défauts, basées particulièrement sur les techniques floues et statistiques [11,12,13] en se servant des données collectées des inspections faites par imagerie thermique avec une caméra infrarouge.

Les techniques de surveillance et de supervision ont fait l'objet de deux applications en Tuberie Alphapipe et en Coulée Continue au niveau du site Sidérurgique d'Arcelor-Mittal à El-Hadjar, Annaba.

Essentiellement, deux techniques de modélisation et de détection des défaillances ont été considérées. La première concerne la visualisation et la modélisation des défauts dans le procédé de soudage à l'arc submergé SAW (*en anglais* Submerged Arc Welding). La deuxième concerne l'application de la modélisation des systèmes pour le contrôle qualité des surfaces des billettes en coulée continue. Cette supervision est assurée par des modèles utilisant les machines à vecteurs supports SVM (*en anglais* Support Vector Machines). Ces modèles assurent une supervision en temps réel des indices caractérisant chaque défaillance. Ils assurent aussi le diagnostic en temps réel des défauts par les techniques de surveillance et de supervision.

Le manuscrit est organisé en cinq chapitres :

Dans le premier chapitre, nous présentons un état de l'art sur les méthodes de diagnostic et de détection des défauts. En général, les techniques de surveillance sont regroupées en deux groupes : techniques de surveillance avec modèle et sans modèle. Les premières se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement et utilisent les techniques de l'automatique. La deuxième catégorie de techniques est plus intéressante dès lors qu'un modèle de l'équipement est inexistant ou difficile à obtenir. Dans ce cas, on utilise les outils de l'intelligence artificielle et de la statistique. La fonction surveillance est donc vue comme une application de reconnaissance des formes. Les formes représentent le vecteur d'entrée composé par les différentes données de l'équipement et les classes correspondent aux différents modes de fonctionnement.

Dans le deuxième chapitre, il est donné un aperçu sur la mesure par thermographie infrarouge. A cet effet, nous rappellerons les notions fondamentales de rayonnement électromagnétique nécessaires pour comprendre l'étude d'une chaîne de mesure radiométrique. Dans un premier temps, nous aborderons les notions élémentaires de transferts thermiques et les liens entre mesure par thermographie infrarouge (IR) et température de surface d'un objet. Dans un second temps, nous nous intéresserons à la thermographie infrarouge dans son application en tant qu'outil de surveillance. Le but souhaité de ce chapitre est de faire un bilan sur les possibilités d'utilisation de la thermographie infrarouge : quels sont les paramètres influant sur la mesure, quelles sont les différentes approches appliquées pour la détection des défauts.

Le troisième chapitre porte sur la définition et l'application de quelques techniques de segmentation pour le seuillage des images thermiques obtenues lors des inspections faites dans les différents secteurs. Les résultats obtenus sont ensuite présentés et interprétés afin de vérifier l'efficacité de chaque méthode et les objectifs de cette recherche. Les résultats sont après évalués de manière qualitative afin de déterminer la robustesse ainsi que la fiabilité des méthodes proposées.

Dans le quatrième chapitre, nous nous intéressons à la réduction des coûts liés aux inspections périodiques des équipements et d'en améliorer leur efficacité et leur qualité. Nous proposons une approche de détection utilisant la thermographie infrarouge (imagerie thermique) et le concept de la logique floue. Cette approche combinée utilise les résidus générés à partir de données thermiques d'un procédé de soudage à l'arc submergé (SAW pour

Submerged Arc Welding). Ces dernières sont obtenues en temps réel à l'aide d'une caméra infrarouge de type ThermaCam A40 de la compagnie FLIR. Ensuite, une évaluation des résidus est faite pour décider s'il y a ou non présence de défaut. La décision est faite en utilisant le concept de la logique floue.

Nous considérons dans le cinquième chapitre, une application d'une technique statistique pour la modélisation, la simulation et l'évaluation de la qualité de surface des billettes issue de la coulée continue. Nous développons une approche basée sur les capteurs intelligents (*en anglais* soft sensors) pour l'évaluation de l'état de surface des billettes caractérisée par l'intensité de la calamine (oxyde produit pendant le procédé de refroidissement) qui est corrélé aux conditions de refroidissement. Ce travail est effectué dans le but d'analyser les températures mesurées sur la surface des billettes à l'aide d'une caméra infrarouge. Une analyse adaptative des résidus est alors effectuée. En évaluant la différence entre les températures issues d'un calcul du profil thermique et ceux d'une référence obtenus par une caméra infrarouge.

Dans une première étape, un modèle de régression est alors utilisé en se basant sur l'ensemble des données d'entrée et de sortie, en tenant compte du bruit causé par la calamine. Ensuite, les résidus ont été générés à l'aide des profils thermiques réels et calculés.

L'évaluation de la calamine dans la coulée continue est obtenue en utilisant les indices qualitatifs des résidus tels que la fonction d'autocorrélation et l'approche des machines à supports vecteurs adaptatives.

Enfin, il est donné une conclusion générale et les perspectives.

Chapitre 1

Etat de l'art sur le diagnostic et la détection des défauts

1.1 Introduction

La tenue de la sécurité et la continuité du fonctionnement d'un système industriel sont devenues un axe de recherche important. L'objectif du diagnostic est basé sur l'identification des premières causes d'un ensemble de signaux observés qui indiquent une dégradation ou une panne de certains composants du système conduisant à un comportement anormal du système. Une synthèse de ces différentes approches est donnée dans [14]. Un nombre considérable de méthodes existent, parmi lesquelles il est parfois difficile de déterminer laquelle est la meilleure [15]. Les méthodes de diagnostic diffèrent non seulement par la façon avec laquelle la connaissance sur le processus est utilisée mais aussi sur la nature de la connaissance nécessaire [16, 17, 18, 19]. Dans ce chapitre, nous ne énonçons que les principales caractéristiques de ces deux approches : les méthodes à base de modèles et celles utilisant l'historiques du processus.

Vu la variété des définitions existantes dans différents travaux, nous avons jugé important d'introduire quelques définitions sur les termes qui seront utiles pour la compréhension du présent manuscrit. Ces termes ont été extraits à partir des références suivantes : [20, 21, 22, 23, 24, 25].

1.2 Définitions

1.2.1 Défaut

La définition de défaut se renvoie à une imperfection de comportement au niveau d'un système physique. Dans la littérature, un défaut est souvent défini comme la différence entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence [26]. La notion de défaut est proche de celle de défaillance. Néanmoins, un défaut n'engendre pas forcément une défaillance car un défaut, lié au comportement, est plus général qu'une défaillance, qui est quant à elle liée aux fonctions qui peuvent être toujours remplies malgré la présence d'un défaut. La description comportementale est plus détaillée que la description fonctionnelle et l'inclut donc. De la même façon, la définition de défaut inclut celle de défaillance ; un défaut ne modifie pas nécessairement le fonctionnement d'un système physique mais peut donner une aide à la prédiction d'une défaillance.

En réalité, un processus est composé de trois groupes de parties : les actionneurs, les capteurs et le processus. L'attitude de l'ensemble dépend de chaque composant. Une défaillance peut donc surgir dans un ou plusieurs de ces organes.

Le diagnostic nécessite alors un ensemble de tests permettant de montrer des incohérences entre les observations et le modèle, signes de défauts ou symptômes de défaillances. L'objectif est alors de localiser les composants ayant un fonctionnement anormal à partir des observations révélées par la procédure de diagnostic. Pour cela, un ensemble d'hypothèses sur l'origine possible des anomalies est généré. Chacune des hypothèses est formulée en termes de changements dans la structure, le comportement ou le fonctionnement du système. La localisation consiste à rechercher les hypothèses permettant d'expliquer l'ensemble des incohérences observées [27].

1.2.2 Dégradation

Une dégradation indique l'existence d'une diminution ou affaiblissement graduel et continu de performances d'une des fonctions assurées par un équipement. Si les performances sont au-dessous du seuil d'arrêt défini dans les spécifications fonctionnelles de cet équipement, il n'y a plus dégradation mais défaillance.

1.2.3 Défaillance

Une défaillance est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques.

Elle est employée pour la qualification d'un système physique ou d'un composant qui présente une imperfection fonctionnelle [27].

1.2.3.4 Les coûts de défaillances

Les coûts de défaillances rassemblent les coûts de maintenance corrective et les coûts d'indisponibilité consécutifs à la défaillance des biens d'équipement. La détermination du coût de défaillance avec précision est très difficile, de plus tous les spécialistes sont unanimes sur ce sujet [28]. Certains paramètres sont subjectifs d'autres sont sujets de discussion. De toute façon même une erreur appréciable sur ce coût de défaillance n'entraîne pas d'erreur d'analyse. Par contre il serait intéressant de suivre son évolution : une diminution constitue un indicateur d'efficacité de la maintenance, une augmentation nécessite la recherche de remèdes adaptés à la situation. Son évolution est suivie par périodes. Si possible des périodes assez courtes de manière à agir en cas de dérive.

Chercher à supprimer les pannes, impliquerait la mise en œuvre de moyens très importants, donc à rendre exorbitants les coûts de maintenance. Nous voyons bien à partir de cette analyse que les pertes de production et les dépenses de maintenance évoluent en sens inverses : lorsque l'un décroît, l'autre augmente. Connaissant l'objectif à atteindre qui consiste à rendre minimum le coût de défaillance, il faudra rechercher le meilleur compromis (voir figure 1.1).

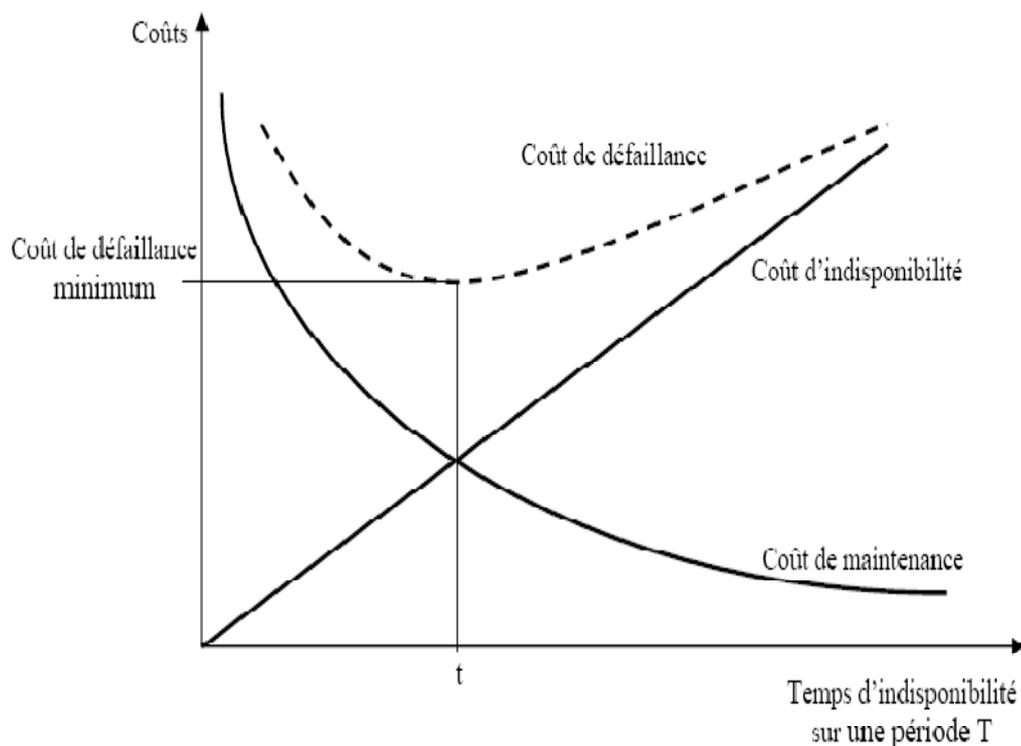


Figure 1.1 : Représentation graphique du coût de défaillance minimum

1.2.4 Panne

L'incapacité d'une entité à assurer une tâche requise est considérée comme une panne. Si nous écartons la possibilité d'erreurs de conception, la définition précédente implique que toute défaillance entraîne une panne. La défaillance correspond à un événement et la panne à un état. Sur le plan temporel, la défaillance correspond à une date et la panne à une durée comprise entre la date d'occurrence de la défaillance et la date de fin de réparation [29].

1.2.5 Mode de fonctionnement d'un système

Un système est composé d'une partie opérative et d'une partie commande (voir figure 1.2). C'est un ensemble susceptible d'évoluer dans le temps, ces parties sont réunies pour assurer une fonction. Il présente généralement plusieurs modes de fonctionnement [30]. On peut observer des modes de plusieurs types parmi lesquels :

- _ Mode de fonctionnement normal : c'est le mode où l'équipement remplit sa mission dans les conditions de fonctionnement en parfaite adéquation par le constructeur et avec les exigences attendues de l'exploitant.
 - _ Mode de fonctionnement anormal : lorsque le système est dans ce mode, sa mission est partiellement accomplie, autrement l'accomplissement de celle-ci avec des performances moindres.
- En plus, il y a eu dégradation dans l'équipement ou le système mais pas de défaillance.
- _ Mode de défaillance : qui correspond à des mauvais fonctionnements du système, c'est-à-dire qu'il y a eu défaillance soit après dégradation soit défaillance brusque.

Un mode de défaillance est caractérisé par les effets causés par cette défaillance. Ces effets peuvent être mesurables ou qualifiables. En faisant une analyse de cause à effet de la défaillance, on peut associer le mode de défaillance à toute cette analyse faite par un expert. En d'autres termes, à chaque mode de défaillance, on associe une décision et une interprétation possible. Chaque équipement ou système ne peut posséder qu'un seul mode nominal ; par contre, il possède plusieurs modes de défaillance.

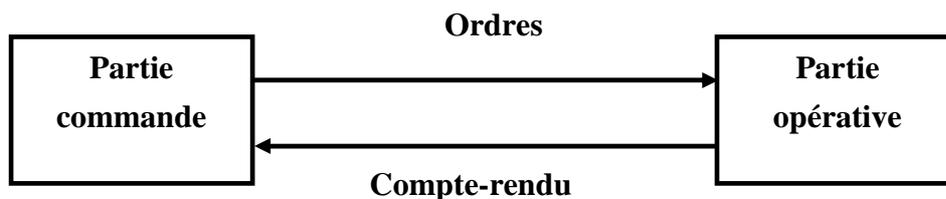


Figure 1.2 : structure générale d'un système automatisé

1.2.6 Surveillance

La surveillance est un dispositif passif, qui analyse l'état du système et fournit des indicateurs. La surveillance consiste surtout à détecter et classer les défaillances en observant l'évolution du système puis à les diagnostiquer en localisant les éléments défaillants et en identifiant les causes premières.

La surveillance se compose donc de deux fonctions principales qui sont la détection et le diagnostic. Les principales raisons qui conduisent à surveiller un système sont :

1.2.7 La conduite

C'est une tâche qui se fait en ligne. Ceci passe par la surveillance du procédé afin de détecter toute anomalie de fonctionnement et de l'identifier aussi bien que possible. Ce type d'action est aussi appelé supervision.

1.2.8 La maintenance

La maintenance est l'ensemble des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé, elle a pour but d'optimiser la réparation d'équipements usés ou défectueux [31]. Selon la Fédération européenne des sociétés nationales de maintenance, elle est définie comme l'ensemble des actions qui ont pour objectif de garder ou de remettre une chose en état de remplir la fonction qu'on exige d'elle afin de réduire est si possible d'éviter les arrêts de production.

1.2 Classification des méthodes de diagnostic et de supervision

Il existe plusieurs axes de recherche, telles que l'axe de l'automatique, de la productique, de l'intelligence artificielle, qui s'intéressent au domaine de la supervision, et plus spécifiquement, au diagnostic, dans l'objectif primordial d'aider les opérateurs dans la conduite des cas anormaux. La littérature sur le diagnostic de défaillances dans les processus industriels est vaste. Elle englobe les méthodes analytiques, l'intelligence artificielle et les méthodes statistiques. D'un point de vue de la modélisation, des méthodes de diagnostic ont besoin de modèles précis du processus, de modèles semi-quantitatifs ou bien de modèles qualitatifs. Par ailleurs, d'autres méthodes n'utilisent aucune forme de modèle, et s'appuient seulement sur des données historiques du processus. Pour entamer ces différentes méthodes de diagnostic, nous allons suivre la classification proposée dans la référence [32]. Cette classification a été faite selon la connaissance du processus disponible. Nous précisons que cet état de l'art n'est pas exhaustif car l'objectif consiste uniquement de situer ces méthodes par

rapport à leurs applications potentielles. D'autres façons de classer les diverses méthodes et techniques de diagnostic qui ont été proposées [33].

1.3.1 Méthodes à base de modèles

Les méthodes de diagnostic contenant des modèles conviennent quand les informations disponibles sur le procédé permettent d'employer les principes physiques du procédé et leur compréhension. D'après la connaissance du procédé, il est possible de distinguer deux définitions différentes de cette approche contenant des modèles: l'approche FDI (Fault Detection and Isolation) basé sur des modèles quantitatifs utilise les trois principes de base qui sont la génération de résidus, la détection et la localisation, comme indiqué par la figure 1.3, et l'approche DX.

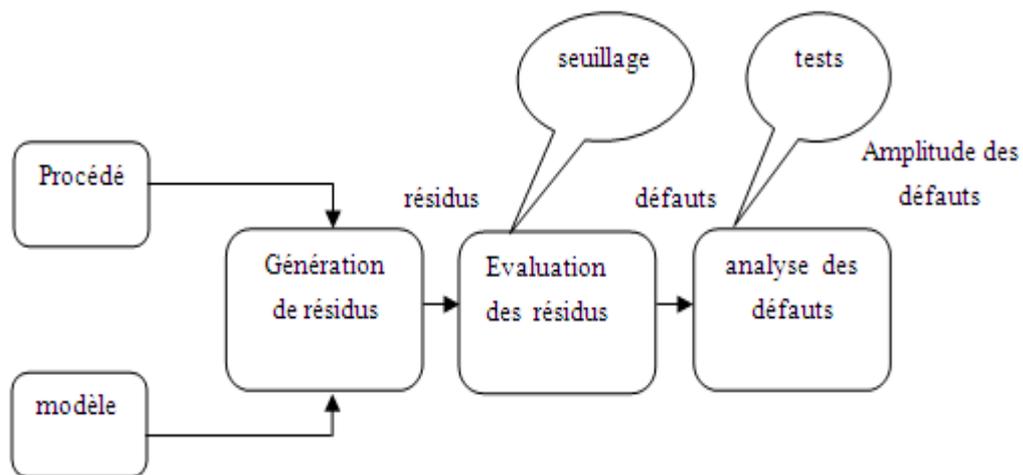


Figure 1.3: L'approche FDI [33]

1.3.1.1 Modèles basées sur une modélisation des systèmes

Les lois fondamentales (physique, chimie,...) sont la base de la conception des modèles quantitatifs, ils sont représentés par des formulations mathématiques sur les entrées-sorties du système. Différentes approches pour la détection de défauts à partir des modèles mathématiques ont été développées [34].

Ces méthodes dites « méthodes des résidus » comportent deux étapes : d'abord, la génération des résidus et, ensuite, le choix d'une règle de décision pour le diagnostic. Les résidus générés représentent les variations ou les différences entre la conduite réelle du processus et celle prédite par le modèle. La figure 1.3 montre le principe le plus général pour la génération des résidus.

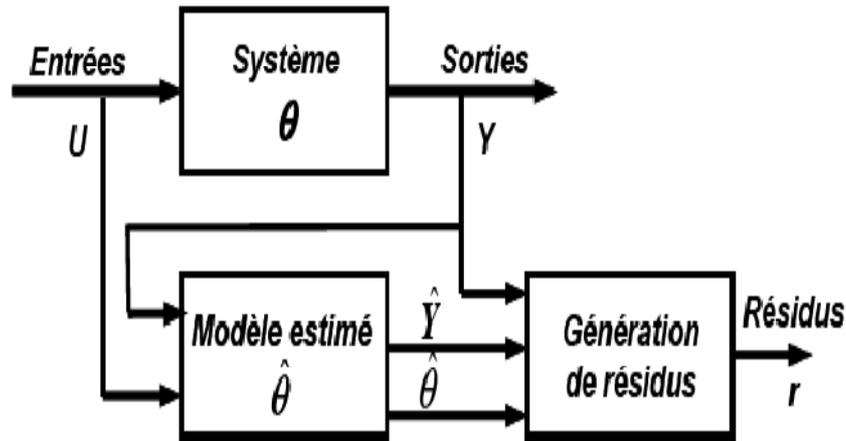


Figure 1.4: Principe de la génération des résidus [34]

L'intérêt principal du résidu est d'être sensible aux écarts entre le comportement observé du système et le comportement de référence attendu sans défauts. Donc, normalement, en l'absence de défauts, c'est-à-dire en fonctionnement normal, le résidu doit avoir une valeur nulle. Dans le cas contraire (présence d'un défaut), le résidu aura une valeur non nulle [30].

La génération des résidus, à partir de modèles analytiques se fait en utilisant plusieurs techniques, les plus utilisées sont indiquées ci-dessous (figure 1.5) :

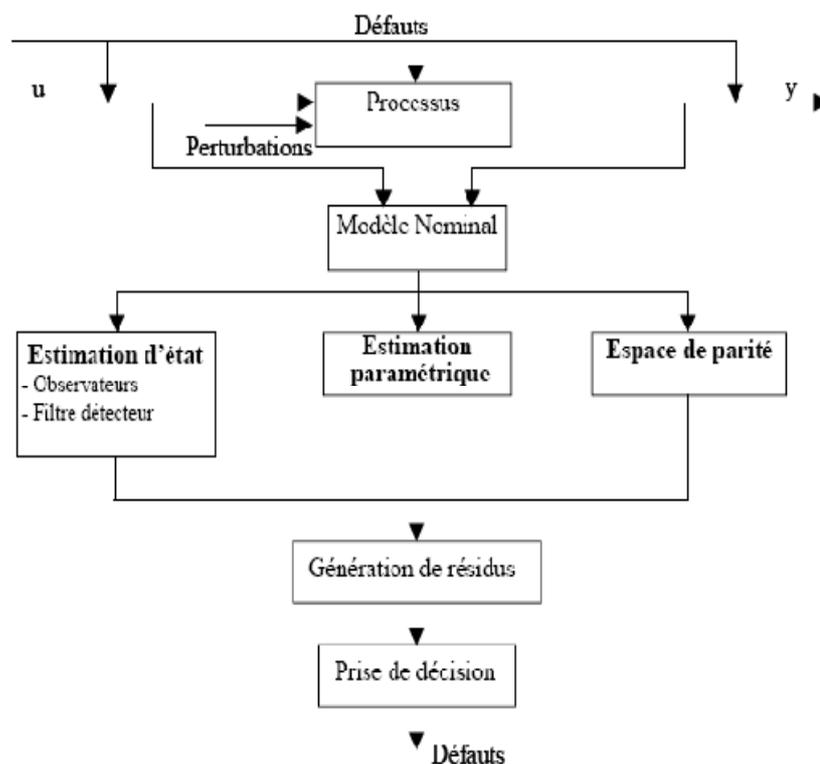


Figure 1.5: Architecture générale de la détection de défauts à base de modèles [30]

1.3.1.1.1 Espace de parité

L'équation dans laquelle toutes les variables sont connues est appelée relation de redondance analytique. La génération de telles relations permet de produire des résidus. Pour la détection de défauts basée sur l'utilisation de modèles, un résidu est un signal temporel, fonction des entrées et des sorties du processus, indépendant du point de fonctionnement de celui-ci. En l'absence de défauts, ce résidu est considéré nul. L'amplitude de ce dernier évolue de manière significative, lors de l'apparition d'un défaut. La méthode la plus classique est celle dite de l'espace de parité. Les relations de parité utilisent la redondance directe au moyen de relations algébriques statiques liant les différents signaux ou la redondance temporelle issue de l'utilisation de relations dynamiques. Le terme parité a été extrait du vocabulaire employé pour les systèmes logiques où la génération de bits de parité permet la détection d'erreur [35].

1.3.1.1.2 Observateurs

La génération de résidus à l'aide d'une estimation d'état consiste à reconstruire l'état ou la sortie du processus à l'aide d'observateurs et à utiliser l'erreur d'estimation comme résidu. Cette méthode s'est beaucoup développée car elle donne lieu à la conception de générateurs de résidus souples [36].

1.3.1.1.3 Estimation paramétrique

L'approche d'estimation paramétrique considère que l'influence de défauts se reflète sur les paramètres et non pas simplement, sur les variables du système physique, comme dans le cas des observateurs. Le principe de cette méthode exige à estimer en continu des paramètres du procédé en utilisant les mesures d'entrée/sortie et en évaluant la distance qui les sépare des valeurs de référence de l'état normal du procédé. L'estimation paramétrique possède l'avantage d'apporter de l'information sur l'importance des déviations. Néanmoins, parmi les inconvénients majeurs de la méthode réside dans la nécessité d'avoir un système physique excité en permanence. Ceci pose donc des problèmes d'ordre pratique dans le cas de procédés dangereux, coûteux ou fonctionnant en mode stationnaire. De plus, les relations entre paramètres mathématiques et physiques ne sont pas toujours inversibles de façon unitaire, ce qui complique la tâche du diagnostic basé sur les résidus [37].

Les principaux outils numériques d'analyse de résidus sont les méthodes de décision statistiques, visant à affirmer ou à infirmer qu'un résidu est nul, elles permettent d'engendrer les signatures expérimentales de défauts.

Après la génération des résidus, ces derniers doivent être évalués pour déterminer l'existence ou non d'un défaut. L'évaluation des résidus est faite principalement par l'utilisation de seuils fixes ou adaptatifs pour éviter les fausses alarmes. Néanmoins, la plupart du temps, les résidus sont corrélés entre eux. Pour gérer cette corrélation, le maximum de

vraisemblance généralisée peut être utilisé. Il s'agit d'une technique qui permet d'estimer les paramètres d'un modèle avec des restrictions sur les paramètres ou non. Plus particulièrement, la technique consiste à construire une fonction appelée fonction de vraisemblance et à maximiser son logarithme par rapport aux paramètres inconnus.

Pour isoler le défaut, on définit une matrice théorique des signatures de défauts (Σ). Cette dernière est obtenue à partir de l'ensemble des résidus et qui traduit l'influence des défauts. Cette matrice décrit les relations entre les résidus (lignes de Σ) et les défauts (colonnes de Σ). Un élément de Σ_{ij} aura une valeur de 1 si le défaut de la colonne j a une influence sur le résidu de la ligne i , dans le cas contraire, la valeur sera 0. La comparaison d'une signature observée avec les différentes colonnes de la matrice permet de localiser le défaut.

L'inconvénient principal des méthodes analytiques de détection de défaillances et diagnostic est la nécessité d'avoir des modèles mathématiques assez précis et complets, ce qui n'est pas toujours facile, et même impossible, pour des processus complexes tels que les processus chimiques. L'application de ces modèles est limitée qu'aux systèmes linéaires ou aux systèmes non-linéaires très spécifiques. Aussi, la modélisation des perturbations peut engendrer des erreurs dans le modèle qui est considéré comme inconvénient. En plus, si un type de défaut n'a pas été étudié de manière spécifique, il n'y a pas de garanties que les résidus soient capables de la détecter. Finalement, on ne considère pas l'adaptabilité de ces approches aux changements du processus.

1.3.2 Modèles basées sur l'intelligence artificielle

Il devient difficile dans certains cas d'avoir des connaissances complètes pour faire un modèle analytique du processus à cause de sa complexité structurelle ou de son comportement. Une alternative pour traiter les connaissances incomplètes est de faire des abstractions selon le principe du raisonnement qualitatif [38]. Les modèles décrivent alors la structure du processus à diagnostiquer. Généralement, il s'agit des connexions entre les composants [39, 40].

Parmi les méthodes qui utilisent les modèles physiques de type qualitatif pour la détection et le diagnostic de défauts, on distingue la prédiction du comportement à partir des équations différentielles qualitatives. Ces équations sont des abstractions des équations différentielles ordinaires qui utilisent des intervalles de variables et des paramètres.

1.3.2.1 systèmes flous

La logique floue est une technique utilisée en intelligence artificielle. Elle a été formalisée par Lotfi Zadeh en 1965 et utilisée dans des domaines aussi variés que l'automatisme, la robotique, le contrôle aérien, la médecine, l'assurance, et bien d'autres.

Elle s'appuie sur la théorie mathématique des ensembles flous. Cette théorie, introduite par Zadeh [42], est une extension de la théorie des ensembles classiques pour la prise en compte d'ensembles définis de façon imprécise. C'est une théorie formelle et mathématique dans le sens où Zadeh, en partant du concept de fonction d'appartenance pour modéliser la définition d'un sous-ensemble d'un univers donné, a élaboré un modèle complet de propriétés et de définitions formelles. Il a aussi montré que cette théorie des sous-ensembles flous se réduit effectivement à la théorie des sous-ensembles classiques dans le cas où les fonctions d'appartenance considérées prennent des valeurs binaires ($\{0,1\}$). L'incertain est présent en logique floue, Il faut traiter trois valeurs possibles : le vrai, le faux et l'incertain. Certains auteurs ont proposé de donner à l'incertain une valeur intermédiaire standard, mais l'école de Zadeh a proposé des règles de raisonnement en logique floue plus subtiles : donner à l'incertain une quantification floue. La logique floue définit des implications floues et un *modus ponens* généralisé. De même, on propose un raisonnement en logique possibiliste fondé sur le *modus ponens* et le *modus tollens* possibilistes [43]. L'utilisation des concepts de la théorie des ensembles flous et de la logique floue a été appliquée pour la modélisation des systèmes complexes par [44].

La logique floue trouve ses origines dans certain nombre de constatations :

- la connaissance que l'être humain a d'une situation quelconque est généralement imparfaite.
- L'être humain résout souvent des problèmes complexes à l'aide de données approximatives : la précision des données est souvent inutile.
- Dans l'industrie ou les techniques, les opérateurs résolvent souvent des problèmes complexes de manière relativement simple sans avoir besoin de modéliser le système. De même, tout le monde sait qu'un modèle mathématique n'est pas nécessaire pour conduire une voiture et pourtant une voiture est un système très complexe.
- Plus la complexité d'un système augmente, moins il est possible de faire des affirmations précises sur son comportement.

De ces constatations viennent naturellement les déductions suivantes :

- Plutôt que de modéliser le système, il est souvent intéressant de modéliser le comportement d'un opérateur humain face au système ;
- Plutôt que par des valeurs numériques précises, le fonctionnement doit être décrit par des qualificatifs globaux traduisant l'état approximatif des variables.

La logique floue se divise en trois parties bien distinctes, la fuzzification, les règles d'inférences et la défuzzification.

1.3.2.1.1 Fuzzification

L'opération de Fuzzification permet de passer du domaine réel au domaine du flou. Elle consiste à déterminer le degré d'appartenance d'une valeur mesurée par exemple à un

ensemble flou. On retrouve bien évidemment plusieurs formes de fonctions d'appartenance. Chacune de ces formes provoquent un comportement différent du contrôleur flou.

1.3.2.1.2 Base des règles floues

Une base de règles floues R est une collection de règles floues de la forme SI-ALORS, $R = [R_1 R_2 \dots R_M]$. Une règle floue R_i est donnée sous le modèle de Mamdani comme suit :

R_i : SI x_1 est A_{i1} et x_2 est A_{i2} et ... et x_n est A_{in} ALORS y est B_i

Ces modèles décrivent le système à partir des règles SI-ALORS où, les prémisses et les conclusions utilisent des variables linguistiques qui ont des ensembles flous comme valeurs. L'ensemble de règles prend la place de l'ensemble d'équations classique utilisé pour caractériser un système. Ce type de modèles est essentiellement une expression qualitative du comportement du système, où les règles sont obtenues la plupart du temps à partir de la connaissance des experts et des différents mécanismes de raisonnement [03].

Sous le modèle de Takagi-Sugeno (TS) sous la forme :

R_i : SI x_1 est A_{i1} et x_2 est A_{i2} et ... et x_n est A_{in} ALORS y est $f_i(x)$

Avec $f_i(x)$ est généralement un polynôme. Si le polynôme est d'ordre zéro on dit que le modèle est de TS d'ordre zéro, et si le polynôme est du premier ordre, on dit que le modèle est de TS d'ordre un. Le moteur d'inférence floue utilise la base des règles floues pour effectuer une transformation à partir des ensembles flous dans l'espace d'entrée vers les ensembles flous dans l'espace de sortie en se basant sur les opérations de la logique floue.

1.3.2.1.3 Défuzzification

Le rôle de la défuzzification est de transformer la partie floue issue de l'inférence en une grandeur numérique. Malheureusement, il n'y a pas une procédure systématique pour choisir la stratégie de défuzzification. Comme on s'intéresse à l'application de la logique floue en commande, un critère de choix d'une méthode de défuzzification est la simplicité du calcul. Ce critère a conduit aux méthodes de défuzzification suivantes : méthode du maximum, méthode des maxima, méthode du centre de gravité, méthode des hauteurs pondérées et la méthode des hauteurs pondérées modifiées [45].

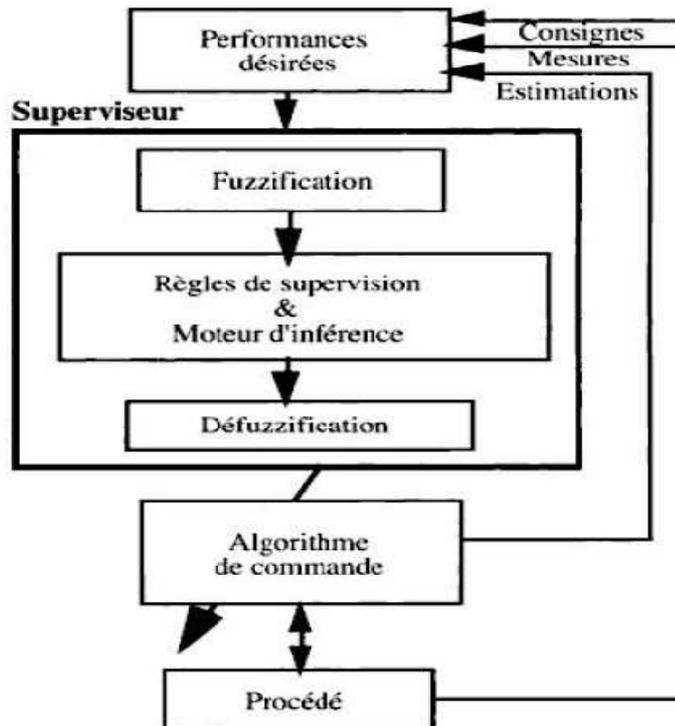


Figure 1.6: Structure générale d'une supervision par logique floue [46]

1.3.2.2 Systèmes experts

Pour les systèmes experts, ou systèmes à base de connaissances, le diagnostic industriel est devenu un des domaines privilégiés d'application. Parmi les outils de l'intelligence artificielle on trouve les systèmes experts qui sont utilisés lorsqu'aucune méthode algorithmique exacte n'est disponible ou praticable. De façon générale, nous pouvons dire qu'un système expert sert à codifier la connaissance humaine en termes d'expérience, raisonnement approximatif, analogie, raisonnement par défaut, apprentissage, etc. De ce fait, la propriété principale de ces systèmes est de pouvoir représenter et restituer les connaissances acquises par les spécialistes d'un domaine technique précis. Les connaissances utilisées, dans la plupart des cas, pour le développement d'un système expert d'aide au diagnostic, reposent sur l'apprentissage des relations entre les causes et les effets observés pour chaque défaillance [47]. Néanmoins, il est possible aussi d'utiliser les modèles fonctionnels décrivant les comportements des composantes de systèmes complexes [48].

Un système expert est une application informatique apte à résoudre un problème précis. C'est un programme qui fait appel à une analyse ou à un savoir d'un spécialiste avant d'être intégrée à un programme.

Un système expert est constitué de deux ensembles indépendants : une base de données et un moteur d'inférences. Une table de correspondance autorisant d'associer les remarques aux diagnostics par système expert sont construites à la base des expériences disponibles sur le

système industriel. L'expérience peut être apportée soit par un spécialiste humain où le savoir humain est traduit en langage informatique, soit par un enregistrement annoté des exécutions précédentes où un algorithme d'apprentissage automatique doit être utilisé.

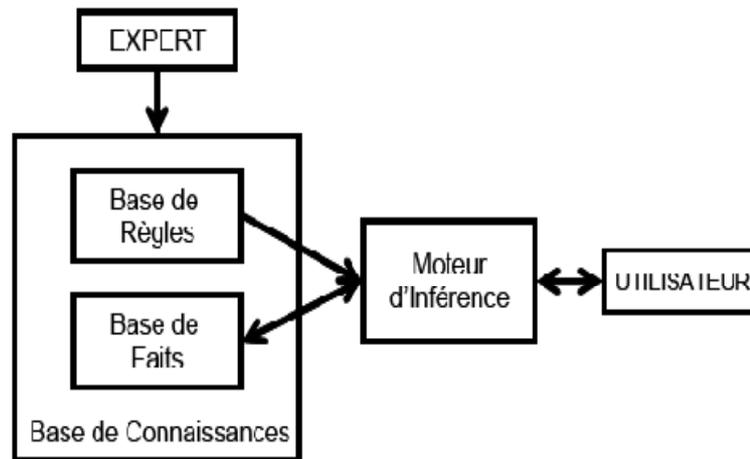


Figure 1.7: Architecture d'un système expert [48]

Pour le diagnostic, les systèmes experts ont comme avantages, leur capacité à raisonner sous incertitude et leur capacité à apporter des explications des solutions fournies. La difficulté spécifique de leur mise en œuvre est la formalisation de la démarche cognitive qui a pour objectif de définir et de décrire le raisonnement associé. Leurs inconvénients apparaissent lors de l'acquisition de l'expertise puisque elle n'est pas disponible qu'après un certain temps d'utilisation du système, ce qui exclut cette approche pour les systèmes critiques. De plus, la construction des systèmes experts se fait hors ligne où on capture toutes les observations possibles, ceci nécessite une taille importante qui est gourmande en ressources.

1.3.2.3 Réseaux de neurones artificiels (RNA)

Un réseau de neurone artificiel est un système informatique constitué d'un nombre de neurones élémentaires interconnectés entre eux qui traite l'information provenant à partir des signaux extérieurs. Généralement, l'utilisation des Réseaux de neurones artificiels se fait en deux étapes. Celle-ci comprend plusieurs étapes : le choix du type de réseau, du type de neurones, du nombre de couches, des méthodes d'apprentissage. L'apprentissage permet alors de simuler le comportement du système à modéliser. Il se traduit par la recherche d'un ensemble de poids et peut s'effectuer de deux manières : supervisé (le réseau utilise les données d'entrée et de sortie du système à modéliser) et non supervisé (seules les données d'entrée du système sont fournies et l'apprentissage s'effectue par comparaison entre exemples) [49]. Quand les résultats d'apprentissage obtenus par le RNA sont satisfaisants, il

peut être utilisé pour la généralisation. Il s'agit ici de la deuxième étape où de nouveaux exemples sont présentés au RNA pour juger de sa capacité à prédire les comportements du système ainsi modélisé. Leur faible sensibilité aux bruits de mesure, leur capacité à résoudre des problèmes non linéaires et multi-variables, à stocker les connaissances de manière compacte, à apprendre en ligne et en temps réel, sont des propriétés qui rendent l'utilisation des RNA intéressante. Leur utilisation peut alors se faire à trois niveaux :

- comme modèle du système à surveiller en état normal et générer un résidu d'erreur entre les observations et les prédictions,
- comme système d'évaluation de résidus pour le diagnostic,
- ou comme système de détection en une seule étape (en tant que classificateur), ou en deux étapes (pour la génération de résidus et le diagnostic).

1.3.3 Méthodes basées sur des données historiques

L'avantage de ces méthodes basées sur des données historiques c'est qu'elles ne nécessitent pas la connaissance d'un modèle mathématique ou structurel du procédé, contrairement aux méthodes à base de modèles. Seulement, la disponibilité de grandes quantités de données historiques du processus est nécessaire. Il y a plusieurs manières de traiter ces données et de les présenter en tant que connaissance a priori pour le diagnostic. Ceci est connu comme l'extraction des caractéristiques. Parmi les méthodes d'extraction des caractéristiques, se trouvent les méthodes de représentation et d'analyse qualitative des tendances, l'analyse en composantes principales (ACP), Moindres carrés Partiels (MCP) et les méthodes de classification et de reconnaissance de formes (RdF), parmi lesquelles nous pouvons citer, d'une part, les classificateurs statistiques, d'autre part, les réseaux de neurones artificiels [32].

1.3.3.1 Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'Analyse en Composantes Principales est une technique de projection orthogonale linéaire qui projette les variables à étudier dans un espace de dimension m (m est le nombre de variables observées) sur un sous-espace de dimension inférieure ($\ell < m$) en maximisant la variance des projections. L'ACP linéaire est un outil de modélisation des relations linéaires entre les différentes variables représentant le comportement d'un processus quelconque. Le calcul des paramètres du modèle ACP est effectué par calcul des valeurs et vecteurs propres de la matrice de corrélation des données. Cependant, pour la détermination de la structure du modèle, il faut déterminer le nombre optimal de composantes utiles pour sa construction. Pour

cette raison, divers critères de sélection du nombre de composantes sont menés dans la littérature [50].

Avoir une meilleure présentation possible des différentes données, est l'une des tâches principales de l'Analyse en Composante Principale. Elle reconnaît les plans dans lesquels la dispersion est maximale, mettant ainsi en évidence avec le maximum de précision les relations de proximité et d'éloignement entre les variables [51,52,53,54]. L'ACP consiste à remplacer une famille de variables par de nouvelles variables de variance maximale, non corrélées deux à deux et qui sont des combinaisons linéaires des variables originelles. Ces nouvelles variables, appelées composantes principales, définissent des plans factoriels qui servent de base à une représentation graphique plane des variables initiales.

Un inconvénient majeur de la surveillance basée sur l'ACP est que la projection obtenue est invariante dans le temps. Par conséquent, la représentation issue de l'ACP nécessite également d'être mise à jour périodiquement. Un autre inconvénient est qu'elle ne possède pas des propriétés de signature pour le diagnostic, ce qui rend l'isolation des défaillances difficile [55, 56, 57].

1.3.3.2 Machines à Support Vecteurs

Dans cette partie on présente une méthode à base de modèles statistiques obtenus par apprentissage artificiel qui est les machines à vecteur supports (SVM pour Support Vector Machine). Elle connaît un grand succès, depuis plusieurs années où elle fait l'objet de très nombreuses applications telles que l'estimation par régression, la détection des défauts, l'identification des systèmes [58]. SVM est une méthode de classification binaire par apprentissage supervisé. C'est une méthode à noyaux, inspirées de la théorie statistique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik, les SVM constituent la forme la plus connue. Elle fut introduite par Vapnik en 1995 [59]. Cette méthode est donc une alternative récente pour la classification. Elle repose sur l'existence d'un classificateur linéaire dans un espace approprié. Puisque c'est un problème de classification à deux classes, cette méthode fait appel à un ensemble de données d'apprentissage pour apprendre les paramètres du modèle. Elle est basée sur les noyaux qui permettent une séparation optimale des données.

1.3.3.2.1 Bases théoriques du SVM

L'efficacité du SVM est due à sa base théorique solide qui constitue l'un de ses atouts. Le SVM s'articule autour de deux principes : le premier sert à minimiser l'erreur empirique de classification et le deuxième sert à trouver un hyperplan optimal qui maximise la marge entre

deux ou plusieurs classes. Le SVM permet de trouver un hyperplan qui sépare les données similaires dans une même classe et sépare les données hétérogènes. La figure 1.8 illustre le principe du SVM dans lequel il existe une infinité d'hyper-plans séparant deux classes. L'idée de base est de déterminer ces hyper-plans optimums [60].

Dans la figure 1.8, (H_1) et (H_2) sont des hyperplans séparant la classe positive et la classe négative avec marge δ . (H) représente l'hyperplan optimal qui sépare ces deux classes, en préservant une marge maximale.

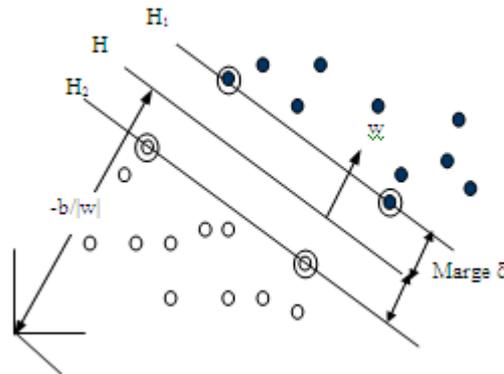


Figure 1.8: Hyperplan H, données et vecteurs de support dans l'espace.

1.3.3.2 Discrimination linéaire

Supposons un ensemble de données $(x_i, y_i)_{(i=1,n)}$ où x_i correspond à l'ensemble de données dans l'espace et $y_i \in \{-1, +1\}$. l'idée est de trouver une fonction linéaire qui permet de séparer l'ensemble de données :

$$f(x) = wx + b \quad (1.1)$$

Où w et b sont les paramètres du modèle.

Il est nécessaire de déterminer w et b qui satisfont les conditions (1.2) et (1.3) :

$$f(x) = wx_+ + b \quad (1.2)$$

Où x_+ représente l'ensemble des données appartenant à la classe positive.

$$f(x) = wx_- + b \quad (1.3)$$

Où x_- représente l'ensemble des données appartenant à la classe négative.

1.3.3.2.3 Marge de l'hyperplan

Un problème linéairement séparable signifie l'existence d'un séparateur linéaire capable de séparer les données en deux ou plusieurs classes dont la marge est maximale. Géométriquement, nous avons :

$$x_+ = x_- + \delta w \quad (1.4)$$

Avec δ représente la distance perpendiculaire entre une donnée de la classe positive et celle de la classe négative. En remplaçant x_+ de l'équation (1.3), dans l'équation (1.1), et en comparant avec l'équation (1.2), nous obtenons la marge qui sépare ces deux classes :

$$\delta = \frac{2}{\|w\|^2} \quad (1.5)$$

Donc l'hyperplan est optimal si seulement si w est minimale. Le problème d'optimisation est exprimé par :

$$(p) \begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ y_i(wx_i + b) \geq 1: i \in \{1, \dots, n\}: \forall x \in R^n \end{cases} \quad (1.6)$$

Cela nous conduit à déterminer la marge δ , cette marge est maximale si w est minimale. Puisque la fonction d'optimisation est quadratique avec des contraintes linéaires, le problème d'optimisation est convexe. La solution de ce genre de problèmes nécessite les multiplicateurs de lagrange. La nouvelle fonction objective est :

$$L_p = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(wx_i + b) - 1] \quad (1.7)$$

Où α_i sont les multiplicateurs de Lagrange.

La solution du problème d'optimisation exprimé par l'équation (1.7) est :

$$-\frac{dL}{dw} = 0 :$$

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (1.8)$$

$$-\frac{dL}{db} = 0 :$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \quad (1.9)$$

Puisque le problème (1.7) manipule les trois variables α_i, w et b en même temps, il peut être simplifié par la transformation du problème de Lagrange en un problème dual. La formulation du problème dual est donnée par :

$$L_D = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{ij} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \quad (1.10)$$

1.4 Conclusion

L'objectif de ce chapitre était de donner un aperçu des techniques généralement utilisées pour résoudre des problématiques de surveillance des systèmes de production. Dans la première partie, on a mis un lexique des termes techniques les plus utilisés en supervision, étant donné la diversité des définitions trouvées dans les différents travaux. Dans la deuxième partie, on classe les techniques de surveillance, les approches de surveillance sont généralement divisées en deux groupes : méthodes de surveillance avec modèle et sans modèle. Les premières se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement et utilisent généralement les techniques de l'automatique. La deuxième catégorie de méthodologies est plus intéressante dès lors qu'un modèle de l'équipement est inexistant ou difficile à obtenir. Dans ce cas, on utilise les outils de la statistique et de l'Intelligence Artificielle. La fonction surveillance est alors vue comme une application de reconnaissance des formes. Les formes représentent le vecteur d'entrée composé par les différentes données de l'équipement et les classes correspondent aux différents modes de fonctionnement.

Chapitre 2

Aperçu sur la méthode de thermographie infrarouge : principe et applications

2.1 Introduction

Ce deuxième chapitre énonce les bases nécessaires à la compréhension des phénomènes mesurés en thermographie infrarouge. Un aperçu de cette technique dans le domaine de la détection des défauts est également présenté.

A cet effet, nous rappellerons les notions fondamentales de rayonnement électromagnétique nécessaires pour comprendre l'étude d'une chaîne de mesure radiométrique. Dans un premier temps, nous aborderons les notions élémentaires de transferts thermiques et les liens entre mesure par thermographie infrarouge (IR) et température de surface d'un objet. Dans un second temps, nous nous intéresserons à la thermographie infrarouge en tant qu'outil du contrôle.

2.2 Notions élémentaire sur les transferts thermiques

2.2.1 Notion de température et de flux thermique

La température d'un corps est un paramètre caractéristique de son niveau énergétique. Elle correspond à l'énergie d'agitation des molécules. Les transferts d'énergie sont déterminés à partir de l'évolution dans l'espace et dans le temps de la température.

Si l'on réunit tous les points de l'espace qui ont la même température, on obtient une surface dite isotherme. La variation de température par unité de longueur est maximale le long de la normale à cette surface isotherme. On caractérise cette variation par le gradient de température. Sous l'influence de ce gradient, la chaleur s'écoule des régions chaudes vers les régions froides. La quantité de chaleur alors transmise par unité de temps sur la surface est appelée le flux de chaleur [61]. Dans un système défini par ses limites dans l'espace, le flux de chaleur peut être stocké, généré, entrant ou sortant dans le système. Le bilan d'énergie du système est alors régi par la première loi de la thermodynamique :

$$\text{flux}_{\text{entrant}} + \text{flux}_{\text{généré}} = \text{flux}_{\text{sortant}} + \text{flux}_{\text{stocké}} \quad (2.1)$$

L'établissement de l'expression de ces différents flux de chaleur permet d'obtenir une équation différentielle (l'équation générale de conduction de la chaleur) dont la résolution permet de connaître l'évolution de la température en chaque point du système :

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(-k \frac{\partial T}{\partial x} \right) + P = \rho_v c_m \frac{\partial T}{\partial t} \quad (2.2)$$

Avec :

k : conductivité thermique (en $\text{W.m}^{-1}.\text{K}^{-1}$)

P : énergie produite au sein même du matériau (en W.m^{-3})

ρ_v : masse volumique (en kg.m^{-3}),

c_m : chaleur massique (en $\text{J.kg}^{-1}.\text{K}^{-1}$).

2.2.2 Les différents types de transfert thermique

Le transfert de la chaleur des corps chauds vers les corps froids se fait de trois façons:

- conduction,
- convection,
- rayonnement.

2.2.2.1 Conduction

Dans un matériau, la chaleur peut se transmettre de proche en proche; cette transmission s'effectue toujours du point dont la température est la plus élevée vers le point où la température est la plus basse. C'est un phénomène continu. Les matériaux sont plus ou moins propices à ce genre d'échange, on dit qu'ils ont une plus ou moins bonne conductibilité thermique λ [62].

Considérons une paroi plane d'épaisseur l ; soit S la surface de paroi à travers laquelle on considère l'échange. Cette paroi divise le milieu extérieur en deux parties 1 et 2 dont les températures sont différentes $\theta_1 > \theta_2$ (voir fig. 2.2).

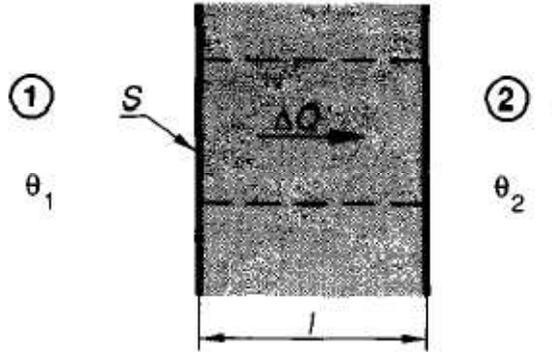


Figure 2.1 : Transfert de chaleur par conduction [62]

Notons :

$$\Delta\theta = \theta_1 - \theta_2. \quad (2.3)$$

On pourrait écrire aussi l'équation précédente en températures absolues.

$$\Delta T = T_1 - T_2 \quad (2.4)$$

Avec :

$$\theta_1 - \theta_2 = T_1 - T_2 \quad (2.5)$$

2.2.2.2 Convection

Lorsqu'un corps chaud est placé dans un fluide (liquide ou gaz), les particules de ce fluide situées à proximité du corps chaud s'échauffent. Dans un fluide dont la température n'est pas uniforme, la Masse volumique est variable, il s'ensuit des mouvements internes au fluide appelés

courants de convection [62]. La quantité de chaleur ΔQ échangée par convection durant un intervalle de temps donné Δt est proportionnelle à la surface d'échange S et sensiblement proportionnelle à la différence des températures $\Delta\theta$ des deux corps:

$$\frac{\Delta Q}{\Delta t} = KS\Delta\theta \quad (2.6)$$

Où :

ΔQ : quantité de chaleur échangée en joules (J).

Δt : durée d'échange en seconde (s).

K : coefficient de convection en $J.m^{-2}.s^{-1}.^{\circ}C^{-1}$.

S : surface d'échange en mètres carrés (m^2).

$\Delta\theta$: différence de température entre le corps chaud et le fluide en ($^{\circ}C$) ou en kelvins (K).

2.2.2.3 Rayonnement

Le rayonnement est un échange de chaleur par émission de radiations. Soit S la surface du corps homogène qui émet la chaleur et soit T sa température absolue en K [62]. Soit ΔQ la quantité de chaleur émise par le corps pendant le temps Δt :

$$\frac{\Delta Q}{\Delta t} = a ST^4 \quad (2.7)$$

Où :

ΔQ : quantité de chaleur émise par rayonnement du corps en joules (J).

Δt : intervalle de temps pendant lequel le rayonnement est pris en compte en secondes (s).

a : coefficient d'émission du corps homogène. Celui-ci dépend de la nature de la couleur de l'état de surface du corps. En $J.m^{-2}.s^{-1}.T^4$.

S : surface rayonnante du corps homogène en mètre carrés (m^2).

T : température absolue en Kelvin (K).

2.3 Introduction sur la thermographie infrarouge

2.3.1 Origine et nature du rayonnement infrarouge

En 1666, Newton connaissait l'existence d'un rayonnement au-delà du spectre visible du côté du rouge. L'existence de ce rayonnement est découverte en 1800 par l'astronome Frederick William Herschel. Voulant savoir si la lumière produit des températures différentes selon sa couleur, il utilise un prisme pour diviser un rayon de soleil. Il mesure la température de chaque couleur du spectre, et constate que les températures augmentent du violet au rouge. Herschel décide alors de mesurer la température juste après la portion rouge du spectre, dans une zone où

aucune lumière n'est visible. À sa surprise, il y trouve une température plus élevée encore. Dans le spectre électromagnétique, l'infrarouge se situe entre le visible et les micro-ondes. La source principale de rayonnement infrarouge est la chaleur, ou rayonnement thermique. Tout objet dont la température est supérieure au zéro absolu (- 273,15 °C ou 0 kelvin) émet un rayonnement dans la plage infrarouge. Même les objets que nous percevons comme très froids [63].

2.3.2 Spectre infrarouge

La matière émet et absorbe en permanence du rayonnement électromagnétique. Le processus d'émission est lié à l'agitation moléculaire interne de la matière, génératrice de transitions radiatives pour les particules élémentaires porteuses de charges électriques.

Les lois fondamentales de la théorie électromagnétique classique montrent que le champ électrique E créé par une charge q animée d'un mouvement de translation uniforme est très peu différent du champ statique :

$$E = \frac{q}{r^2}, \quad (1.8)$$

Lorsque la distance d'observation r est grande devant le déplacement de la charge. Par contre, si la charge électrique subit une accélération, la relation de MAXWELL :

$$\text{rot}H = \varepsilon \frac{\partial E}{\partial t} \quad (2.9)$$

Indique qu'il y a apparition d'une énergie libérée sous la forme de rayonnement électromagnétique. Une élévation de température accroît l'agitation moléculaire au sein de la matière et favorise l'accélération des particules porteuses de charges électriques, génératrice de rayonnement. L'énergie ainsi libérée W , sous forme radiative est donnée en fonction de la longueur d'onde d'émission λ :

$$W = \frac{hc}{\lambda} \quad (2.10)$$

Avec :

h : constante de Planck,

c : célérité de la lumière.

La longueur d'onde du rayonnement émis croît en raison inverse de l'énergie mise en cause dans la transition. Il est important de noter à ce sujet que dans le domaine infrarouge, les longueurs d'onde sont grandes, et l'énergie radiative correspondante faible [64].

Tout ceci laisse prévoir les difficultés rencontrées dans la détection de tels rayonnements. Si la matière permet toutes les transitions possibles (agitation thermique moléculaire). Chaque atome fournit une certaine énergie radiative dont les niveaux statistiques prennent toutes les valeurs possibles ; la distribution en longueurs d'onde sera alors uniforme, le rayonnement est dit à spectre continu.

Certains milieux autorisent seulement quelques transitions bien définies (sauts quantiques d'un électron à l'intérieur d'un atome), l'émission se fait alors sous forme de longueurs d'onde discrètes, il s'agit d'un spectre de raies.

Le phénomène d'absorption du rayonnement par la matière résulte du processus inverse ; l'absorption étant plus ou moins sélective en longueurs d'ondes suivant le milieu mis en cause.

Le spectre de rayonnement ainsi défini est divisé en un certain nombre de régions arbitraires, correspondant à des domaines de fonctionnement des générateurs ou des récepteurs appropriés.

La figure 2.2 [65] représente le spectre électromagnétique :

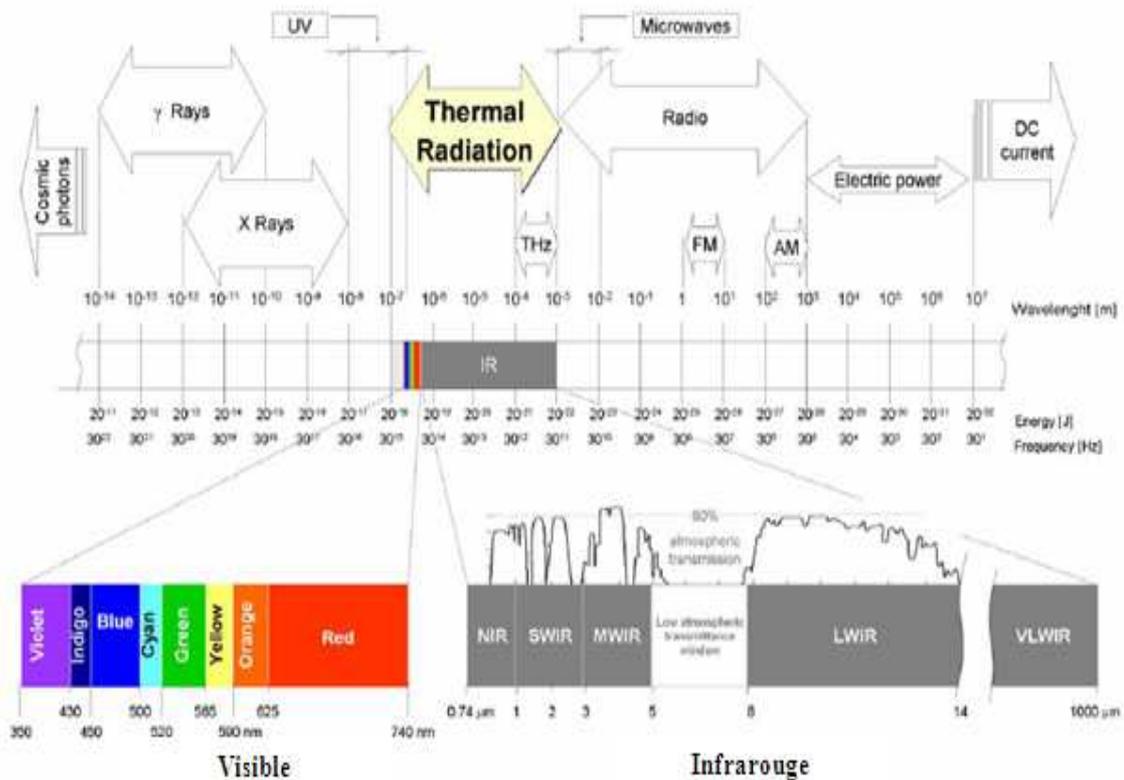


Figure 2.2 : Spectre des ondes électromagnétiques [65]

2.4 Principes physiques de la thermographie

2.4.1 Transfert d'énergie par rayonnement

2.4.1.1 Cas d'un corps noir

Le corps noir est défini comme corps de référence dans la théorie du rayonnement infrarouge : celui-ci est capable d'absorber totalement tout rayonnement incident, quelque soit sa longueur d'onde et d'émettre à son tour des radiations à toutes les longueurs d'onde. Ce corps référentiel cède à l'environnement l'énergie captée jusqu'à l'établissement d'un équilibre thermodynamique.

La figure 2.3 illustre un corps noir expérimental [66]. Deux approches sont possibles pour la réalisation pratique d'un tel système :

- La cavité presque totalement fermée, il s'agit d'une cavité à l'intérieur d'un solide, débouchant à l'extérieur par un orifice dont la dimension est très faible devant celle de la cavité. Le système se comporte comme un piège à rayonnement.
- Le revêtement absorbant parfait, il est possible grâce à certains traitements de surface et peintures, d'obtenir à partir d'un objet quelconque une très bonne approximation du radiateur parfait.

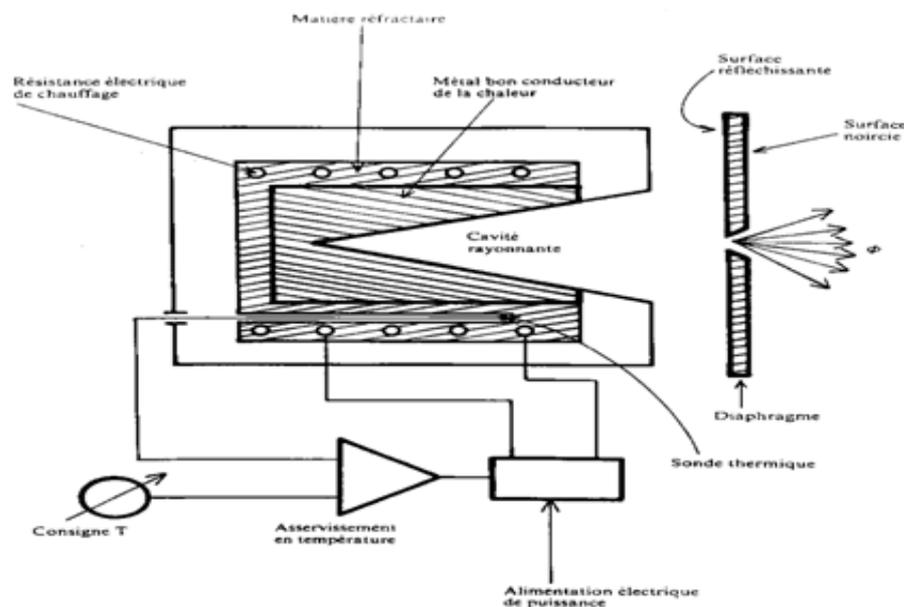


Figure 2.3 : Schéma de principe d'un corps noir de laboratoire [66]

2.4.1.2 Cas d'un corps réel

Le corps noir est un corps idéal au sens physique : il émet un maximum de puissance de rayonnement à une température donnée. En effet, dans la réalité les corps réels rencontrés ne sont pas des radiateurs idéaux. L'objet réel émet toujours moins de rayonnement que le corps noir, quelle que soit la température ou la longueur d'onde [67].

Pour un corps réel, le mécanisme de transfert d'énergie fait intervenir quatre phénomènes (voir Figure 2.4) :

- L'émission : le corps produit de la chaleur qui est transférée au milieu extérieur sous forme de rayonnement électromagnétique ;
- La transmission : le matériau peut transmettre tout ou une partie du rayonnement incident ;
- La réflexion : la surface du matériau renvoie vers le milieu extérieur une partie du rayonnement incident ;
- L'absorption : le corps récupère le rayonnement incident pour le transformer en énergie calorifique.

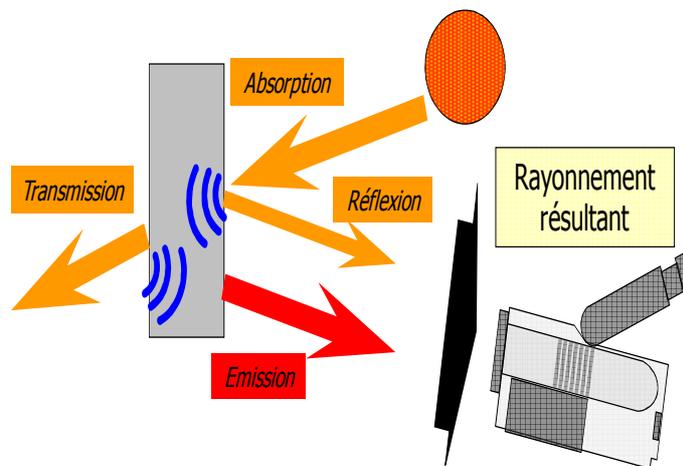


Figure 2.4 : Bilan radiatif

On fait le bilan des rayonnements :

$$\varphi = \varphi_r + \varphi_a + \varphi_t \quad (2.11)$$

Ou :

$$\varphi_r / \varphi + \varphi_a / \varphi + \varphi_t / \varphi = 1 \quad (2.12)$$

- φ_r / φ est le facteur de réflexion, ρ .

- φ_a / φ est le facteur d'absorption, α .
- φ_t / φ est le facteur de transmission, τ .

$$\rho + \alpha + \tau = 1 \quad (2.13)$$

C'est l'équation de base résultant du bilan radiatif.

En absorbant le rayonnement φ_a le corps s'échauffe, jusqu'à un certain équilibre de température. Il émet du rayonnement, en fonction de sa propre température. Il finit donc par émettre autant de puissance de rayonnement (φ_e) qu'il en absorbe (φ_a).

Ainsi $\varphi_a = \varphi_e$ et on a aussi $\rho = \epsilon$, où ϵ est le facteur d'émission ou émissivité. On peut donc écrire le cas général :

$$\epsilon + \rho + \tau = 1 \quad (2.14)$$

2.5 Lois fondamentales du rayonnement thermique

2.5.1 Exitance

L'exitance est le flux émis par un élément de surface d'un objet quelconque. Elle est exprimée en W / m^2 [68].

2.5.2 Luminance

Elle est définie par le quotient de l'exitance quittant une surface par un angle solide autour d'une direction donnée. En $W.m^{-2}.sr^{-1}$. La luminance L se décline en luminance spectrique, partielle ou totale. La luminance est une grandeur directionnelle (voir figure.2.5) [68].

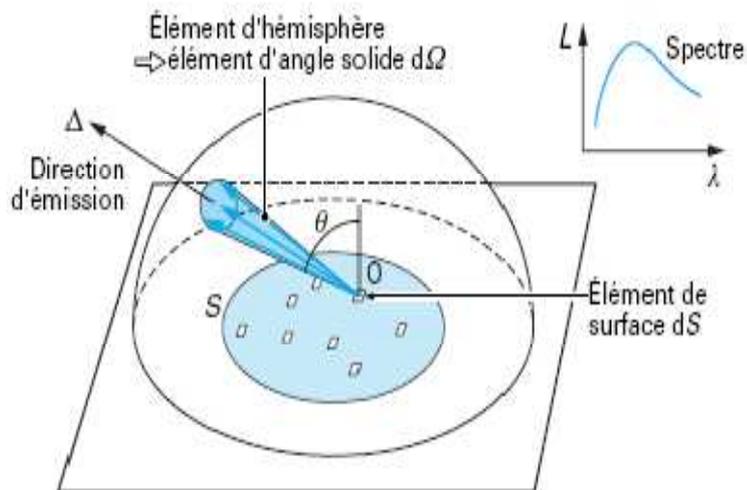


Figure 2.5 : Luminance totale [69]

2.5.3 Emittance

La quantité de flux de rayonnement émise par une surface élémentaire dS dans la demi-sphère limitée par son plan tangent traduit l'émittance hémisphérique totale E (W.m^{-2}). Celle-ci représente la densité de puissance totale émise par dS dans toutes les directions [70].

2.6 Propriétés du corps noir

2.6.1 Loi de Planck

La matière émet un rayonnement électromagnétique dont la puissance est une fonction de sa température. A une température de -273°C , le corps est énergétiquement "inerte". En 1900, Planck a calculé l'émission d'un corps idéal. La loi de Planck est explicitée sous forme de courbes très intéressantes à considérer. Elles sont la base même de la possibilité et de la pertinence de la mesure des températures par rayonnement.

Sur les courbes de Planck ci-dessus (voir figure.2.6), on voit que, à 30°C , le maximum de rayonnement est émis vers $10 \mu\text{m}$. A 500°C , le maximum se situe vers $3,7 \mu\text{m}$. Ces courbes indiquent que, quelle que soit la longueur d'onde considérée, il y a toujours une puissance émise : le corps idéal émet à toutes les longueurs d'onde. Il n'est pas une radio émettrice sur une seule longueur d'onde. Les courbes sont continues : le spectre d'émission est un spectre continu.

L'émission spectrale du corps noir est décrite par la loi de Planck bâtie sur des considérations thermodynamiques statistiques.

$$\frac{dR(\lambda, T)}{d\lambda} = \frac{2\pi hc^2 \lambda^{-5}}{\exp \frac{hc}{\lambda KT} - 1} \quad (\text{en } \text{W.m}^{-3}) \quad (2.15)$$

Avec :

$\frac{dR(\lambda, T)}{d\lambda}$; exittance spectrale, c'est-à-dire puissance rayonnée par unité de surface de corps noir et par unité de longueur d'onde.

h : constante de Planck (J.s ou W.s^2).

K : constante de Boltzmann (J.K^{-1}).

c : vitesse de la lumière (m.s^{-1})

T : température absolue en degrés Kelvin du corps noir.

L'exitance spectrale du corps noir dépend de la longueur d'onde et de la température. Il est commode de représenter la loi de Planck sous forme d'un réseau de courbes :

$$\frac{dR(\lambda, T)}{d\lambda} = f_T(\lambda) \quad (2.16)$$

La figure 2.6 montre l'émission spectrale d'un corps noir suivant la longueur d'onde à une température donnée.

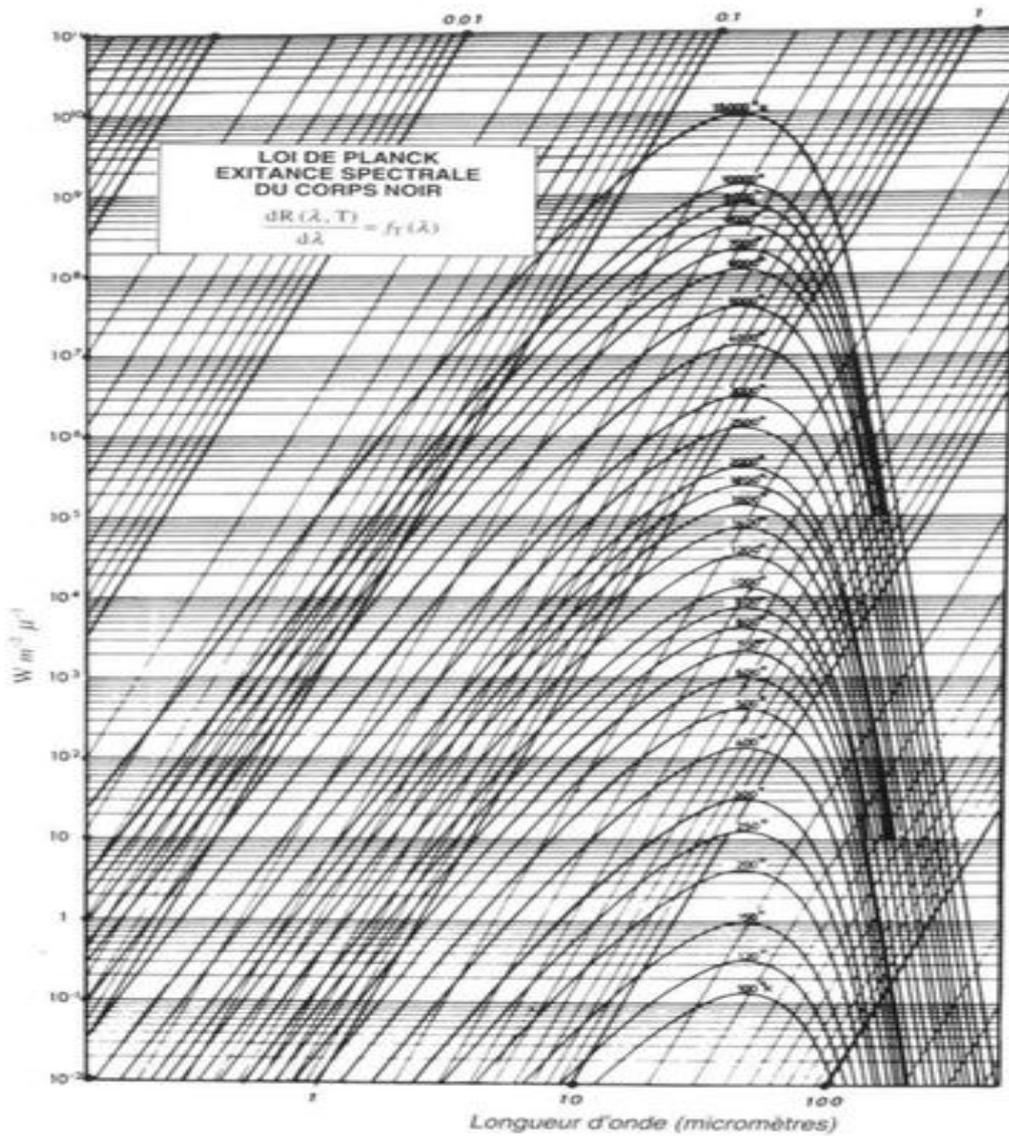


Figure 2.6 : Distribution spectrale du corps noir [64]

2.6.2 La loi de Wien

Comme indiqué sur la figure 2.7, la courbe de distribution spectrale $\frac{dR(\lambda, T)}{d\lambda}$ obtenue une valeur de la température T , passe par un maximum. Le déplacement de ce maximum en fonction de la température, décrit par la loi de Wien est obtenu par dérivation de la loi de Planck :

$$\left\{ \begin{array}{l} \lambda_{max} = \frac{2898}{T} \\ \frac{dR(\lambda_m, T)}{d\lambda} = 1.286 \cdot 10^{-15} T^5 \end{array} \right. \quad (2.17)$$

$$= 1.286 \cdot 10^{-5} T^5 \text{ (W.m}^{-3}\text{)}. \text{ (T en K).}$$

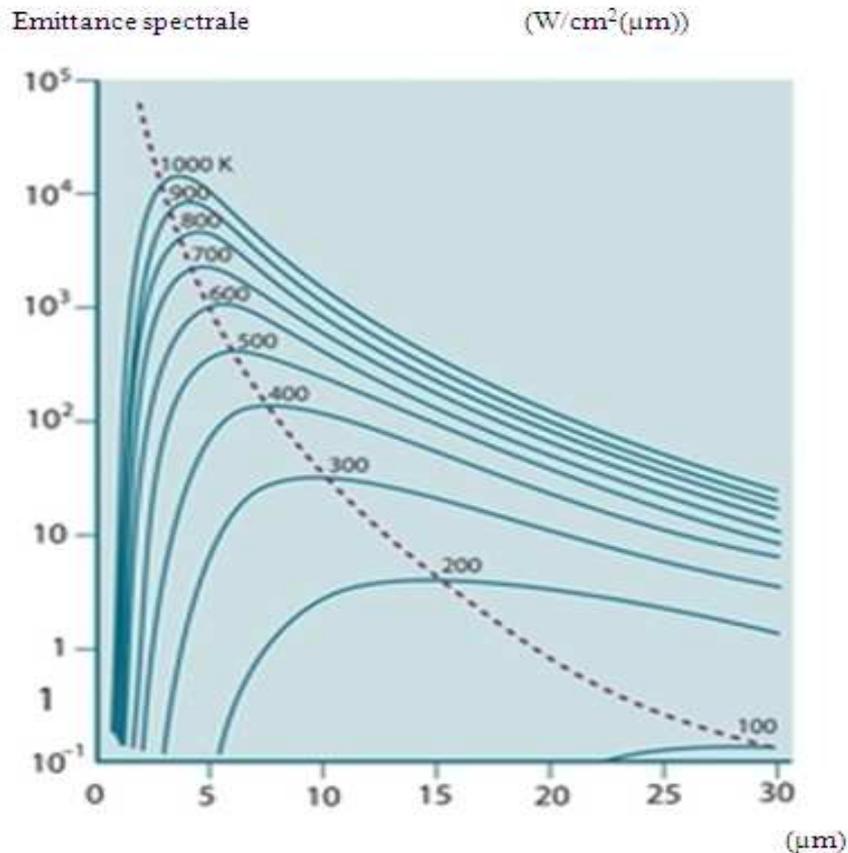


Figure 2.7 : Courbe de Wien [71]

La relation de Wien explique le déplacement vers les courtes longueurs d'onde d'émission des corps de plus en plus chauds.

2.6.3 Loi de Stefan-Boltzmann

Le mode de transfert par rayonnement thermique est par nature très différent des deux précédents : la propagation se fait sans support matériel et dans toutes les directions à la vitesse de la lumière dans le vide. Il est régi par la loi fondamentale de Stefan-Boltzmann (établie en 1879), qui s'écrit, dans le cas d'un corps noir :

$$q = \sigma \cdot A \cdot T^4 \quad (2.18)$$

Avec :

q : flux de chaleur radiante émis par une surface idéale, dite noire (en W),

σ : constante universelle de Boltzmann ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{K}^{-4}$),

A : l'aire de la surface (en m^2),

T : température absolue de la surface (en K).

2.6.4 Emissivité du matériau

Au sens théorique, un corps noir est un corps parfait. Il émet un maximum de puissance de rayonnement à une température donnée. En revanche, les corps réels ne peuvent qu'émettre moins de rayonnement que ce dernier, quelle que soit la température ou la longueur d'onde.

Supposons un corps noir et un corps réel opaque, de même température T_0 . Supposons également qu'aucun rayonnement ne se réfléchit sur le corps réel. Le corps noir émet du rayonnement : la caméra mesure un flux L^0 . C'est le maximum que puisse mesurer la caméra pour un corps à cette température. L'aptitude du corps noir à émettre du rayonnement est maximale. Le corps réel, de même température T_0 , émet un rayonnement inférieur à celui du corps noir ; la caméra mesure un flux L' [68]. L'émissivité du corps réel est le rapport $\varepsilon = L' / L^0$. Si le corps n'est capable à émettre aucun rayonnement, la caméra mesure $L' = 0$. Et ainsi $\varepsilon = 0$. Ainsi, l'émissivité est comprise entre 0 et 1 : $0 \leq \varepsilon \leq 1$.

Dans une bande spectrale donnée, donc pour une caméra donnée, il se peut que l'émissivité du corps réel ne change pas trop avec la longueur d'onde. On parle alors de corps gris, l'émissivité du corps est une grandeur d'influence. Elle influe sur le résultat de la mesure de température. Il convient d'en tenir compte pour déduire la température vraie du corps observé au

moyen des courbes d'étalonnage. C'est la première grandeur d'influence à considérer en thermographie.

Par conséquent, on dira qu'un corps est émissif, s'il a une bonne émissivité et qu'il est émetteur s'il émet du rayonnement, ce qui est possible selon la valeur de son émissivité et de sa température.

2.7 Paramètres influençant la mesure

L'émissivité prend des valeurs variables selon le matériau et change pour le même matériau en fonction de plusieurs paramètres importants.

2.7.1 Influence de l'état chimique de la surface

Les derniers micromètres proches de la surface de la plupart des matériaux peuvent présenter une hétérogénéité physique. Tenons compte du cas le plus fréquent rencontré dans l'industrie, celui d'un métal oxydé. L'émission du métal distingué par une faible émissivité ou l'émission de la mince couche d'oxydes de forte émissivité [72].

Le facteur intéressant est la transmittivité de la couche d'oxydes donnée par l'expression :

$$\tau = \exp(-4\pi\chi e/\lambda) \quad (2.19)$$

Avec :

e : épaisseur de la couche,

χ : indice d'extinction,

τ : transmittivité.

Dans la majorité des cas, le paramètre τ prend des valeurs différentes. Soit il est proche de 0, dans ce cas c'est la surface d'oxydes qui émet ; soit il est proche de 1, dans ce cas c'est le métal sous-jacent qui émet. La difficulté consiste à apprendre l'ordre de grandeur de l'épaisseur de la couche superficielle, à étudier l'indice d'extinction du matériau de cette couche puis à calculer la transmittivité de la couche.

2.7.2 Influence de la rugosité

La rugosité de la surface d'un matériau engendre des réflexions multiples (figure 2.9) qui accroissent l'émissivité. Par conséquent, il est à noter qu'un matériau très peu émissif comme l'or

peut, par dépolissage, être 10 fois plus émissif. En revanche, un corps très émissif comme un verre ($\epsilon = 0,90$) voit son émissivité croître de 3 % seulement après dépolissage.

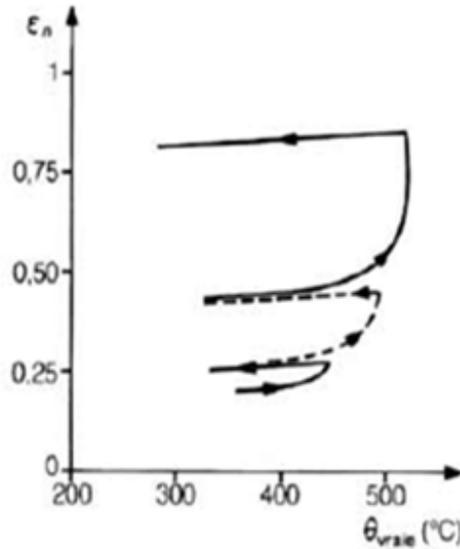
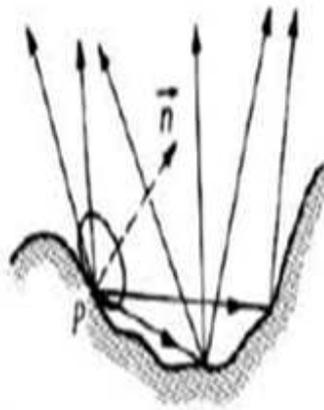


Figure 2.8 : Variation de l'émissivité lors de l'oxydation du nickel [73]

A cause de l'émission angulaire d'un matériau, la rugosité provoque deux effets : dépolarisation du rayonnement émis et croissance de l'émissivité. Pour les corps ordinaires, tels que les métaux industriels, les effets de la rugosité sont moins observés. Dans le cas des diélectriques, corps de forte émissivité, la rugosité de la surface influe peu sur l'émission [73].



\vec{n} normale à la surface au point P

Figure 2.9 : Influence de la rugosité sur l'émissivité ϵ [73]

2.7.3 L'influence de l'angle d'incidence

L'émissivité des matériaux peut dépendre d'une part de l'incidence d'observation en outre de l'état de polarisation du rayonnement considéré. Cette caractéristique déduite des relations de Fresnel qui représentent la réflectivité des surfaces séparant deux milieux différents. évoquons l'exemple de l'eau qui est un corps noir presque parfait à la longueur d'onde $10\mu\text{m}$ pour l'incidence normale, et transforme en un miroir ($\varepsilon = 0$) à l'incidence rasante (voir figure 2.10).

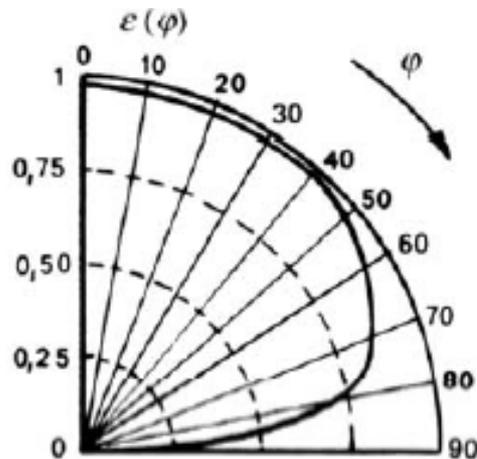


Figure 2.10 : Emissivité de l'eau en fonction de l'angle d'observation [73]

L'émissivité prend sa valeur maximale pour une incidence normale (0°) et diminue très fortement pour une incidence supérieure à 45° (figure 2.11)

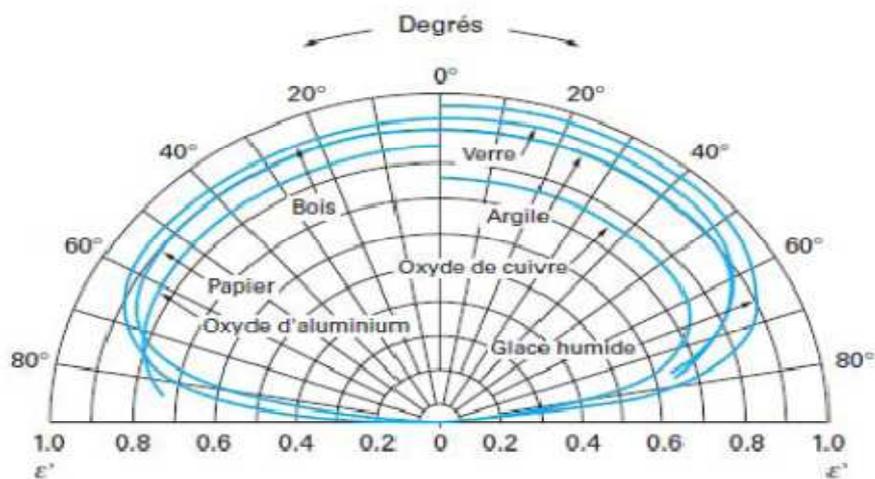


Figure 2.11 : Influence de l'angle d'incidence sur l'émissivité totale [73]

2.7.4 L'influence de la température

Les métaux présentent généralement une émissivité faible dans le spectre infrarouge, cette émissivité a tendance à se croître avec la température du métal. L'état de surface et l'oxydation du métal peut considérablement changer l'émissivité (voir figure 2.12).

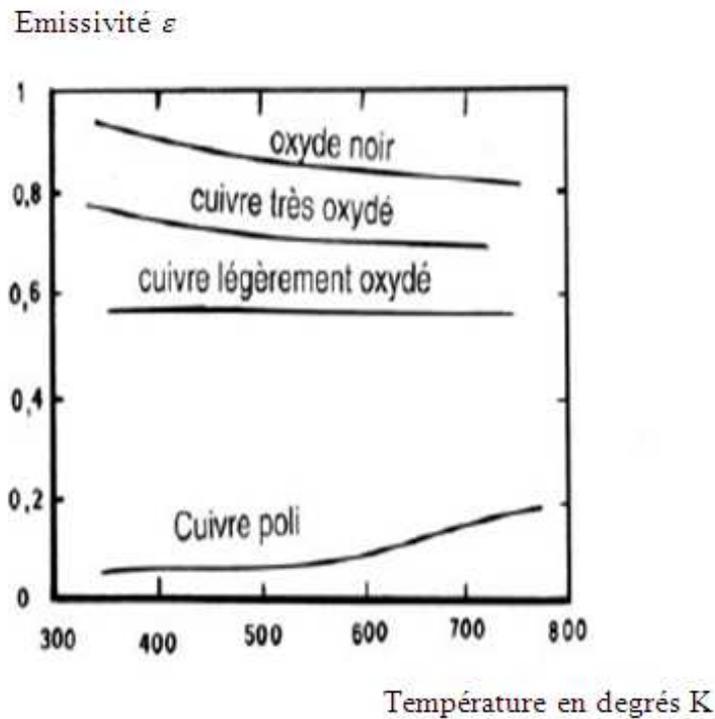


Figure 2.12 : Influence de l'état de surface sur l'émissivité [64]

2.7.5 Influence de la longueur d'onde

L'émissivité spectrale change, relativement avec la longueur d'onde en ce qui concerne les objets solides. Un corps pour lequel l'émissivité ne change pas avec la longueur d'onde est nommé corps gris. Par contre, un corps dont l'émissivité varie avec la longueur d'onde est nommé corps sélectif [74]. Par conséquent, un corps sélectif peut se comporter en corps gris ou même en corps noir dans la bande spectrale donnée.

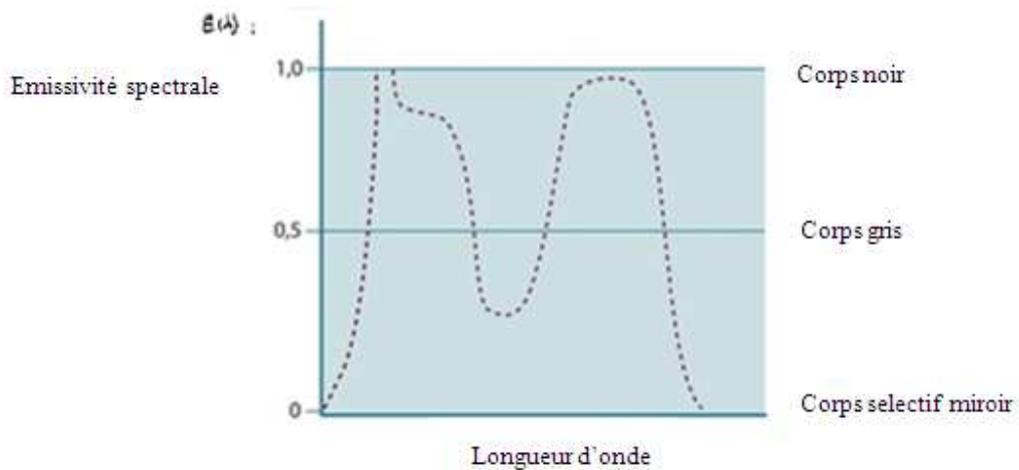


Figure 2.13 : Emissivité spectrale des différents types de matériaux [71]

2.8 Principe de la mesure par thermographie infrarouge

L'objectif d'une caméra infrarouge dirigée vers une scène thermique, opère une sélection des objets qui s'y trouvent en fonction de leur température et de leur émissivité respectives. En effet, tout matériau absorbe et émet de l'énergie appelée rayonnement thermique dans la gamme spectrale des infrarouges dépendant de sa température de surface [75]. La caméra infrarouge dont la gamme spectrale couvre les longueurs d'onde d'émission des objets, capte ce rayonnement lié à la luminance et une électronique d'interprétation convertit le rayonnement reçu en signaux électriques. Mais, ce rayonnement reçu n'est pas que l'émission propre de l'objet visé, il comprend aussi, la réflexion sur l'objet de l'énergie d'excitation et l'émission de l'atmosphère séparatrice. La figure 2.14 montre les phénomènes physiques partie prenante de l'information reçue par la caméra.

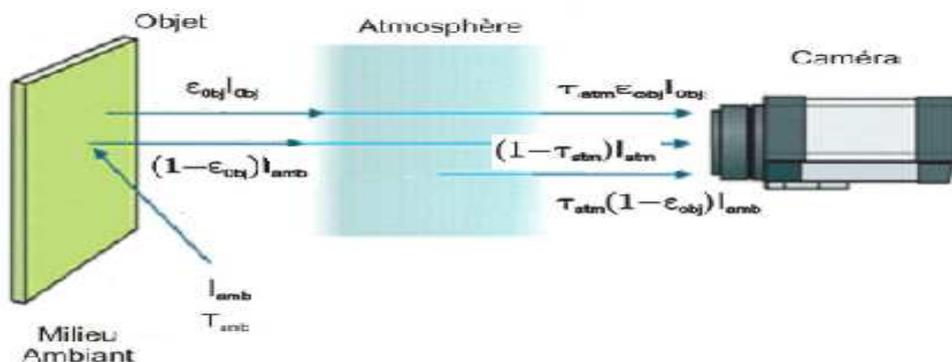


Figure 2.14 : Composition du rayonnement reçu par caméra infrarouge [71]

Le bilan des flux thermiques entrant dans la caméra se présente comme suit :

$$I_{cam} = \tau_{atm} \varepsilon_{obj} I_o + \tau_{atm} (1 - \varepsilon_{obj}) I_{amb} + (1 + \tau_{atm}) I_{atm} \quad (2.20)$$

Où :

$\tau_{atm} \varepsilon_{obj} I_o$ = flux émis par l'objet,

$\tau_{atm} (1 - \varepsilon_{obj}) I_{amb}$ = flux réfléchi par l'objet,

$(1 + \tau_{atm}) I_{atm}$ = flux émis par l'atmosphère,

I_{cam} = luminance reçue par la caméra,

I_o = luminance propre de l'objet,

I_{amb} = luminance de l'environnement,

I_{atm} = luminance de l'atmosphère,

ε_{obj} = coefficient d'émissivité de l'objet,

τ_{atm} = coefficient de transmission de l'atmosphère.

La température mesurée par la caméra infrarouge est fonction de la température T_o de l'objet, de la température T_{amb} de l'ambiance, de la température T_{atm} de l'atmosphère, de ε_{obj} le coefficient d'émissivité de l'objet et de τ_{atm} le coefficient de transmission de l'atmosphère [76].

La mesure de température passive est basée sur l'utilisation du contraste d'émissivité et de température d'un objet avec son environnement pour le détecter et le caractériser.

2.9 Thermographie

2.9.1 Thermographie passive

Cette approche se base sur la loi de la conservation de l'énergie. Suivant le principe de la première loi de la thermodynamique, un corps recevant de l'énergie transforme une partie de celle-ci en chaleur. Si cette énergie libérée est détectée par une caméra infrarouge, elle pourra révéler des zones de températures différentes qui pourraient être attribuées à la présence d'un défaut ou d'un mal fonctionnement. Cette approche est utilisée dans plusieurs domaines tels que la maintenance industrielle.

2.9.2 Thermographie active

Par opposition à la thermographie passive, la thermographie active demande une source externe de chaleur pour entrainer une stimulation thermique à la surface de l'échantillon à inspecter afin de provoquer l'apparition d'un gradient de température. Ce dernier permet de

mettre en relief toute présence de défauts internes. On remarque qu'au repos, la température de l'échantillon est égale à la température ambiante ce qui prévient toute détection, une excitation thermique est donc nécessaire. Suite à la stimulation thermique, la température du spécimen change rapidement à cause de la propagation thermique par diffusion au-dessous de la surface. La présence d'un défaut à l'intérieur du spécimen change alors le taux de diffusion, ce qui se traduit par l'apparition de zone de température différente par rapport à la zone normale. Ce phénomène s'explique aussi comme suit, dans le cas où le défaut a une diffusivité thermique inférieure à celle du spécimen, il offre une résistance relativement plus grande qui s'oppose à la propagation du front thermique. Il y a donc accumulation de chaleur en surface au dessus du défaut. Dans le cas contraire, c'est le phénomène inverse qui se produit et dans ces conditions le front thermique se propage plus vite que dans la zone saine.

2.10 Détection et Diagnostic des défauts par thermographie infrarouge

2. 10.1 La surveillance thermique

Plusieurs techniques de détection de défauts peuvent être utilisées dans le secteur industriel, on peut évoquer la thermographie infrarouge, l'analyse des vibrations mécaniques et la détection ultrasonore. Une des techniques qui est largement utilisées jusqu'à ce jour, pour prévoir les risques de défaillance des systèmes de production est l'inspection avec utilisation de la thermographie infrarouge. Antérieurement, l'inspection des systèmes était basée sur l'utilisation des cinq sens, il est ordinaire de voir un technicien faire le tour des appareils (systèmes), les ouvrir et les inspecter, à la recherche d'une fuite dans les pompes, d'un moteur surchauffé, ou pour détecter une mauvaise connexion et détérioration interne. Ainsi les sens les plus exploités sont, la vue, l'odorat, et le toucher [77]. De nos jours cette pratique laisse la place à l'inspection thermographique infrarouge.

Les études pratiques ont prouvé que la température des installations industrielles dans plusieurs cas est représentative soit de leur état de santé, soit de leur état de fonctionnement. La thermographie infrarouge permet de localiser les points chauds à partir d'une image thermique. Tout objet à température normale émet un rayonnement dans le domaine infrarouge dépendant de sa température. Cette propriété est utilisée par l'électronique des détecteurs infrarouges pour donner la température d'un objet en captant l'énergie infrarouge qu'il émet. C'est un paramètre dont le suivi peut renseigner l'exploitant et le mainteneur, et cela dans de nombreux domaines techniques.

2.11 Les sources d'incertitude de mesure

Les incertitudes de mesure en thermographie sont celles de la radio-thermométrie auxquelles se rajoutent des incertitudes spécifiques. Cependant, en thermographie infrarouge, le fait de disposer d'une image permet une meilleure maîtrise de la situation de mesure que celle que l'on peut réaliser avec un simple thermomètre par rayonnement. Nous nous limiterons dans cette étude à une liste non finie des origines des incertitudes. L'incertitude sur la valeur mesurée de température résultera des incertitudes liées :

- à la situation d'étalonnage ;
- à la situation de mesure ;
- à l'opérateur.

2.11.1 Incertitudes liées à la situation d'étalonnage

Pour étalonner la caméra en situation d'étalonnage, sur corps noirs et à courte distance. Les constructeurs spécifient une incertitude sur la température apparente, mais, jusqu'à maintenant, ils n'ont publié aucune étude raisonnable sur le sujet. Les corps noirs utilisés pour l'étalonnage de caméra infrarouge présentent un ensemble de caractéristiques qu'aucune norme ne précise. Le corps noir se doit être un étalon de rayonnement, mais la relation rayonnement - température n'est pas établie pour toutes les longueurs d'onde et toutes les températures, ce qui ne permet pas de considérer tous les corps noirs disponibles comme des étalons de rayonnement [78]. En général, il existe trois types d'incertitudes qui influent sur les mesures dans cette situation :

- Incertitudes dues au corps noir ;
- Incertitudes dues à la caméra ;
- Incertitudes dues aux conditions d'étalonnage ;

2.11.2 Incertitudes liées à la situation de mesure

Lorsque la caméra est utilisée en situation de mesure. Les grandeurs d'influence sont connues avec des incertitudes incluant les dispersions des valeurs de ces grandeurs. Les valeurs de ces grandeurs permettent de remonter de la situation de mesure à la situation d'étalonnage par une équation de transcription en température sensée décrire correctement la situation de mesure [67].

- Incertitudes dues à la caméra thermique ;
- Incertitudes dues aux grandeurs d'influence.

2.11.3 Incertitudes liées à l'opérateur

Les sources d'incertitude les plus importantes sont dues à l'opérateur lui-même. Celui-ci se devrait de maîtriser sa caméra et la situation de mesure, de sorte que cette situation soit décrite correctement par l'équation de transcription en température qu'il utilise ou qu'utilise sa machine [79]. Dans ce cas, deux types d'incertitudes apparaissent :

- Incertitudes dues à la caméra thermique ;
- Incertitudes dues à la maîtrise de la situation de mesure

2.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous venons d'aborder la théorie de la technique de thermographie infrarouge, le choix du contrôle par cette technique repose sur divers avantages qu'on en retire sur le plan pratique :

- Le procédé est rapide à cause de la possibilité d'inspection de surfaces étendues ;
- Les moyens informatiques actuels (systèmes d'acquisition et méthodes de traitements d'images) permettent facilement l'exploitation des images en vue du contrôle ;
- La simplicité du système de contrôle et son caractère non intrusif permettent la réalisation d'opérations in situ ;
- Le procédé offre des facilités d'application dans la mesure où l'accès est difficile ou limité à un seul côté ; c'est le cas des pièces complexes et fermées dont la face opposée à l'éclairage est inaccessible.

Les limitations de la technique thermique :

- La distance maximale de détection de cibles est moindre que celle des caméras visibles.
- La détection par thermographie devient difficile lorsque la température de la cible est très proche de celle du milieu ambiant.
- De même, pour des surfaces très réfléchissantes, la réflexion devient prédominante devant l'émission propre et aucune mesure par thermographie n'est alors possible sans peinture additive.

Chapitre 3

Méthodes de seuillage d'images thermiques

3.1 Introduction

La connaissance de l'état des produits nécessite l'élaboration et l'optimisation de méthodes alternatives d'évaluation de la qualité de surface afin d'obtenir de l'information précise et quantitative complémentaire aux inspections visuelles. Pour cette raison, les méthodes reposant sur la prise d'images numériques jouent un grand potentiel et sont de plus en plus employées pour l'évaluation de l'état des produits. Ces méthodes, à savoir la thermographie infrarouge, les rayons X et l'imagerie ultrasonore offrent des rendements intéressants en termes de coût-efficacité et sont pratiquement faciles à utiliser [10]. Il y a néanmoins un besoin énorme pour le développement et l'optimisation des techniques efficaces d'analyse d'images afin d'extraire l'information pertinente relative aux produits à partir d'images brutes. L'analyse d'images thermiques obtenues lors des inspections effectuées durant notre étude se traduit souvent par la recherche de zones dont le comportement diffère du reste de l'image. Les données thermiques collectées par caméra infrarouge sont une source précieuse d'informations pour la surveillance du matériel, il s'avère que les anomalies thermiques révélées par la thermographie infrarouge correspondent à des

défauts qui se traduisent par des pannes. Pour de telles images, l'intensité ou le niveau de gris est un paramètre essentiel qui peut être utilisé pour l'extraction des défauts de ces dernières [80]. A partir de la, les techniques de seuillage sont des outils puissants pour une segmentation efficace.

Le seuillage est un processus visant à séparer les pixels dans l'image en deux groupes : le défaut et le fond, basant sur la relation entre la valeur du niveau de gris d'un pixel et un paramètre appelé le seuil. En tenons compte des propriétés intuitives et des facilités à mettre en œuvre dans la théorie, les algorithmes de binarisation ont été exploités intensivement [81]. Elles ont été employées nouvellement dans l'industrie pour la détection automatisée des défauts [82, 6, 7], et un grand nombre de méthodes ont été proposées [83, 84, 85]. Ces méthodes peuvent être regroupées en deux groupes: les méthodes globales où l'histogramme est l'outil principal dans le processus de séparation et les méthodes locales. Dans les méthodes globales, on calcule une seule valeur du seuil pour l'image complète, où les pixels ayant une valeur de niveau gris inférieure à la valeur du seuil sont affectés à une classe, et les autres pixels sont affectés à l'autre classe. Les méthodes locales, d'autre part, calculent une valeur du seuil pour chaque pixel sur la base de l'information contenue dans le voisinage local du pixel. Trouver la valeur correcte du seuil pour segmenter une image en régions d'objet et de fond souhaitables, reste une étape très importante dans le système de traitement d'image. En outre, il est toujours intéressant de chercher une certaine technique universelle spéciale pour l'obtention de la valeur du seuil automatiquement.

Généralement, les paramètres statistiques basées sur les histogrammes à une et deux dimensions, la moyenne et la variance locales, mesurés sur les images considérées seront utilisées pour distinguer, par rapport au fond, le meilleur objet représentant le plus précisément possible la région du défaut dans une image thermique. Nous implémentons deux méthodes de seuillage basées sur l'histogramme des niveaux de gris sur les images obtenues lors de notre inspection. Les deux méthodes (Otsu et Kittler) sont basées sur la sélection du seuil par un critère statistique [85]. Une méthode locale adaptative de Niblack basée sur les propriétés statistiques des niveaux de gris prises dans le voisinage de chaque pixel de l'image sera implémentée.

Dans les techniques pratiques de seuillage, si l'image à binariser est compliquée et l'algorithme est entièrement automatique, l'erreur est inévitable. La différence entre l'image réellement binarisée et l'image correctement ou idéalement binarisée (image binaire de référence) qui est le meilleur résultat prévu peut être utilisée pour évaluer la performance des algorithmes [75].

Dans le cas des images thermiques obtenues lors des inspections, le seuillage automatique des images rencontre des problèmes parce que les niveaux de gris de l'objet et du fond possèdent

des distributions qui se chevauchent substantiellement. Par conséquent, les pixels mal classifiés et les déformations de forme de l'objet peuvent compromettre les résultats de l'interprétation des défauts existants. Pour cet effet, les critères d'évaluation des techniques de seuillage doivent prendre en considération à la fois le bruit inclus dans la topographie de segmentation ainsi que la déformation de forme des défauts. Les méthodes d'évaluation du seuillage choisies sont: erreur de classification, erreur relative de l'aire d'objet, non uniformité de région. Nous avons ajusté ces mesures de performance de sorte que leurs résultats varient de 0 pour une segmentation juste à 1 pour une segmentation fausse.

3.2 Image thermique

L'image thermique infrarouge est une image qui est capturée à l'aide d'une caméra infrarouge thermique ou un appareil thermique comme le pyromètre (ne pas confondre avec les caméras destinée aux applications de la vision nocturne). Essentiellement, ces dispositifs capturent la bande infrarouge (de 0.78 à 1000 μm) du spectre électromagnétique (Voir figure 2.2). Par conséquent, contrairement à l'intensité d'image qui est liée à la lumière visible, l'image thermique est une fonction de l'énergie rayonnée de l'objet inspecté [86]. Il ne faut pas faire la confusion entre l'imagerie thermique et la vision nocturne qui discerne les objets en amplifiant les petites quantités de la lumière visible. Elle fonctionne simplement si un peu de lumière vient de la lune où des étoiles tandis que l'imagerie thermique détecte l'énergie thermique émise même sans lumière dit tous.

3.3 Défaut dans l'image thermique

Dans une image thermique, un défaut est généralement représenté par la couleur la plus brillante. Parfois, il est représenté par une couleur plus sombre (foncée). Dans ce chapitre, après avoir changé les images couleurs en image en niveau de gris et ce dans le but de faciliter notre travail, la zone qui illustre le défaut est encore évidente dans ce mode. La figure 3.1 présente deux images thermiques en couleur et en niveau de gris, la zone qui présente le défaut est toujours clairement différenciable par rapport à l'arrière plan comme le montre le profil des intensités sur le défaut [87].

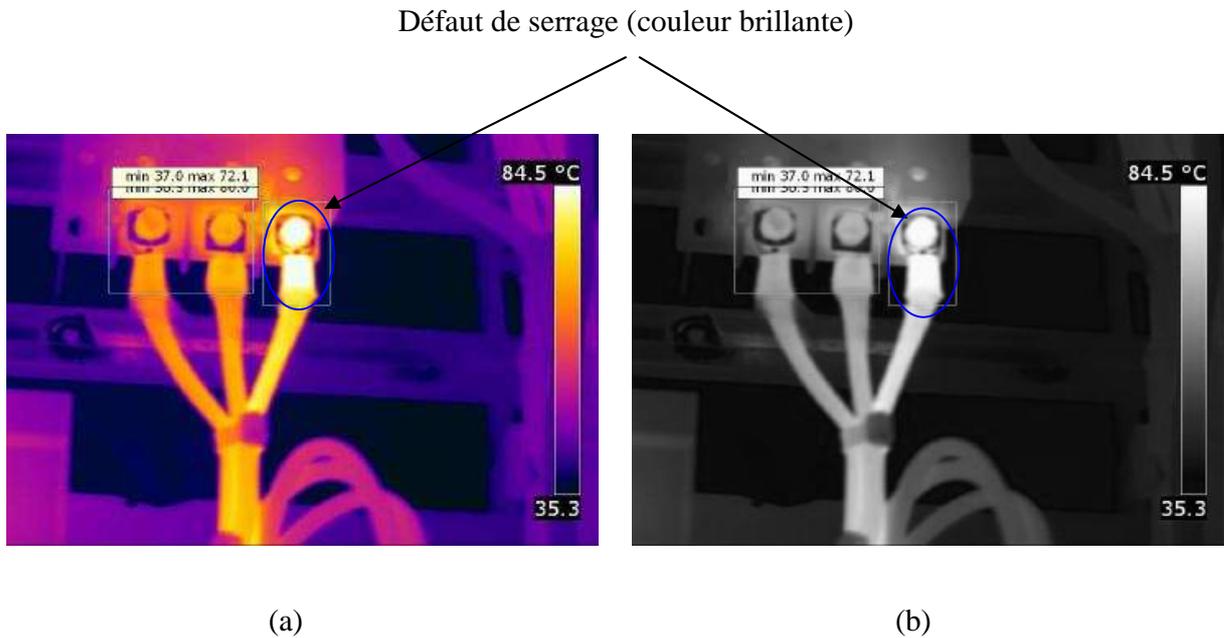


Figure 3.1 : problème de serrage de la connexion d'une des phases: (a) image thermique en couleur, (b) image en niveau de gris.

3.4 Rappels et Notations

Soit une image composée de N pixels de niveaux de gris l compris entre 0 et $l-1$. Considérons l'histogramme h des niveaux de gris et n_i est le nombre de pixels possédant un niveau de gris i [88-89]. Pour un pixel quelconque, la probabilité d'avoir le niveau de gris i est donc :

$$p_i = \frac{n_i}{N} \quad \text{Où } p_i \geq 0, \sum_{i=0}^{l-1} p_i = 1 \quad (3.1)$$

La fonction de distribution s'écrit :

$$H(i) = \int_0^k n_i di \quad (3.2)$$

Si on divise les pixels de l'image en deux classes C_1 et C_2 (fond et défaut), k est le seuil de séparation; C_1 correspond aux pixels de niveaux de gris compris entre 0 et k (C_2 entre $k+1$ et $l-1$). Nous pouvons définir la probabilité pour un pixel i d'appartenir à C_1 ou C_2 par :

$$\omega_1 = Pr(C_1) = \sum_{i=0}^k p_i = \omega(k) \quad (3.3)$$

$$\omega_2 = Pr(C_2) = \sum_{i=k+1}^{l-1} p_i = 1 - \omega(k) \quad (3.4)$$

Les niveaux de gris moyens de C_1 et C_2 sont indiqués comme suit :

$$\mu_1 = \frac{\sum_{i=0}^k ip_i}{Pr(C_1)} = \frac{\sum_{i=0}^k ip_i}{\omega_1} = \mu(k) / \omega(k) \quad (3.5)$$

$$\mu_2 = \frac{\sum_{i=k+1}^{l-1} ip_i}{Pr(C_2)} = \frac{\sum_{i=k+1}^{l-1} ip_i}{\omega_2} = \frac{\mu_T - \mu(k)}{1 - \omega(k)} \quad (3.6)$$

Les variances des classes C_1 et C_2 sont données par :

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=0}^k (i - \mu_1)^2 Pr(i/C_1) = \sum_{i=0}^k (i - \mu_1)^2 p_i / \omega_1 \quad (3.7)$$

$$\sigma_2^2 = \sum_{i=k+1}^{l-1} (i - \mu_2)^2 Pr(i/C_2) = \sum_{i=k+1}^{l-1} (i - \mu_2)^2 p_i / \omega_2 \quad (3.8)$$

Avec :

$$\omega(k) = \sum_{i=0}^k p_i \quad (3.9)$$

$$\mu(k) = \sum_{i=0}^k ip_i \quad (3.10)$$

La moyenne est notée μ_T et la variance totale de l'image est notée σ_T

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{l-1} ip_i \quad (3.11)$$

et

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{l-1} (i - \mu_T)^2 p_i \quad (3.12)$$

La relation précédente est valable pour n'importe quelle valeur de k :

$$\omega_1\mu_1 + \omega_2\mu_2 = \mu_T, \quad \omega_1 + \omega_2 = 1 \quad (3.13)$$

Ces définitions peuvent être généralisées à une image à m classes notées : $C_1 \dots C_m$ ($m \geq 2$) séparées par les seuils k_1, \dots, k_{m-1} . Par la suite, N_i désignera le nombre de pixels de la classe C_i .

3.5 Méthodes basées sur l'histogramme des niveaux de gris

L'objectif du seuillage basé sur l'histogramme consiste à chercher les points séparant au mieux- au sens d'un critère déterminé- les modes de cet histogramme.

3.5.1 Méthode d'Otsu

Otsu [90] a introduit les conditions de séparabilité des groupes, dans le but vérifier la performance d'un seuil. Ces dernières sont utilisées dans l'analyse discriminante, comme indiqué ci-dessous :

$$\alpha = \sigma_C^2 / \sigma_D^2, \quad \beta = \sigma_T^2 / \sigma_W^2, \quad \gamma = \sigma_C^2 / \sigma_T^2 \quad (3.14)$$

Avec :

$$\sigma_D^2 = \omega_1\sigma_1^2 + \omega_2\sigma_2^2 \quad (3.15)$$

et

$$\sigma_C^2 = \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_2(\mu_2 - \mu_T)^2 = \omega_1\omega_2(\mu_2 - \mu_1)^2 \quad (3.16)$$

On à représenter la variance interclasse et la variance intraclasse. Le calcul du seuil de séparation, se fait par la recherche à éloigner le plus possible les classes les unes des autres - maximiser la variation interclasse- et à rassembler au mieux chaque catégorie autour du centre - minimiser la variation intraclasse-. D'où, la nécessité de la résolution du problème d'optimisation. Les paramètres α , β et γ sont équivalents les uns aux autres en terme de maximisation pour un seuil k, puisqu'ils sont liés par les relations suivantes :

Par exemple, $\beta = \alpha + 1$ et $\gamma = \alpha / (\alpha + 1)$ en terme de α , et qui résultent de la relation suivante :

$$\sigma_T^2 = \sigma_D^2 + \sigma_C^2 \quad (3.17)$$

On distingue que σ_D^2 et σ_C^2 sont donnés en fonction de k , par contre, σ_T^2 n'est pas fonction de ce dernier. On distingue aussi que σ_D^2 est exprimée en fonction des statistiques de deuxième degré, par contre, σ_C^2 est définie en fonction des statistiques de premier degré. C'est pour cela que γ est considérée comme test de séparabilité des groupes du au calcul facile. La valeur du seuil k_{ots} qui maximise γ , est présentée par :

$$k_{ots} = \arg \max \{ \sigma_C^2(k) \} \quad (3.18)$$

Prenons en considération (3.3) - (3.6) et (3.16), σ_C^2 est exprimée comme suit :

$$\sigma_C^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \quad (3.19)$$

3.5.2 Méthode de Kittler et Illingworth

La technique de Kittler et Illingworth [91-92] distingue l'histogramme de l'image comme une évaluation de la densité de probabilité de populations fusionnées. Il est supposé que chaque élément $Pr(i/C_l)$, $l = 0, 1$, de l'ensemble suit une distribution normale qui a une moyenne μ_l , d'écart type σ_l , et de probabilité a priori ω_j , définis dans (notations et rappel) §3.5., de sorte que

$$p_i = \sum_{j=0}^1 \omega_j Pr(i/C_l) \quad (3.20)$$

Avec :

$$Pr(i/C_l) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_l} e^{-(i-\mu_l)^2/2\sigma_l^2} \quad (3.21)$$

Etant donné $Pr(i/C_l)$ et ω_l , il existe un niveau de gris τ pour lequel les niveaux de gris i satisfont

$$\begin{cases} \omega_1 Pr\left(\frac{i}{C_1}\right) > \omega_2 Pr\left(\frac{i}{C_2}\right) & \text{si } i \leq s \\ \omega_1 Pr\left(\frac{i}{C_1}\right) < \omega_2 Pr\left(\frac{i}{C_2}\right) & \text{si } i > s \end{cases} \quad (3.22)$$

Le paramètre s est le seuil d'erreur minimum de Bayes pour laquelle l'image peut être segmentée.

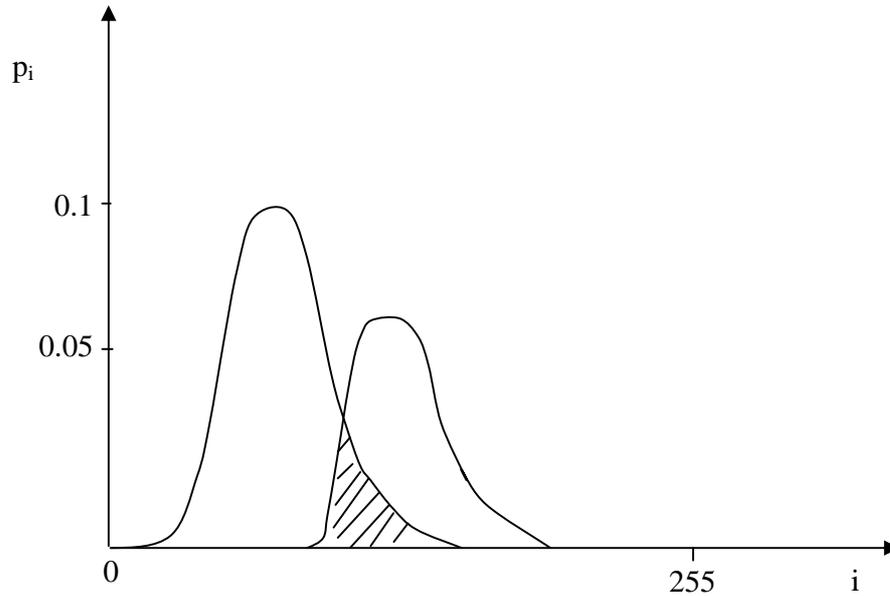


Figure 3.2 : Erreur de binarisation pour un mélange de deux gaussiennes

Prenons le logarithme népérien de deux coté dans (3.21), cette relation peut être réécrite comme suit :

$$\begin{cases} \frac{(i-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \ln\sigma_1^2 - 2\ln\omega_1 < \frac{(i-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} + \ln\sigma_2^2 - 2\ln\omega_2 & \text{si } i \leq s \\ \frac{(i-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \ln\sigma_1^2 - 2\ln\omega_1 > \frac{(i-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} + \ln\sigma_2^2 - 2\ln\omega_2 & \text{si } i > s \end{cases} \quad (3.23)$$

Le problème de la sélection du seuil à erreur minimale repose sur la détermination de τ . Le seuil d'erreur minimale est obtenu par la résolution de l'équation quadratique définie en égalisant les deux cotés droit et gauche de (3.22). Puisque μ_j , σ_j , et ω_j sont parfois connus, ils doivent être estimés en utilisant des techniques appropriées et chères en termes de calcul. Kittler propose une technique plus simple pour obtenir ces estimations. Il divise l'histogramme à une valeur arbitraire k , pour modéliser les deux populations résultantes par une densité de probabilité normale $\Pr(i/C_1, k)$ avec $\sigma_1(k)$, $\mu_1(k)$ et $\omega_1(k)$ comme paramètres dont les définitions peuvent être aisément déduites du paragraphes précédents

En utilisant les modèles $\Pr(i/C_1, k)$, $l = 0$ si $i \leq k$ et $l = 1$ ailleurs, la probabilité conditionnelle $\Pr(i/C_1, k)$, d'un niveau de gris i , qui est classifié convenablement, est écrite :

$$e(i, k) = \frac{Pr(i/C_l, k)\omega_l(k)}{p_i} \quad (3.24)$$

Puisque p_i est indépendant de l et k , il peut être sans risque ignoré dans l'équation ci-dessus. En outre, en ajoutant le logarithme des deux côtés dans (3.23), la valeur de maximum ne variera pas puisque le logarithme est une fonction strictement croissante. Pour des raisons de simplification, nous multiplions le résultat par -2, nous aurons

$$\varepsilon(i, k) = \left(\frac{i - \mu_l(k)}{\sigma_l(k)}\right)^2 + 2\ln\sigma_l(k) - 2\ln\omega_l(k) \quad (3.25)$$

Où :

$$\varepsilon(i, k) = \ln(e(i, k)) \quad (3.26)$$

La qualité du résultat total est déterminée par la formule suivante :

$$r(k) = \sum_i p_i \varepsilon(i, k) \quad (3.27)$$

Pour une valeur donnée k , ce test représente la surface de superposition entre les fonctions gaussiennes des pixels du défaut et du fond, indiqué sur la Fig. 3.2. Puisque, la valeur du seuil k change, les distributions des pixels changent aussi. Donc, il est préférable de faire une adaptation entre les informations et les fonctions. Dans le cas où la superposition est petite entre les fonctions de distribution l'erreur commise est minimale.

Le seuillage à une valeur k , engendre une valeur petite du test $r(\varepsilon, k)$, accordera un résultat plus adéquat et une erreur réduite. Enfin, la difficulté du choix du seuil où l'erreur est minimale est exprimée d'une autre manière par l'équation suivante:

$$r(k) = \min_k J(k) \quad (3.28)$$

Le test $r(k)$ est indiqué comme:

$$r(k) = \sum_{i=0}^k p_i \left(\left(\frac{i-\mu_1}{\sigma_1} \right)^2 + 2\ln\sigma_1 - 2\ln\omega_1 \right) + \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i \left(\left(\frac{i-\mu_2}{\sigma_2} \right)^2 + 2\ln\sigma_2 - 2\ln\omega_2 \right) \quad (3.29)$$

Cette équation est réduite à :

$$r(k) = 1 + 2(\omega_1 \ln\sigma_1 + \omega_2 \ln\sigma_2) - 2(\omega_1 \ln\omega_1 + \omega_2 \ln\omega_2) \quad (3.30)$$

Enfin, le meilleur seuil est défini par l'équation suivante :

$$k_{Kit}^* = \arg \min \{ r(k) \} \quad (3.31)$$

3.6 Seuillage adaptatif

3.6.1 Méthode de Niblack

Quelques séquences comportent des images thermiques à luminance non homogène, ceci revient aux sources perturbantes qui influent sur la scène où se fait l'inspection. En plus, la superposition entre les deux groupes du défaut et de fond est très grande. La technique de Niblack de seuillage cherche à diminuer cette difficulté en évaluant les valeurs des seuils séparément pour chaque pixel en se servant de l'information donnée par le voisinage du pixel en question. Dans ce cas, un seuil $T(x,y)$ est évalué pour chaque pixel (x,y) , et la binarisation est définie par :

$$h(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{si } g(x,y) < T(x,y) \\ 1 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.32)$$

Avec :

g : image originale en niveau de gris,

h : image binaire.

Généralement, Ces méthodes permet d'aboutir à de bonnes conclusions pour ce genre d'images, cependant elles sont généralement lentes puisque le calcul des paramètres statistiques de la matrice à partir des opérations locales faites au niveau de chaque pixel de l'image [93].

Dans la technique adaptative [94], le seuil est évalué pour chaque pixel en utilisant l'écart type et la moyenne de tous les pixels d'un voisinage local. Une fenêtre de dimension $n \times n$ glisse sur cette dernière et pour chaque pixel (x,y) , la valeur du seuil est estimée par :

$$T(x,y) = m(x,y) + k\sigma(x,y) \quad (3.33)$$

Avec :

$m(x, y)$ et $\sigma(x, y)$ sont les valeurs de la moyenne et l'écart type, respectivement dans l'entourage étudié.

Les formules de $m(x, y)$ et $\sigma(x, y)$ sont exprimées comme suit :

$$m(x, y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{j=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} g(x+i, y+j) \quad (3.34)$$

$$\sigma(x, y) = \left[\frac{1}{n^2} \sum_{i=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{j=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} (g(x+i, y+j) - \mu(x, y))^2 \right]^{1/2} \quad (3.35)$$

Les solutions de seuillage peuvent être influencées par les constantes n et k . La grandeur de la fenêtre doit être minimisée pour garder les détails. Elle doit être assez élevée pour neutraliser le bruit.

3.7 Méthode C-moyennes floues (FCM)

L'algorithme C-moyennes floues (FCM pour Fuzzy C-Means) [95,96] est basé sur le même principe que celui des K-moyennes. C'est une technique qui exploite une technique itérative, non-supervisée de classification floue. Cette technique est basée sur un critère quadratique qui a comme objectif la classification des formes de classes non-disjointes en permettant de conserver longtemps un volume d'information important, sans avoir à prendre la décision prématurément.

Le critère quadratique à minimiser est la somme pondérée, pour toutes les classes formées des écarts quadratiques intra-classes.

Soit $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_M\}$ un ensemble fini de formes de dimension p , c un entier qui peut prendre les valeurs de 2 à M , représentant le nombre de classes et $U = \mu_{ik}$ une partition floue de X en c classes, où chaque μ_{ik} est le degré d'appartenance $\mu_k(x_i)$ de la forme x_i à la classe k .

Supposons $\sum_{k=1}^c \mu_{ik} = 1 \forall i$, alors le critère quadratique de la classification J_m est défini par :

$$J_m(U, v) = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (3.36)$$

Où m est le facteur de flou ($1 \leq m < \infty$), d_{ik} est une distance quelconque entre la forme x_i et le vecteur $v = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_c)$ des centres des classes. Lorsque m tend vers 1 et d est la distance euclidienne, l'algorithme FCM est connu comme Hard c -fuzzy (HCF). Dans ce cas il fournit la partition binaire optimale.

Une étude sur l'influence de plusieurs variables dans l'algorithme FCM se trouve dans [97]. Il n'y a pas de règles pour fixer la valeur de m car il n'existe pas de base théorique pour l'optimisation de ce paramètre. Cela permet de mettre en valeur l'ambiguïté existante dans l'ensemble à classer, ou au contraire, de l'atténuer. Le facteur de flou m interfère sur deux caractéristiques de l'algorithme : la rapidité de convergence décroît avec l'augmentation de m , en même temps que l'apport de chaque élément dans le calcul des centres décroît.

Pour les valeurs de m supérieures à 2, les partitions tendent, lorsque m croit, vers le centre de gravité de l'espace des partitions floues, c.à.d. vers la partition $U = \left[\frac{1}{c} \right]$, ce qui n'offre pas de réel intérêt. Pour les valeurs de m proches de 1, les degrés d'appartenance sont très stricts et ne traduisent pas l'ambiguïté d'affectation des formes de X . Enfin, les valeurs de m prises dans l'intervalle $[1.5, 2]$ permettent d'obtenir des résultats intéressants et d'interprétation aisée.

3.7.1. Algorithme FCM

L'algorithme FCM est implémenté selon les étapes suivantes :

1. Initialisation

Fixer les paramètres c ($2 \leq c \leq M$), $m \in [1, \infty)$ et ε (seuil de convergence) ;

Initialiser la partition floue U ou le vecteur v des centres des classe ;

3. répéter jusqu'à $\left| J_m^{it} - J_m^{it-1} \right| \leq \varepsilon$

Calculer les centres v_k des c classes :

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^M (\mu_{ik})^m x_i}{\sum_{i=1}^M (\mu_{ik})^m} \quad (3.37)$$

Calculer la partition U floue :

$$\mu_{ik} = 1 / \sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \quad (3.38)$$

Le nombre d'itérations de l'algorithme FCM augmente avec la précision demandée sur les valeurs des centres (ou des degrés d'appartenance, si le test d'arrêt est fait en fonction de celles-ci). Pour les formes entières (les niveaux de gris, par exemple) un seuil de convergence de 0.01 donne des erreurs inférieures à 0.5%, ce qui nous apporte un bon compromis entre la rapidité de convergence et la précision des résultats.

En classification floue, l'appartenance d'un élément à une classe est d'autant plus forte que son degré d'appartenance à cette classe est proche de 1 et que ses degrés d'appartenance aux autres classes sont proches de 0. La meilleure classification floue réalisable est donc la classification qui correspond le plus à une partition binaire.

Dans [98] une comparaison des différentes mesures de validité de classification dans le but de décider pour quelle valeur de c la classification floue donne les meilleurs résultats a été réalisée. Des phénomènes de scission ou d'agrégation des classes sont observables au fur et à mesure que l'on exécute l'algorithme FCM pour 2,3,..., c classes.

La convergence de l'algorithme FCM est assurée quelle que soit la configuration initiale choisie, à condition que plusieurs centres ne soient pas initialisés aux mêmes valeurs.

3.8 Méthode de Rudy Heriansya

Cette technique [99-100] comporte deux étapes essentielles. Dans une première étape, l'image étudiée est soumise à l'opération locale sur les intensités LIO (Local Intensities Operation). C'est une opération de convolution avec laquelle on utilise une fenêtre locale qui sert à grouper les pixels dans une seule classe, soit en groupe de pixels noirs ou lumineux. Elle comporte deux modes pour l'implémenter :

- 1- La pondération locale des intensités (LIW pour Local Intensities Weighting)
- 2- L'éclairage (éclairage) local des intensités (LIL pour Local Intensities Lighting)

Dans le premier mode, la technique LIO sert à éclairer la zone lumineuse (brillante) et noircit la zone sombre. Dans le deuxième mode l'opération inverse est faite. La technique LIO éclairera la zone sombre et noircira la zone éclairée. Dans le mode LIW, on suppose que le défaut est localisé dans la zone brillante et l'arrière plan est représenté par la zone sombre. Par contre, la technique LIL assume que le défaut est localisé dans la zone sombre (obscur) ainsi que l'arrière plan est représenté par la zone brillante.

Selon cette méthode, l'intensité $I(i,j)$ d'un pixel dans une image thermique est notée z_0 . Les pixels connexes (voisins) de ce dernier sont définis comme suit : $I(i-1, j-1)$, $I(i-1, j)$, $I(i-1, j+1)$, $I(i, j-1)$, $I(i, j)$, $I(i, j+1)$, $I(i+1, j-1)$, $I(i+1, j)$, et $I(i+1, j+1)$ qui sont notés $z_1, z_2, z_3, z_4, z_5, z_6, z_7, z_8$ respectivement. Puis, Z est donné par le produit des valeurs des pixels voisins :

$$Z = \prod_{k=0}^8 z_k \quad (3.39)$$

Pour chaque pixel dans l'image thermique, une image est produite selon Z en définissant le fonctionnement de l'opération d'éclaircissement d'intensités utilisant l'équation (3.39) où $g(x,y)$ est la valeur du pixel à l'endroit (x,y) .

$$g(x,y) = Z \quad (3.40)$$

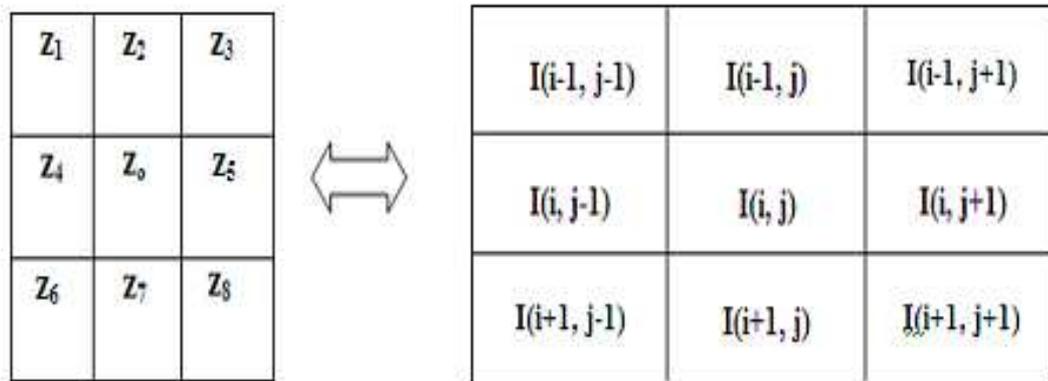


Figure 3.3 : Fenêtre LIO

Après le prétraitement utilisant l'opération LIO, l'image résultante doit être binarisée de sorte que le fond et le défaut soient séparés. Trois techniques ont été proposées dans la littérature ; le seuillage absolu moyen (MAT), le seuillage relatif intermédiaire (MRT), et les techniques de seuillage de fréquence (MFT).

Ensuite, les valeurs de ces pixels sont normalisées, en divisant par la valeur maximale. Ainsi, la technique de seuillage moyen absolu (MAT pour Mean Absolute Thresholding) qui est considérée comme une opération de segmentation est appliquée. D'après cette méthode on peut calculer le seuil par la formule donnée à l'équation (3.41) :

$$T = \text{round} \left(\frac{I_{max} - I_{min}}{2} \right) \quad (3.41)$$

Où :

T est le seuil de l'opération de seuillage, I_{max} l'intensité maximale et I_{min} l'intensité minimale.

3.9 Mesure de la qualité du seuillage

Lors des opérations pratiques de seuillage, où l'image à étudier est difficile et la méthode utilisée n'est pas classique, l'erreur est certaine. La différence entre l'image binarisée et l'image parfaite qui est le meilleur résultat considéré est employée dans le but d'apprécier la qualité des méthodes [101]. Dans notre situation (images thermiques), la binarisation automatique de dernières est confrontée à quelques problèmes car les niveaux de gris du défaut et de l'arrière plan possèdent des distributions qui se superposent, montrant couramment une forme gaussienne (un seul mode). En conséquence, les pixels mal groupés et les imperfections de contour du défaut peuvent affectés les résultats de l'interprétation des images thermiques obtenues des inspections faites au niveau des unités de production.

Pour mettre en évidence les différentes caractéristiques de performance des méthodes de binarisation [102], nous avons adopté quelques tests de performance qui sont: erreur de classification, erreur relative de l'aire d'objet et non uniformité de région.

Les critères de qualité sont adaptés de telle façon que les résultats changent de 0 pour un seuillage juste à 1 pour un seuillage inexact.

3.9.1 Erreur de classification

Pour calculer le taux des pixels du défaut destinés au contenu de l'image, l'erreur de classification (ME) est utilisée [102], et vice versa, les pixels du contenu destinés par erreur au défaut. Dans la binarisation en deux groupes, ME est définie par:

$$ME = 1 - \frac{|B_{0Id} \cap B_{0k}| + |B_{1Id} \cap B_{1k}|}{|B_{0Id}| + |B_{1Id}|} \quad (3.40)$$

Où B_{0Id} et B_{1Id} indiquent le défaut et le contenu l'image binaire optimale, B_{0k} et B_{1k} indiquent les pixels des classes du défaut et du contenu dans l'image binaire obtenues lors des simulation, et $|\cdot|$ représente le cardinal d'ensemble.

3.9.2 Non uniformité de région

Le test de non uniformité de région, [103,106] ne demande pas de donnée sur l'image parfaite à obtenir. Dans cette étape, on calcule la performance des classes binarisées, donc le critère est écrit :

$$CU = \frac{|B_{0k}|}{|B_{0k}+|B_{1k}|} \times \frac{\sigma_0^2}{\sigma_T^2} \quad (3.41)$$

Avec :

σ_T^2 indique la variance de l'image complète, et σ_0^2 représente la variance de l'objet .

3.9.3 Erreur relative d'objet

Les propriétés d'objet à savoir la surface et la forme sont comparées, celles obtenues de l'image segmentée et l'image de référence, est utilisée dans [107] sous le nom de précision de mesure finale relative pour montrer la précision de la caractéristique de mesure. Nous modifions cette formule comme indiqué sur l'équation :

$$RAE = \begin{cases} \frac{H_{ld}-H_k}{A_{ld}} & \text{si } H_k < H_{ld} \\ \frac{H_k-H_{ld}}{A_k} & \text{si } H_k \geq H_{ld} \end{cases} \quad (3.42)$$

3.10 Résultats et discussion

Les algorithmes utilisées pour la détection automatique des défauts sont évalués et comparés entre eux. Les résultats de simulation sont obtenus en utilisant des images capturées par une caméra de type A40 de la compagnie FLIR. Ces images sont indépendantes l'une par rapport à l'autre, elles représentent différentes distributions du niveau de gris (histogrammes).

Dans ce contexte, nous proposons une évaluation des performances des algorithmes de seuillage étudiés pour la détection automatique des défauts dans les images thermiques. Ces dernières ont été obtenues lors des inspections faites sur des installations en état de fonctionnement où aucune excitation externe n'intervienne, nous avons considéré un échantillon de trois images, montré en couleur et en niveau de gris dans la Fig. 3.4. Toutes ces images thermiques représentent des défauts chauds. Le Tableau 3.1 illustre les résultats d'évaluation des algorithmes sélectionnés, rangés selon leur efficacité de seuillage sur les images considérées. Les algorithmes basés sur l'histogramme considèrent juste les statistiques globales des niveaux de gris de l'image d'entrée et n'implique pas la relation spatiale entre les pixels. Ces techniques de binarisation sont recommandées particulièrement lorsque l'histogramme des niveaux de gris apparaît comme une distribution bimodale.

L'examen visuel et les résultats des mesures d'évaluation, comme les montrent les figures et le tableau indiquent que la technique de Rudy. H semble avoir une performance plus satisfaisante comparativement aux autres techniques de seuillage étudiés. Le mauvais

comportement des méthodes globales peut être expliqué par le fait que les images étudiées présentent un fond à luminance variable, qui apparaît être fusionné avec la région du défaut dans certain endroit.

Par exemple, pour toutes les méthodes globales, la version binarisée montrée dans les images (d, e) est totalement noyée dans le fond. Par conséquent, cette détection fautive du défaut peut inciter en erreur le mesureur lors de l'interprétation du thermogramme. Quant aux méthodes adaptatives, celle de Niblack n'extrait pas les défauts correctement et souffre du bruit de fond comme le montre l'image f.

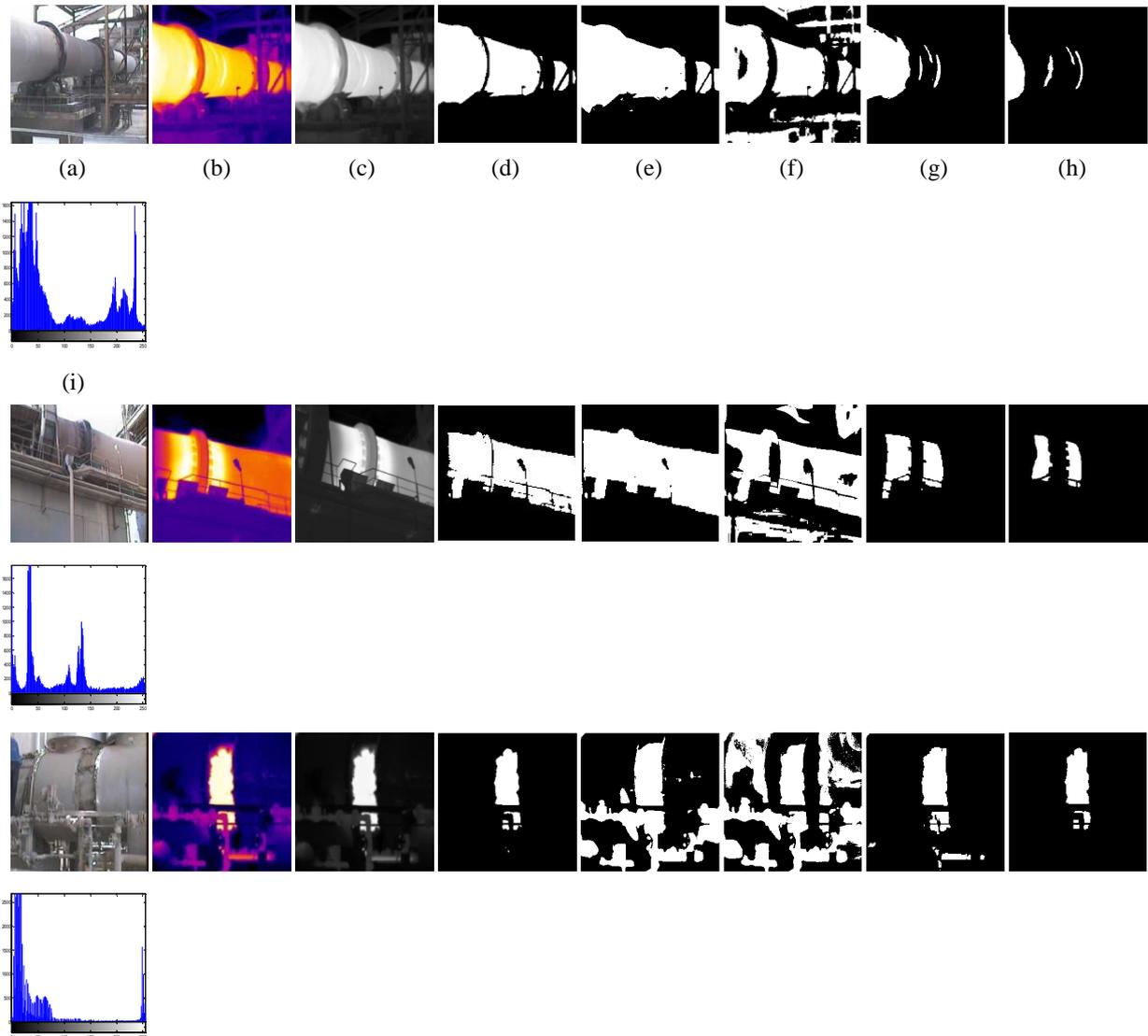


Figure 3.4 : Résultats de seuillage pour images thermiques; (a) Image réelle, (b) Image thermique Originale, (c) Image en niveau de gris, (d) Méthode d'Otsu, (e) Méthode de Kittler, (f) Méthode de Niblack, (g) Méthode FCM, méthode de Rudy, (i) histogramme de l'image en niveau de gris

	Otsu	Kittler	Niblack	C-moyennes	Rudy H
Image 1	0.614	0.608	0.756	0.431	0.168
Image 2	0.589	0.682	0.792	0.319	0.170
Image 3	0.180	0.684	0.656	0.254	0.174

Tableau 3.1 Résultats d'évaluation du seuillage pour les images thermiques

3.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous venons d'étudier les performances des méthodes de seuillage basées sur les histogrammes et les méthodes de seuillage adaptatives à travers des images thermiques réelles obtenues à partir des inspections faites dans différents secteurs industriels par thermographie infrarouge. Pour évaluer la qualité de ces techniques de seuillage, un critère de performance est calculé sur les images binarisées. En comparant toutes les méthodes proposées pour les images en niveau de gris, la méthode de Rudy s'avère la meilleure. L'algorithme C-moyennes floues est légèrement plus efficace que les autres méthodes dans cette étude. Selon les résultats obtenus pour l'ensemble des images testées, les méthodes, particulièrement les méthodes d'Otsu, de Niblack et Kittler, s'avèrent être des outils de seuillage non efficace pour ce genre d'images. Pour récapituler les résultats principaux présentés dans ce travail, nous notons que qu'avec l'utilisation de la méthode de Rudy et FCM, il est possible de détecter automatiquement les défauts existant dans des images thermiques. Cette évaluation automatique éliminera les erreurs faites par l'opérateur humain. Elle peut alors augmenter le rendement et contribuer à la productivité des équipements dans le secteur industriel.

Chapitre 4

Evaluation de la qualité de soudage à l'arc submergé

4.1 Introduction

L'augmentation des exigences clients, qui se traduit souvent dans l'industrie par la nécessité du contrôle qualité des produits, impose aux industriels de mettre en œuvre des stratégies de contrôle toujours plus évoluées. Les systèmes de vision sont de plus en plus utilisés comme outil de supervision. Ainsi, ils contribuent à augmenter la flexibilité et la productivité des usines de production, à aider à la maintenance, à mieux connaître la qualité des produits à résoudre des problèmes industriels énormes. De plus, ils offrent l'intérêt de pouvoir intervenir à de nombreux niveaux.

Il est évident que l'analyse quantitative des réactions métallurgiques de soudage nécessite des informations détaillées sur l'historique thermique de la soudure. Pratiquement, il est préférable de résoudre analytiquement les problèmes de transfert de chaleur dans le procédé de soudage, cela permet de simplifier les équations qui fournissent le contexte nécessaire à la compréhension de l'évolution des températures en temps. Toutefois, en raison de la complexité de ces phénomènes, il est nécessaire de vérifier la validité des solutions par rapport aux données fiables obtenues à partir des mesures de température.

Généralement, les hypothèses et les simplifications faites lors des calculs affectent les modèles analytiques, mais ces solutions offrent dans de nombreux cas des résultats suffisamment précis qui décrivent qualitativement l'aspect thermique de la soudure. Plusieurs travaux dans le domaine de contrôle qualité du soudage ont été développés dans la littérature, parmi lesquels on peut citer à titre d'exemple sans que la liste ne soit exhaustive :

- L'évaluation basée sur la vision par ordinateur et les méthodes de traitement du signal, qui permet un traitement non destructif et en temps réel [108-114]. Dans cette approche, l'entrée du système est une information en une ou deux dimensions (image).
- Méthodes intelligentes y compris le raisonnement floues et les systèmes experts qui sont également prises en compte dans plusieurs ouvrages [115-118]. Dans ces méthodes, on utilise des règles floues et des fonctions d'appartenances à partir des variables linguistiques. Ensuite, le système donne une évaluation globale de la qualité du soudage.

Le diagnostique et la détection des défauts basés sur les techniques statistiques multivariées combinées avec la génération des résidus, ont été largement considérés comme approches prometteuses pour l'exploitation de l'historique des données délivrés par le processus. Il est montré dans la littérature que l'application de ces méthodes à aboutit à des résultats satisfaisants dans de nombreux processus industriels [119-123].

Dans ce chapitre, nous développons une méthode de diagnostic à base de modèles pour l'évaluation de la qualité du soudage à l'arc submergé (SAW pour Submerged Arc Welding). Dans une première partie, on générera des résidus qui sont des indicateurs de défauts. Dans la deuxième partie on utilisera, le concept de la logique flou consistant en une évaluation des résidus pour décider s'il y a ou non présence de défaut.

4.2 Procédé de Soudage

4.2.1 Définition

Le soudage est une opération consistant à réunir deux ou plusieurs parties constitutives d'un assemblage, de manière à assurer la continuité entre les parties à assembler (continuité de la nature des matériaux assemblés : matériau métallique, matière plastique, etc.), soit par chauffage, soit par intervention de pression, soit par l'un et l'autre, avec ou sans emploi d'un produit d'apport dont la température de fusion est du même ordre de grandeur que celle du matériau de base [124].

L'opération de soudage peut être assimilée à une opération locale d'élaboration métallurgique. Le cycle thermique à un effet local qui (fusion des métaux de base et d'apport) provoque une modification de la structure cristalline qui dépend à la fois de la composition chimique (pourcentage de carbone, de chrome, de silicium,...) et de la vitesse de refroidissement. La soudure ainsi réalisée comporte plusieurs zones.

4.2.1.1 Zone du métal de base

Le métal n'est pas porté à une température suffisante pour subir une quelconque transformation de structure. L'opération de soudage n'a aucune conséquence métallurgique sur cette zone.

4.2.1.2 Zone affectée thermiquement (ZAT)

Elle se situe en bordure de la zone fondue, sur une largeur plus ou moins importante. La ZAT est soumise à l'élévation de température sans être portée à la fusion. La vitesse de refroidissement conditionne la structure cristalline de cette zone (voir figure 4.1).

4.2.1.3 Zones fondues

On définit deux types de zones fondues

4.2.1.3.1 Zone de liaison

Elle est définie comme partie du métal de base participant à la réalisation du joint. Son volume détermine le taux de dilution.

4.2.1.3.2 Zone de remplissage

C'est la zone de remplissage dont la section dépend directement de la nature du chanfrein et de l'épaisseur à souder.

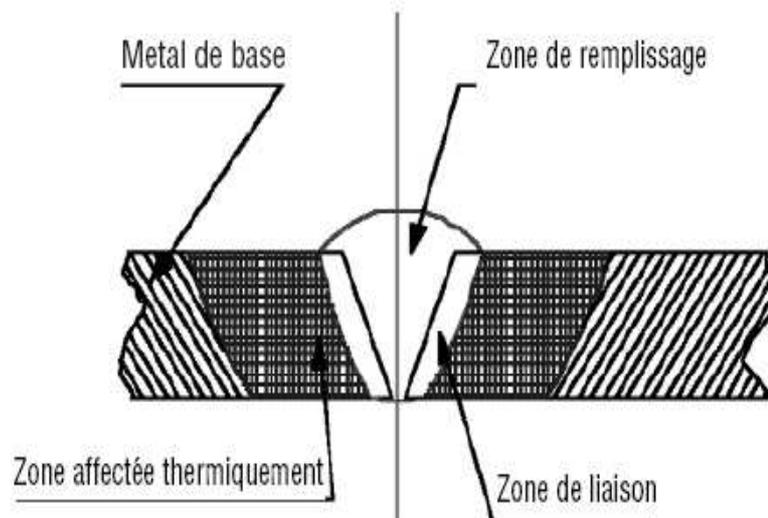


Figure 4.1 : Différents zones de la soudure [124]

4.2.2 Soudage à l'arc submergé

4.2.2.1 Principe

Les tubes destinés pour « pipe » sont des tubes soudés en spirale selon le procédé à l'arc submergé (SAW pour Submerged Arc Welding). Le soudage à l'arc sous flux en poudre utilise un ou plusieurs fils nus ou un feillard fusible, l'énergie mise en œuvre pour réaliser le joint et

produite par le passage d'un courant électrique entre l'électrode et la pièce à souder, au travers d'un milieu constitué par un laitier résultant de la fusion d'un flux en poudre recouvrant l'extrémité du fil, l'arc et le bain de fusion (voir Figure 4.2) [124, 125].

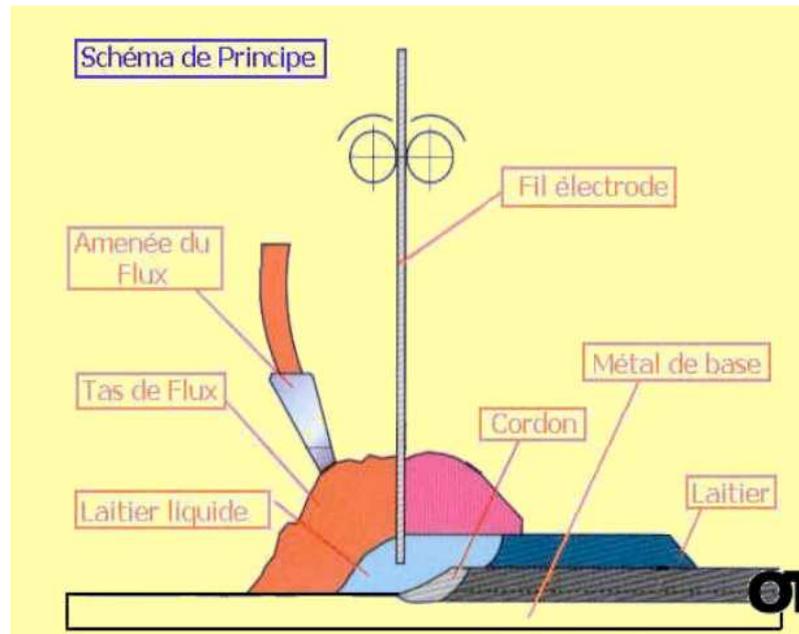


Figure 4.2 : Soudage à l'arc submergé [124]

4.2.2.2 Domaine d'application

Le soudage à l'arc submergé s'applique principalement au soudage des aciers ferritiques et austénitiques. Sa forte pénétration, sa haute productivité, son prix de revient, etc., le destinent aux fortes épaisseurs (>5mm) élevées l'assemblage bout à bout en une seule passe de 15 mm d'acier sur bords jointifs chanfreinés.

Les principales applications se trouvent dans le domaine de la charpente métallique, la construction navale, de la grosse chaudronnerie.

Il est aussi utilisé pour réaliser des revêtements déposés par soudage. Dans ces applications, afin d'augmenter la vitesse de dépôt, on utilise généralement des installations multifils ou des électrodes en bandes (feuillard).

4.2.2.3 Avantages du procédé

Ce procédé est avantageux pour déposer des quantités importantes de métal. Les dépôts sont de bonnes qualités notamment avec l'utilisation de flux basique.

- Il est utilisé à forte intensité (250-400A en monofils) jusqu'à 1500 en multifils ou en feuillard.
- Il permet des vitesses d'avance élevées (jusqu'à 3m/mm) et le taux de dépôt est important (2.5-12kg/h en monofils).

- Il a un pouvoir de pénétration élevé ce qui conduit à une simplification de la préparation des bords.
- L'arc n'est pas visible et ce procédé ne génère ni projection ni fumée de soudage.

4.2.2.4 Inconvénients du procédé

Du fait de la présence de flux, ce procédé ne permet le travail qu'à plat ou en corniche.

4.3 Système de modélisation et d'identification du soudage

Dans cette partie, nous considérons le comportement dynamique des températures du soudage à l'arc submergé (SAW), ce procédé est défini comme un système qui est caractérisé par ses paramètres d'entrées. Au niveau de la zone où l'opération de soudage est faite, nous supposons que les pertes de chaleur par l'effet rayonnement et convection respectivement sur les surfaces libres sont négligeables.

Dans tous les cas, le flux thermique circule selon la nature de milieu. Cette circulation est caractérisée par un taux de conduction de chaleur d'un milieu à un autre où plus précisément d'un point à un autre. Dans les matériaux, ce taux est fonction de plusieurs paramètres entre autres, la différence de température dans le matériau et la conductivité thermique k . La figure 4.3 montre un matériau métallique de longueur L et d'une section de surface A . Une quantité de chaleur Q se déplace du bout chaud de la barre de température T_1 vers l'autre extrémité de température plus basse T_2 .

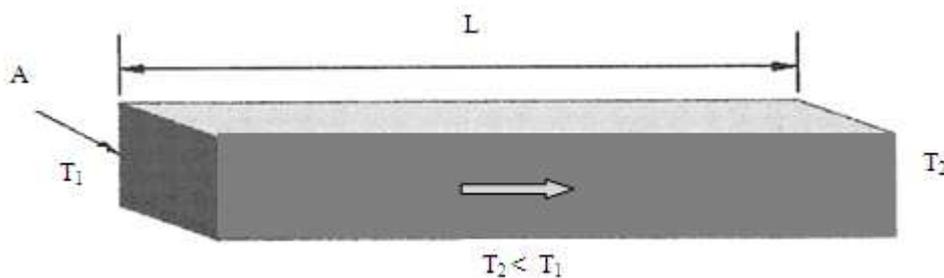


Figure 4.3 : Représentation schématique du transfert de flux de chaleur par conduction

Le flux de chaleur F (W/s.m^2) passant à travers la barre à l'instant t est donné par la relation :

$$F = \frac{Q}{A} = -k \frac{(T_1 - T_2)}{L} \quad (4.1)$$

Où :

k : conductivité thermique ($\text{W.m}^{-1}\text{k}^{-1}$) ;

Q : quantité de chaleur (W) ;

A : section de la barre (m^2) ;

L : longueur de la barre (m).

Le signe négatif indique que le flux de chaleur circule de la région chaude vers la région la plus froide de la barre, ce qui se traduit par la variation continue de la température telle qu'indiquée à l'équation (4.2).

$$F = -k \frac{dt}{dx} \quad (4.2)$$

En trois dimensions, l'équation (4.2) s'écrit :

$$F = -k \nabla T \quad (4.3)$$

Pour calculer la variation de la température en fonction du temps, il est impératif de connaître les valeurs des autres paramètres caractérisant le matériau, à savoir la capacité spécifique de chaleur c et la densité du matériau ρ . La variation de température est déterminée à partir de l'équation de conservation de l'énergie définie par :

$$c\rho \frac{\partial T}{\partial t} = -\nabla F = k \nabla^2 T \quad (4.4)$$

Où :

c : capacité spécifique de chaleur ($\text{Jkg}^{-1}\text{K}^{-1}$) ;

ρ : densité du matériau (kgm^{-3}).

Dans l'équation 4.4, on suppose que le matériau est homogène et uniforme, donc sa conductivité thermique reste constante. Ainsi la diffusivité thermique α peut être définie comme:

$$\alpha = \frac{k}{\rho c} \quad (4.5)$$

La diffusivité thermique est un paramètre très important car il représente le coefficient d'absorption de la chaleur par le matériau. En substituant le terme de diffusivité α dans l'équation précédente on obtient :

$$\nabla^2 T(r, t) = \frac{1}{\alpha} \frac{\partial T(r, t)}{\partial t} \quad (4.6)$$

En coordonnées cartésiennes l'équation (4.6) s'écrit :

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(k \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k \frac{\partial T}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(k \frac{\partial T}{\partial z} \right) = \rho c \frac{\partial T}{\partial t} \quad (4.7)$$

L'équation (4.7) est appelée l'équation thermique de diffusion de chaleur ou l'équation de Fourier qui traite les phénomènes de transfert de chaleur.

Physiquement la diffusivité thermique est associée avec la vitesse de propagation du flux à l'intérieur du solide durant la variation de température en fonction du temps. Ainsi, une valeur élevée de α indique une vitesse importante de propagation du flux à l'intérieur du solide.

L'équation différentielle de la conduction de chaleur possède des solutions numériques dès qu'on établit les conditions initiales et les conditions aux limites. Les conditions initiales spécifient la distribution de la température dans le milieu à l'origine du temps (à $t = 0$), alors que les conditions aux limites spécifient la température aux limites des régions de matériau. Dans ces régions et au cours du processus de transfert de chaleur, il se produit un échange de chaleur par convection ou par radiation avec l'environnement. Les conditions aux limites sont décrites par l'équation de conservation de l'énergie à la surface du solide qui représente l'équilibre entre l'énergie fournie et les différents flux de chaleur [124].

L'équation du flux de chaleur s'écrit en 3D comme suit :

$$\frac{\partial T(x,y,z,t)}{\partial t} = \rho c \left[\frac{\partial^2 T(x,y,z,t)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T(x,y,z,t)}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T(x,y,z,t)}{\partial z^2} \right] \quad (4.8)$$

Les équations ci-dessus doivent être satisfaites clairement par toutes les solutions des phénomènes de conduction de chaleur, mais il y aura une et une seule solution pour l'ensemble des conditions initiales et aux limites. Le système de soudage peut être identifié par la réponse impulsionnelle de la température donné en figure 4.3 [125, 126]. La réponse à une impulsion de température de soudage est un signal d'une forme gaussienne. Elle est illustrée dans la figure 4.4.

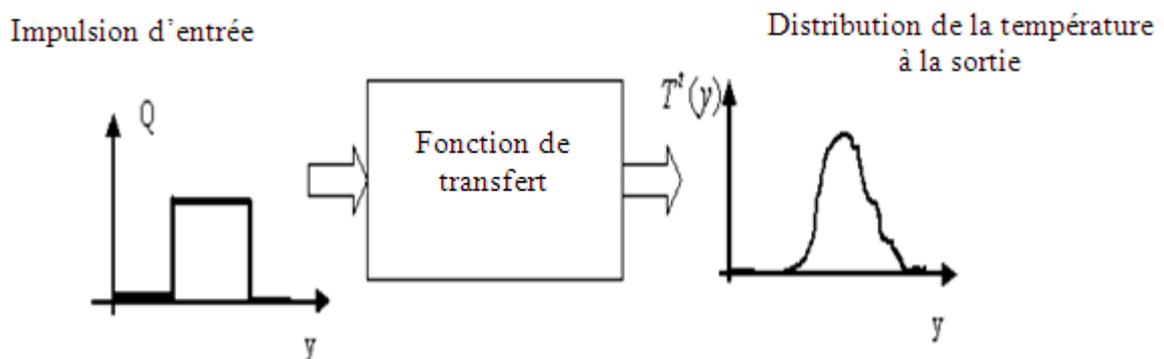


Figure 4.4: réponse dynamique de la température de soudage [125]

La source de soudage est caractérisée par sa puissance Q , la dynamique de température ($T^t(y)$) est définie en chaque point par une courbe de Gauss, après la fusion du métal. La distribution de la température tempo-spatiale est présentée sur la figure 4.5.

T_0 : température initiale du point soudé,
 t_1, t_2 : deux moments différents.

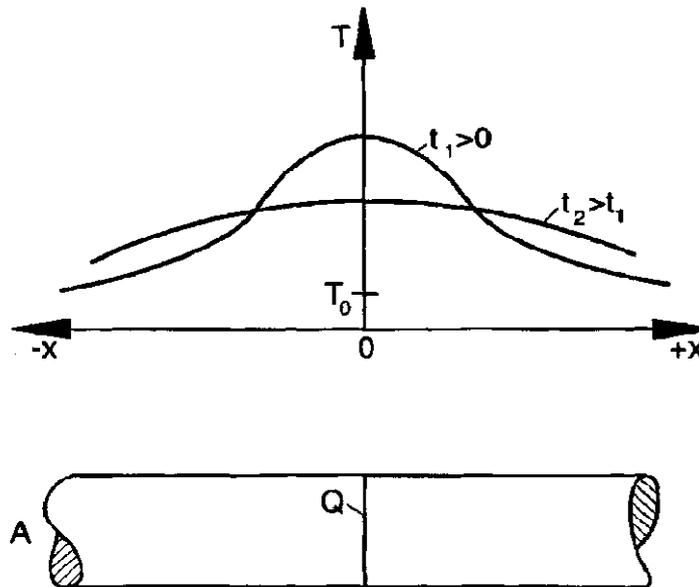


Figure 4.5 : Distribution de la température tempo-spatiale de soudage [126]

4.4 Application expérimentale

4.4.1 Dispositif expérimental

L'ensemble du dispositif expérimental que nous avons utilisé est illustré sur la figure 4.6. Il s'agit d'un équipement qui sert à souder des tubes en spirale (Pipes), le soudage effectué est du type à arc submergé (SAW pour Submerged Arc Welding), une caméra infrarouge de type FLIR A40 est placée en position horizontale avec le « pipe ». Cette dernière est liée avec un micro-ordinateur portable équipé d'un port IEEE FireWire et d'un disque dur de grande capacité pour stocker les séquences. En effet, le métal (acier du tube) ayant une forte capacité à réfléchir le rayonnement infrarouge, particulièrement lorsqu'il est plan et lisse, il est important que la zone à mesurer soit éloignée de l'outil de soudage.

Par ailleurs, la mesure par caméra infrarouge exige la maîtrise de certains phénomènes thermiques fondamentaux et la connaissance de toutes les sources perturbatrices. Il est très facile de s'en servir de la caméra pour faire de belles images dont les valeurs de températures

sont fausses. C'est pourquoi, ces mesures doivent être faites et interprétées par des personnes qualifiées.

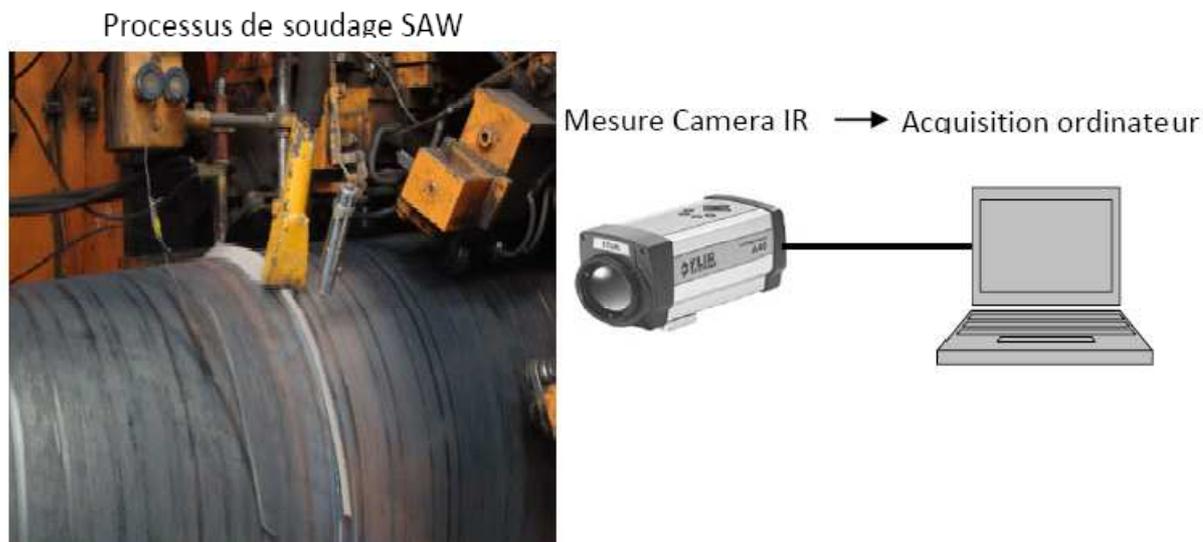


Figure 4.6: Description de l'installation pour la mesure de température infrarouge

4.4.2 1 Acquisition et traitement thermographique

Les images de thermographie infrarouge ont été acquises avec la caméra Thermovision A40 manufacturée par la compagnie américaine FLIR Systems (Figure 4.7). Les Thermovision A40 sont des caméras de Thermographie infrarouge polyvalentes, destinées à des applications de laboratoire et/ou industrielles à poste fixe. Tous les modèles disposent de ports d'entrée/sortie pour une communication simple avec des automatismes. Certains sont radiométriques, c'est à dire qu'ils sont étalonnés et possèdent des capacités intégrées de mesure en direct. Les thermogrammes (images infrarouges) sont sauvegardés soit en mémoire interne, soit transférés sur un PC. Les spécifications techniques de la caméra sont résumées au Tableau 4.1 [127]. La thermovision A40 utilise la bande spectrale 7.5-13 μm , qui est généralement utilisée pour les objets à température ambiante. Pour les objets plus chauds il existe des caméras infrarouges qui utilisent la bande 3-5 μm .

Le système d'imagerie de la caméra est une matrice à plan focal (FPA), avec un détecteur microbolomètre non refroidi 240×320 pixels positionné derrière un objectif en germanium. Les caméras à matrice sont plus récentes et utilisent un ensemble de détecteurs pour former directement une image infrarouge. Un tel système a comme principal avantage d'être très rapide comparativement à un système à balayage et permet aussi de limiter le bruit d'acquisition [64]. La caméra a une résolution spatiale (IFOV pour Instantaneous Field Of View) de 1.3 mrad et un champ visuel (FOV pour Field Of View) de $24^\circ \times 18^\circ$ avec un

minimum de distance de visé de 0.3 m, permettant une résolution spatiale maximum de 0.4×0.4 mm (dimension absolue de chaque pixel à une distance de 0.3 m). Sa résolution thermique est de 0.08°C à 30°C de température ambiante, et la précision de température est d'environ $\pm 2^\circ\text{C}$. Pour mesurer correctement la température, il est nécessaire de corriger les effets perturbateurs du milieu ambiant. La caméra est conçue pour effectuer automatiquement ces corrections. Pour cela, les paramètres permettant d'effectuer ces corrections doivent être définis avant la prise de mesure. Ces paramètres sont la température de l'air, la distance de visée, l'humidité relative de l'air et l'émissivité de l'objet.

Caractéristiques	Spécifications
Réponse spectrale	7,5-13 μm
Détecteur	Focal Plane Area (FPA) à microbolomètres non refroidis
Résolution	320×240 pixels
Sensibilité	De $0,08^\circ\text{C}$ à 30°C pour
Gamme de mesure	-40°C à $+ 2000^\circ\text{C}$
Corrections	Automatiques (transmission atmosphérique, température interne, transmission optique et optique externe) Pour les distances courtes la valeur de l'humidité est 50% par défaut

Tableau 4.1 : Caractéristiques techniques de la caméra infrarouge ThermaCAM A40.



(a)



(b)

Figure 4.7: Illustration de: (a) Logiciel ThermaCAM Researcher Pro, (b) Caméra ThermaCAM A40

4.4.3 Logiciel ThermaCAM Researcher Pro 2.9

Ce logiciel enregistre, relit et analyse les images et les données infrarouges (IR) directement à partir de la caméra infrarouge, ce qui permet une évaluation précise et approfondie des phénomènes thermiques.

Le logiciel ThermaCAM Researcher comporte des fonctions puissantes de mesure et d'analyse, permettant une lecture rapide et complète des températures : isothermes, mesures en un point, profil d'une ligne, histogrammes, soustraction d'image, et bien d'autres fonctions utiles. Tous les outils de mesure permettent un réglage indépendant de l'émissivité et de la distance.

Avec le choix de la disposition des informations à l'écran, des ajustements automatiques qui procurent la meilleure image possible, des conditions d'enregistrement définies par l'utilisateur, l'édition de séquence, la personnalisation du graphisme des outils de mesure et des tableaux de résultats complets. Ce logiciel est d'un intérêt primordial dans notre travail de recherche [71].

4.4.4 Collecte des données

L'optique de la caméra est positionnée à une distance d de 1.5 mètre de la surface à mesurer. Les conditions de mesure sont de 20°C et de 50 % d'humidité relative de l'air. L'opération de soudage des tubes en spiral est filmée depuis le début jusqu'à la fin avec une résolution de 50 images par seconde. L'acquisition des données ainsi que la visualisation des résultats sont ensuite éditées avec le logiciel ThermaCAM Researcher Pro 2.9. Les séquences thermographiques sont enregistrées pour une lecture ultérieure dans le disque dur du PC portable à travers la liaison IEEE Firewire. La valeur de l'émissivité du tube à 20°C est celle conseillée pour les utilisateurs de ThermaCAM, en d'autres termes 0.90. Une fois que la valeur de l'émissivité a été corrigée sur l'image ou la séquence, les températures peuvent être relevées pour être utilisées ultérieurement.

La caméra de thermographie infrarouge intègre des procédures de correction pour réduire ou éliminer l'incertitude induite par les facteurs qui limitent la mesure de température par radiométrie.

4.4.4.1 Détermination de la température de la ligne de soudure

Pour déterminer les températures sur la séquence ou l'image, on lance un enregistrement des valeurs de la température de la scène thermique pendant tout le processus de soudage. Les courbes obtenues sont ensuite exportées sous forme de données numériques. Ceci nous permet alors de donner la valeur de la température à chaque point de la carte thermique pour la séquence entière. Il est important lors de cette étape, de numéroter les séquences enregistrées et de relever les temps dans le but d'organiser le travail réalisé.

Grace à l'objet d'analyse « ligne » du logiciel, il est possible de suivre la température moyenne de la ligne de soudage. On trace trois lignes horizontales sur la ligne de soudage décalées les unes par rapport aux autres (voir fig.4.7). Ensuite, on effectue un enregistrement de la valeur moyenne de ces lignes. Puis on récupère les enregistrements des données de chaque courbe.

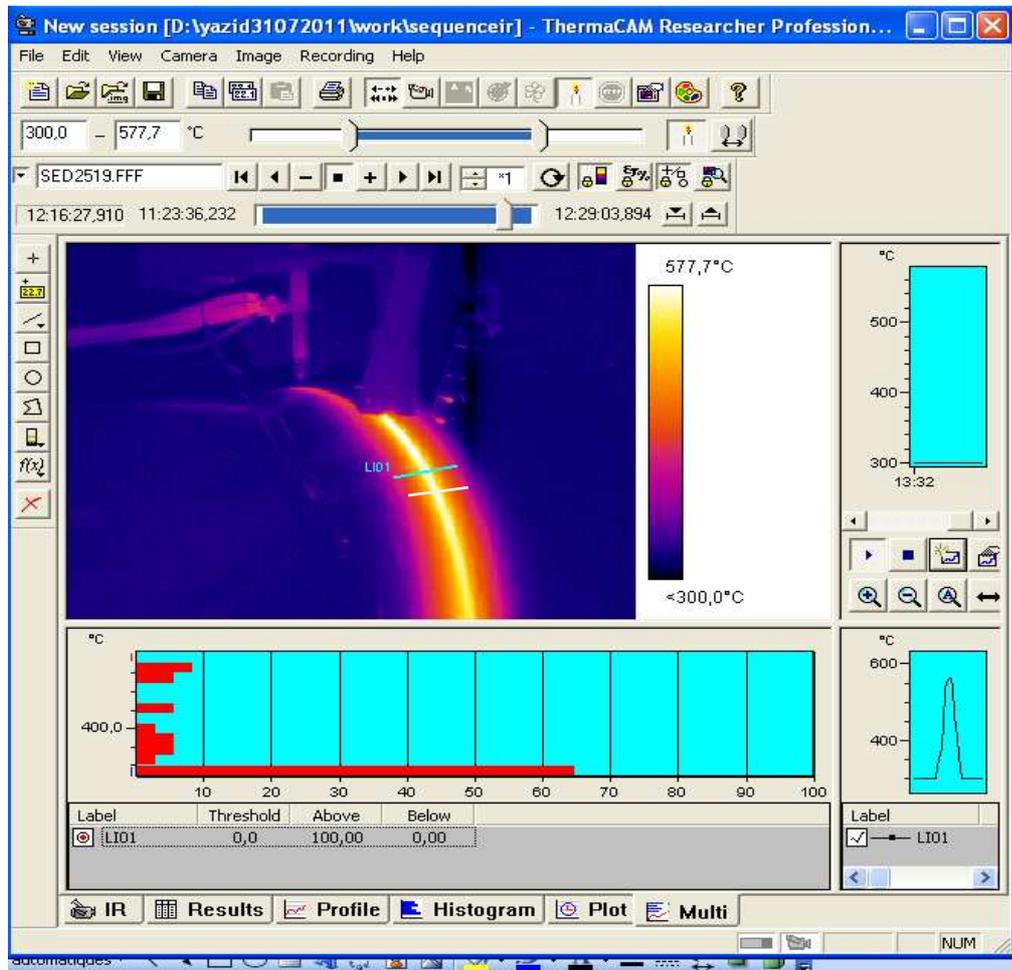


Figure 4.8 : Analyse du profil de la température sur la largeur du cordon de soudure lors du soudage SAW (Ligne 1, Ligne 2, Ligne 3).

4.5 Elaboration du modèle de simulation

Ces dernières années, beaucoup de travaux basés sur des méthodes conventionnelles et avancées ont été considérés ; cependant, la théorie des méthodes de détection et de diagnostic des défauts (FDD pour Fault Detection and Diagnosis) n'est pas entièrement examinée et appliquée dans tous les secteurs industriels. Dans le procédé de soudage à arc submergé, un profil thermique optimal au niveau de la zone affectée par chaleur (ZAT) garanti une qualité

optimale de ce dernier, la distribution de la température au niveau de la ZAT est généralement gaussienne. N'importe quelle déviation entre la distribution thermique optimale et la distribution thermique réelle est considérée comme source de défaillance possible. Le schéma d'évaluation de la qualité du soudage proposé dans ce chapitre emploie le principe FDD qui est divisé en deux parties : la première partie est un générateur de résidus et la seconde est une approche par raisonnement flou. Les résultats de l'évaluation et de diagnostic sont donnés en fonction des termes linguistiques tels que (très bonne, bonne, moyenne, mauvaise, très mauvaise).

4.5.1 Génération de résidus

La méthode de génération des résidus a été développée, et largement utilisée, dans le domaine de la détection des défauts et des diagnostics [128-130]. Son principe est le suivant : il s'agit de mesurer la déviation d'un signal par rapport à une référence représentant les conditions normales de fonctionnement. Dans notre cas, le signal de référence considéré est ($\sigma'_o(x)$). En utilisant le logiciel ThermaCam Researcher ver 9.1, on a recueilli les valeurs des températures de chaque ligne. On obtient ainsi le profil thermique de la ligne de soudure. Celui-ci nous aide à apprécier l'homogénéité de la soudure le long du « pipe ». L'évaluation de la qualité du soudage à l'arc submergé (SAW) est déterminée en fonction des variations de la dynamique du signal $e^t(x)$. Celle-ci est illustrée en figure 4.9.

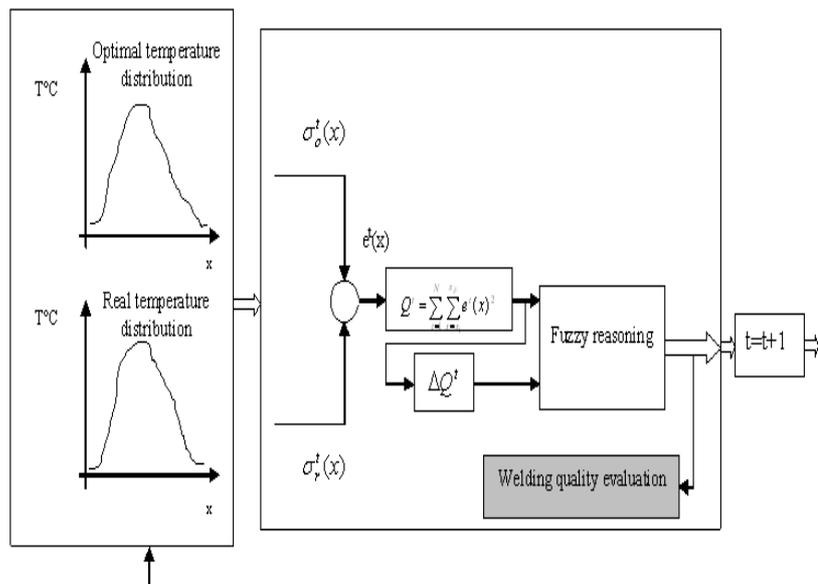


Figure 4.9 : Evaluation de la qualité de soudage à l'arc submergé SAW

D'abord, on a considéré un résidu $e^t(x)$ obtenu par différence entre les distributions thermiques optimale ($\sigma_o^t(x)$) et réelles ($\sigma_r^t(x)$) le long du cordon de soudure pour cinq instants différents. Ensuite, le concept de la logique floue selon la structure Mamdani [33] est appliqué sur la forme intégrée du résidu définie par Q^t et la variation ΔQ^t .

Dans la figure 4.9, la distribution thermique optimale au niveau de la zone affectée thermiquement est notée ($\sigma_o^t(x)$) et la distribution thermique réelle mesurée par la caméra infrarouge en temps réel est défini par ($\sigma_r^t(x)$).

L'équation qui génère les résidus est définie comme suit:

$$e^t(x) = \sigma_o^t(x) - \sigma_r^t(x) \quad (4.9)$$

L'indice de la qualité caractérisant une séquence de soudage est déterminé selon le critère suivant:

$$Q^t = \sum_{t=1}^N \sum_{x=x_1}^{x_F} e^t(x)^2 \quad (4.10)$$

Où :

N : nombre d'échantillons,

x_I, x_F : coordonnées de la Zone Affectée Thermiquement.

t : temps d'enregistrement de la séquence du procédé SAW.

Ces résidus globaux permettent de donner une évaluation de la qualité durant la séquence de soudage exprimée par la somme des carrés des résidus obtenus aux différents moments t_I et t_F .

t_I, t_F : temps initial et final de la séquence du procédé de soudage.

La figure 4.10 montre la distribution thermique optimale $\sigma_o^t(x)$ au niveau de la zone affectée thermiquement. En utilisant le profil de cette référence, les résidus ont été générées et représentés dans les différents graphes pour cinq (05) instants de temps différents ($t_1 > t_2 > t_3 > t_4 > t_5$) (Fig. 2.11a à Fig.2.11c) et (Fig.2.12).

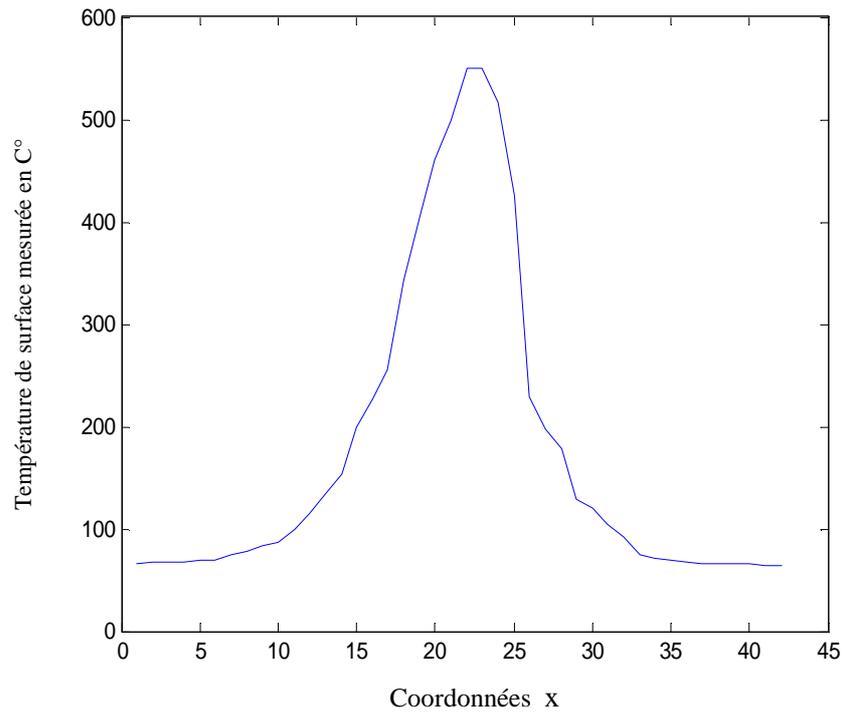


Figure 4.10 : Distribution Typique de la température ($\sigma_o^t(x)$)

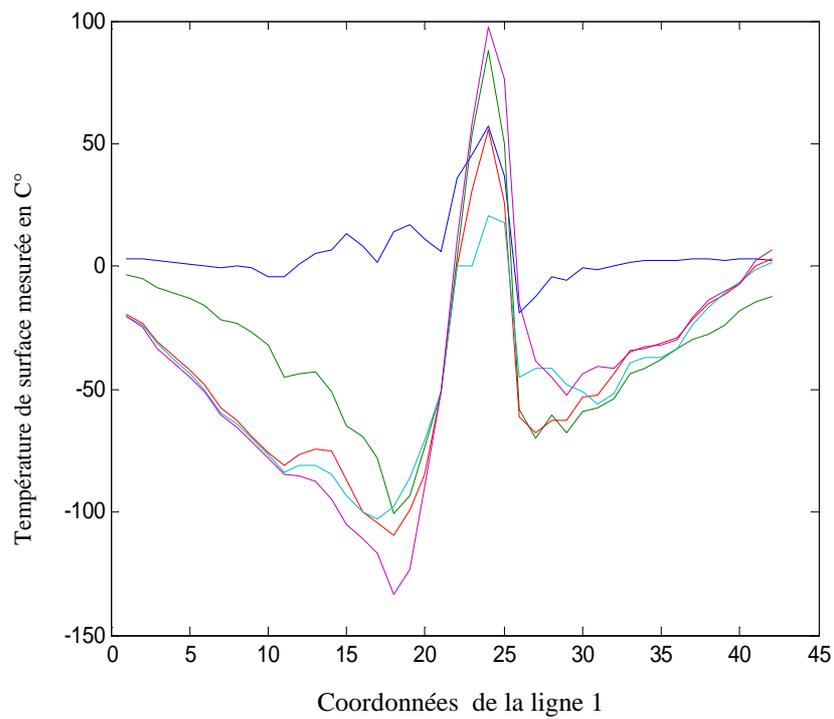


Figure 4.11a : Résidus générés - ligne 1- pour cinq instants différents

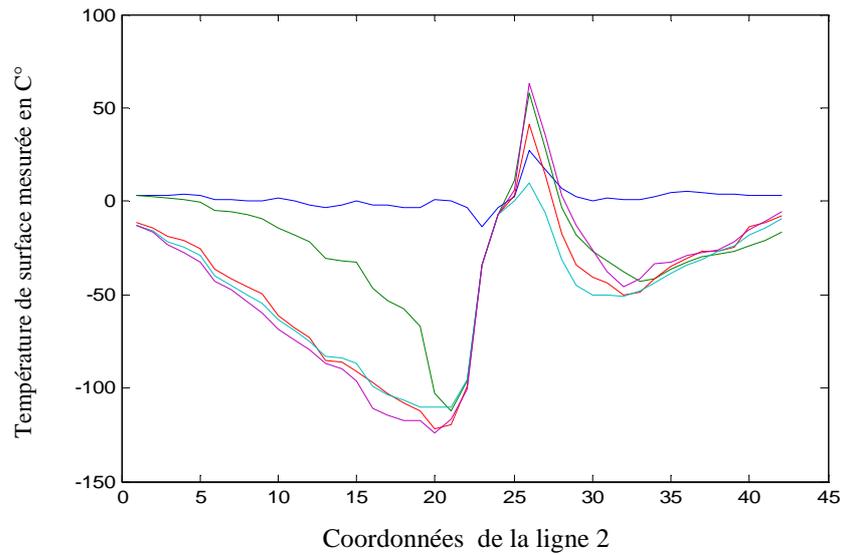


Figure 4.11b : Résidus générés - ligne 2- pour cinq instants différents

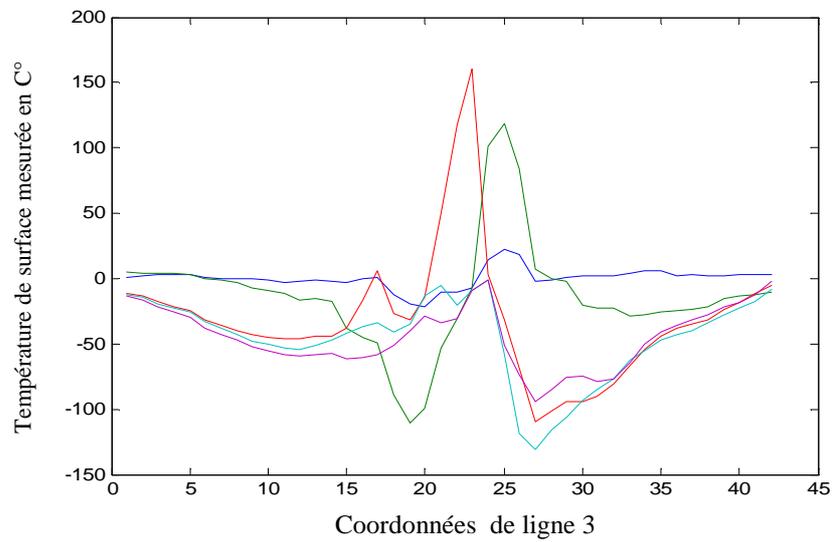


Figure 4.11c : Résidus générés – ligne 3- pour cinq instants différents

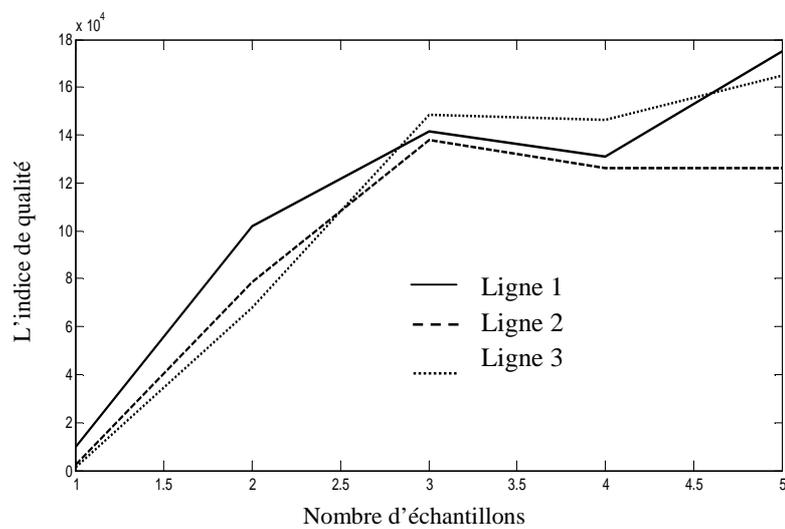


Figure 4.12 : Evolution des résidus pour les trois lignes

4.5.2 Évaluation des résidus

Les techniques basées sur la logique floue ont été appliquées avec succès dans diverses applications (commande et classification) [30,31, 32].

Dans notre travail, les résidus sont analysés pour décider s'il y a ou non présence de défaut. La décision peut s'effectuer à l'aide d'un simple test de dépassement de seuil sur les valeurs instantanées ou les moyennes de résidus, en utilisant des fonctions floues et en faisant appel également à la notion de reconnaissance de formes. On montre ainsi comment un nombre restreint de règles floues « SI-ALORS » basées sur les résidus et leurs variations peuvent être utilisées pour concevoir une méthode de décision. D'après la figure 4.8, le raisonnement flou est appliqué sur les résidus. Pour évaluer la qualité du soudage à l'arc submergé (SAW), nous utilisons à l'entrée de ce schéma, le résidu Q^t et sa variation ΔQ^t . L'inférence est réalisée à l'aide des règles linguistiques de Mamdani de la forme SI-ALORS, soit :

$$\text{Règle } R_q : \text{Si } x_1 \text{ est } A_{q1} \text{ et } \dots \text{ et } x_n \text{ est } A_{qn} \text{ Alors classer } C_q \text{ dans } CF_q \quad (4.11)$$

Où :

R_q = l'étiquette de la $q^{\text{ième}}$ règle floue SI-ALORS,

$x = (x_1, \dots, x_n)$ = vecteur de n dimensions,

A_{qi} = ensembles flous, C_q les classes résultantes,

CF_q = valeurs d'appartenance incluent dans l'intervalle [0, 1].

La précision de la relation corrélée entre les différentes distributions au niveau de la zone affectée thermiquement est donnée par les résidus. La qualité du soudage à partir d'un point à un autre est évaluée en fonction de l'importance du résidu Q^t et sa variation ΔQ^t .

Les règles floues sont utilisées en tant qu'outils pour la qualification de la qualité de la soudure de type SAW. Dans notre travail, nous avons utilisé des fonctions d'appartenance linéaires, (voir, Figures (4.14, 4.15, 4.16)). La fuzzification est alors effectuée selon l'ensemble des règles floues suivantes :

1. Si ΔQ^t est minimum et Q^t est minimum alors la qualité est très bonne (optimale) (VG)
2. Si ΔQ^t est minimum et Q^t est moyen, alors la qualité est bonne (G)
3. Si ΔQ^t est minimum et Q^t est maximum, alors la qualité est moyenne (M)
4. Si ΔQ^t est moyen et Q^t est minimum alors la qualité est bonne (G)
5. Si ΔQ^t est moyen et Q^t est moyen, alors la qualité est moyenne (M)
6. Si ΔQ^t est moyen et Q^t est maximum, alors la qualité est mauvaise (P)
7. Si ΔQ^t est maximum et Q^t est minimum alors la qualité est mauvaise (P)
8. Si ΔQ^t est maximum et Q^t est moyen, alors la qualité est mauvaise (P)
9. Si ΔQ^t est maximum et Q^t est maximum, alors la qualité est très mauvaise (VP)

Selon les règles ci-dessus, l'indice de qualité peut être écrit comme suit:

$$quality = fuzzy[Q^t, \Delta Q^t] \quad (4.12)$$

Où le terme *fuzzy* représente le modèle flou obtenu par les règles floues ci-dessus.

Dans ce qui suit, on va prendre en considération les trois lignes sur la séquence de soudage (figure 4.8) avec cinq (05) instants de temps ($t_1 > t_2 > t_3 > t_4 > t_5$) différents. Le système d'évaluation représenté par un système flou a comme entrées les fonctions d'appartenances (Fig2.14 et Fig2.15). Ses sorties sont illustrées en Fig4.16. Fig4.17. Elles montrent l'évolution de l'indice de qualité en se basant sur les fonctions d'appartenances gaussienne et les règles floues.

Cette étude est considérée comme une fuzzification qui est fondée sur des règles floues des deux fonctions d'appartenances $\{Q^t, \Delta Q^t\}$, elle permet de tenir compte du comportement dynamique du résidu. La sortie du système flou est une évaluation de la qualité de la soudure en utilisant un indice de qualité dans la plage de [0 à 1].

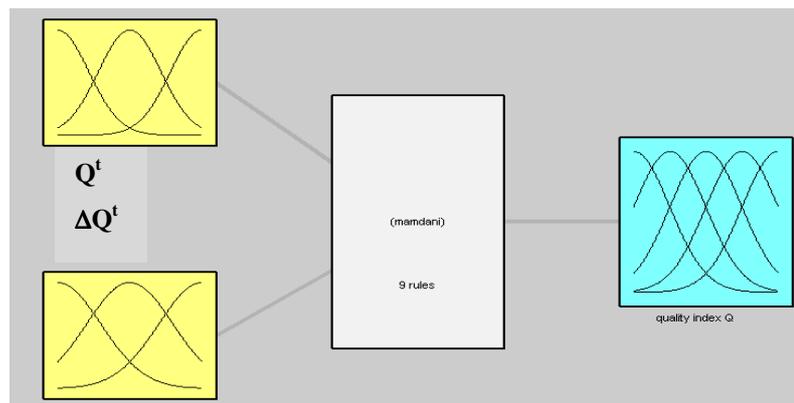


Figure 4.13 Structure du modèle flou à deux entrées

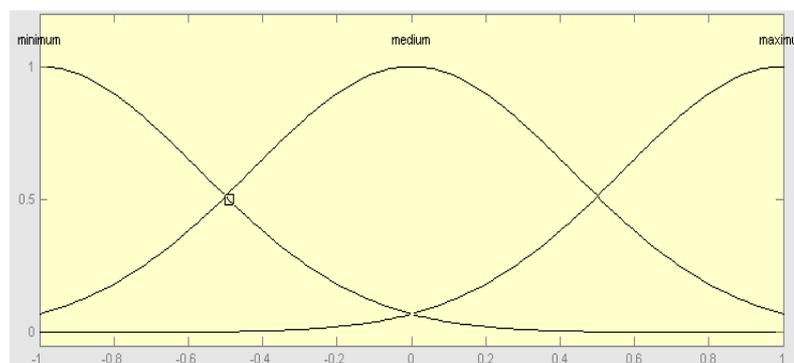


Figure 4.14 : Fonction d'appartenance de l'indice Q^t

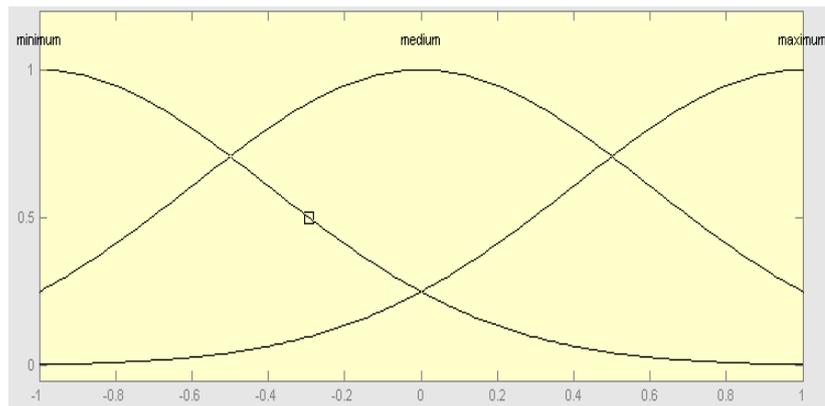


Figure 4.15: Fonction d'appartenance de l'indice $\Delta Q'$

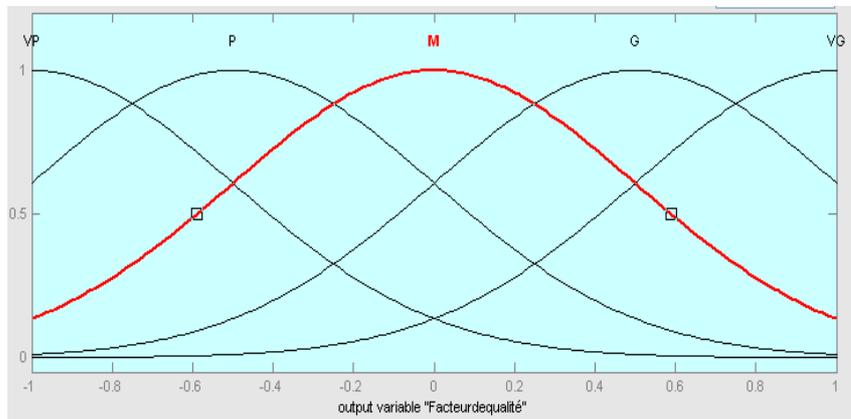


Figure 4.16: Fonction d'appartenance de Q

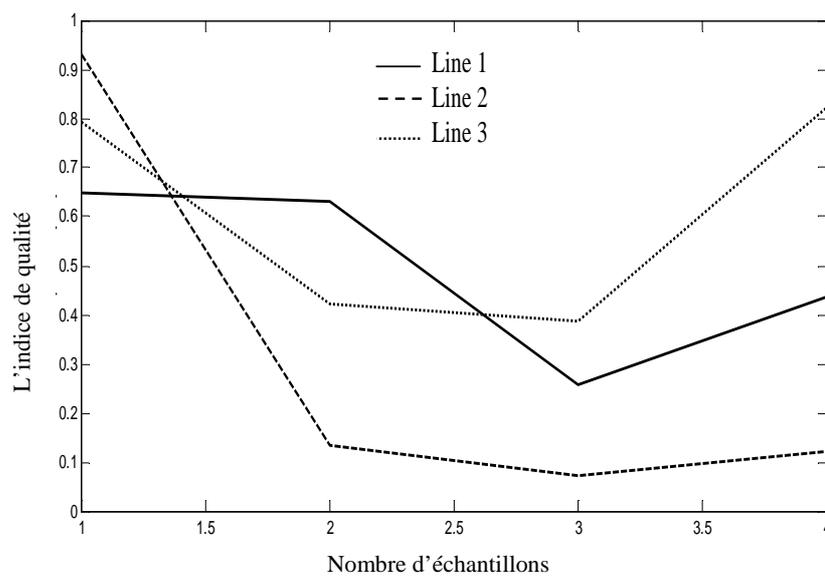


Figure 4.17: Evolution du Facteur de qualité (la sortie)

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, Une méthode de mesure de la température de surface durant le procédé du soudage des tubes en spirale, en utilisant la thermographie infrarouge a été développée. Cette méthode sans contact non destructive s'est avérée souple, précise et satisfaisante pour les observations qui ont été planifiées. Elle a permis d'apporter des informations fondamentales concernant la température de soudage et les gradients thermiques lors du processus. Ces mesures ont révélé que l'évolution de la température suit une forme gaussienne au cours du temps. La thermographie a pu être validée comme une méthode effective du contrôle de la température du soudage. Ensuite, Une application des techniques de détection et de diagnostic de défaut du soudage à l'arc submergé (SAW pour Submerged Arc Welding) à base de modèle a été développée. Cette approche nous a permis d'évaluer la qualité du soudage SAW, en vue de son intégration dans un système de contrôle en temps réel du processus. Pour permettre une réduction des opérations de contrôle et d'inspection de la qualité.

Chapitre 5

Evaluation de la qualité de surface des billettes en coulée continue

5.1 Introduction

Aujourd'hui l'acier est un matériau d'un grand intérêt industriel à cause de sa large gamme d'emploi. La métallurgie, l'industrie mécanique, l'industrie du bâtiment considèrent et utilisent différentes nuances d'aciers comme matériau de base. La sidérurgie fournit aux différents processus industriels des aciers de toutes nuances sous forme de produits longs ou plats adaptés aux nécessités des utilisateurs qui leur feront subir des transformations mécaniques et des traitements divers [131]. Malgré un développement considérable des matériaux dit nouveaux, l'acier reste le matériau le plus usuel et développé dont la production et la consommation croissent sans cesse.

Les nouvelles techniques utilisant les capteurs intelligents (soft sensors) y compris les machines à vecteurs supports ont été considérées dans plusieurs travaux [132-137]. L'approche proposée pour l'évaluation de la qualité de surface des billettes issues de la coulée continue, repose sur le principe de diagnostic et de détection des défauts FDD (FDD pour Fault Detection and Isolation) combinée avec la méthode des machines à vecteurs supports adaptative (ASVM

pour Adaptive Support Vector Machine), cette approche est relativement nouvelle (voir figure. 5.1). Dans ce cas, la calamine est considérée comme un bruit qui affecte les mesures lors des inspections faites. L'analyse des résidus est employée pour évaluer la qualité globale de la calamine formée dans le processus.

Nous considérons dans ce chapitre une application d'une technique statistique pour la modélisation, la simulation et l'évaluation de la qualité de surface des billettes (calamine). Notre étude porte sur le développement d'une technique basée sur les capteurs intelligents (soft sensors) pour l'évaluation de l'état de surface des billettes caractérisée par l'intensité de la calamine. Cette dernière est considérée comme un paramètre qui est corrélé aux conditions de refroidissement. Ce travail est effectué dans le but d'analyser les températures mesurées sur la surface des billettes à l'aide d'une caméra infrarouge. Le procédé d'évaluation utilise l'analyse adaptative des résidus qui ont été obtenus par différence entre les températures issus d'un calcul du profil thermique et ceux d'une référence obtenus par une caméra infrarouge de type Thermovision A40 de la compagnie Flir Systems.

Dans une première étape, un modèle de régression a été utilisé en se basant sur l'ensemble des données d'entrée et de sortie. Il tient compte du bruit causé par la calamine. Ensuite, les résidus ont été générés à l'aide des profils thermiques réels et calculés.

Nous considérons dans la deuxième partie une évaluation des résidus. L'évaluation de la calamine au niveau de la surface des billettes a été obtenue à l'aide des indices qualitatifs des résidus tel que la fonction d'autocorrélation.

Le choix de l'approche basée sur les machines à supports vecteurs adaptatives est soutenu par plusieurs raisons. Les principales motivations sont :

- La nature de l'application étudiée, caractérisée par une mesure des températures sans contact par thermographie infrarouge.
- La technique d'évaluation nécessite une approche utilisant les capteurs intelligents.
- En règle générale, une approche combinée entre la génération des résidus et leur évaluation est fortement recommandée pour une évaluation automatique. Les valeurs des résidus sont utilisées dans la détection et le diagnostic sans analyser leurs impacts sur la qualité du produit [138,139].

- L'évaluation de la qualité des processus continus et discontinus qui ont un état instable, donc une analyse adaptative est recommandée dans cette situation.

5.2 Présentation du procédé de coulée continue d'aciers

Le principe de la coulée continue consiste à réaliser la solidification partielle de l'acier dans une lingotière sans fond et d'extraire la croûte solide ainsi formée à vitesse constante pour poursuivre le refroidissement jusqu'à solidification complète du produit. Selon la section de la lingotière, on distingue la coulée de brames où la section est rectangulaire, de billettes qui ont une section carrée, et de blooms de grande section carrée ou rectangulaire. Il existe également la coulée de brames mince et de sections circulaires.

A la sortie du moule, la croûte d'acier doit avoir une résistance mécanique suffisante pour contenir le métal liquide à cœur. En général, elle doit donc posséder une épaisseur minimum qui est de 10 à 15mm pour les brames ou les billettes.

Nous présentons schématiquement sur la figure 5.1 les différents éléments qui composent une machine de coulée continue. La poche de coulée et le panier répartiteur permettent d'alimenter en continu le moule de coulée en acier liquide. Les rôles du panier répartiteur sont de permettre l'alimentation simultanée de plusieurs moules (coulée à plusieurs brins) et la coulée en séquence (changement de poche). Entre la poche, le panier et le moule, des tubes permettent à l'acier de s'écouler tout en étant protégé contre la réoxydation.

En dessous de la lingotière, se trouve la zone de refroidissement secondaire qui est constituée d'une part d'un système de rouleaux permettant d'extraire et de guider le produit, et d'autre part d'un système de refroidissement par aspersion d'eau.

Le moule de coulée, de longueur inférieure à un mètre, et dont les parois en cuivre sont refroidies par circulation intense d'eau, est l'élément essentiel de la machine puisqu'il permet la formation de la peau solidifiée et la mise en forme du produit. Pour faciliter l'extraction et éviter le collage, le moule est animé d'un mouvement d'oscillation vertical de faible amplitude. Le mode d'oscillations est toujours choisi de façon à avoir un stripage négatif au cours de chaque cycle, c'est-à-dire que pendant le mouvement descendant, la vitesse du moule est supérieure à la vitesse de coulée. Cette nécessité d'éviter le collage conduit également à utiliser des laitiers de couverture dans le moule, les poudres de coulée.

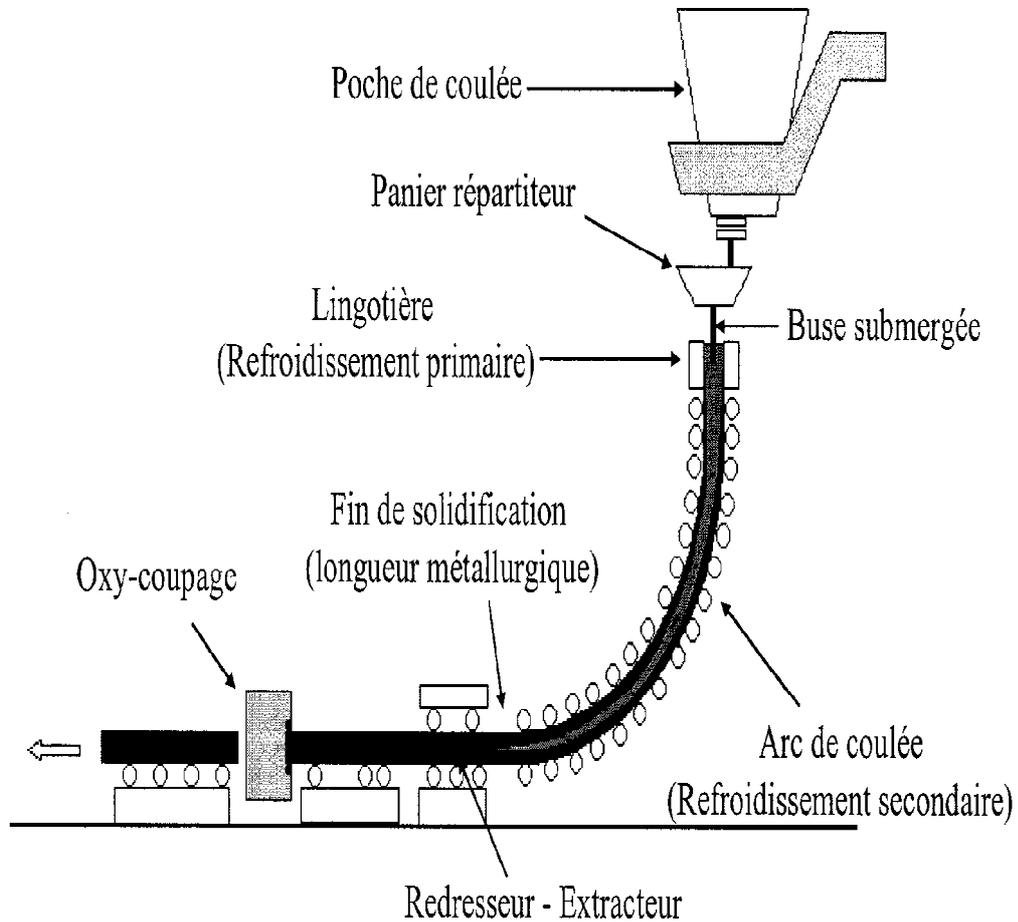


Figure 5.1: Représentation schématique d'une machine de coulée continue.

5.3 Modélisation de la température de surface des billettes

Durant la phase de refroidissement, les billettes à haute température entrent en contact direct avec l'eau de refroidissement ce qui provoque la formation d'oxydes appelés calamine. Cette dernière affecte l'échange thermique et la stabilité de la température de surface des billettes. Selon les études métallurgiques, les résultats ont montré que les défauts extérieurs tels les fissures et les ségrégations sont dues aux variations des températures dans les zones de refroidissement. Un refroidissement adéquat est essentiel, d'où la nécessité de contrôler la température dans ces zones. L'application de quantité d'eau appropriée est donc nécessaire. La variation de la

température dans les zones de refroidissement génère un ensemble de caractéristiques physiques qui peuvent nuire à la qualité tels que les contraintes résiduelles, les défauts microstructuraux et la déformation plastique.

La température au point de décintrage devrait être hors de la zone de ductilité [140-147]. Ce point se caractérise par un niveau élevé d'oxydation extérieure et une instabilité de la température mesurée au niveau de la surface de la billette. La calamine générée lors de cette étape affecte la qualité de cette dernière. Des travaux ont été effectués durant la dernière décennie dans ce domaine, mais dans leur majorité, il est utilisé des pyromètres à infrarouge équipés d'un système mécanique pour balayer tous les points de la surface mesurée [148-151].

La mesure de la température de surface des billettes est affectée par plusieurs paramètres, parmi lesquels, on distingue la calamine. Ce paramètre est provoqué par l'oxydation de la couche extérieure de la billette, diminue considérablement l'efficacité économique de la production. Pour pallier ce problème, on a développé une approche de détection basée sur les capteurs intelligents (soft sensors) permettant l'évaluation des effets de la calamine sur la qualité des billettes. Le comportement dynamique de la température de surface des billettes est considéré comme étant un système affecté par le bruit. Nous supposons dans ce cas, que la température mesurée au niveau de la surface est affectée par un bruit aléatoire. Le schéma d'évaluation de la qualité de surface des billettes issues de la coulée continue est illustré sur la Figure 5.2.

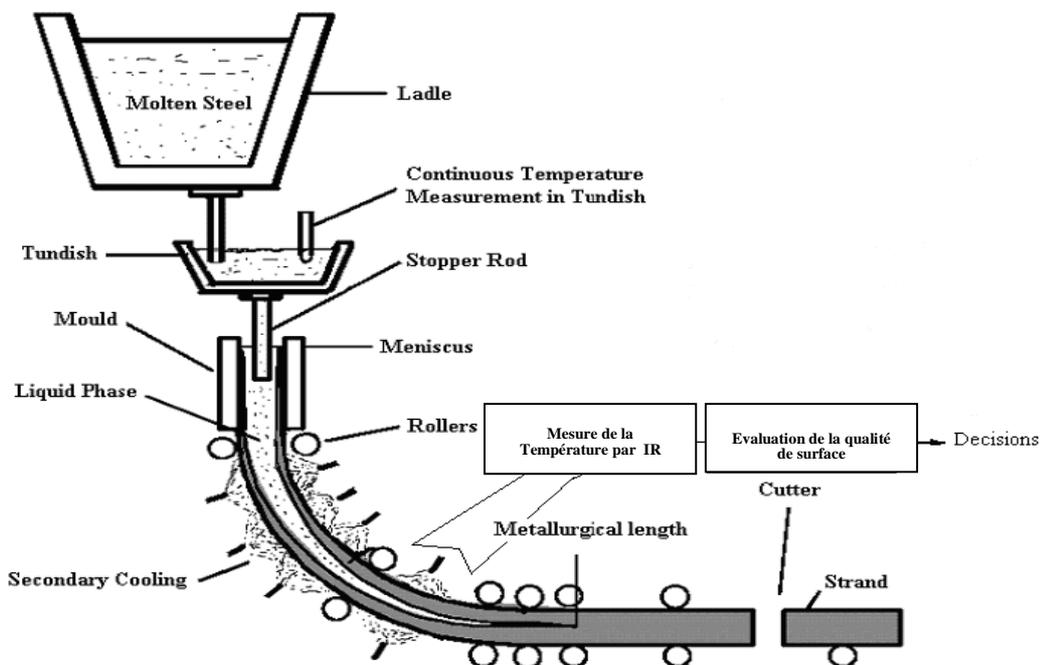


Figure 5.2 : Principe d'évaluation de la qualité de surface des billettes

Dans cette étude, la présence de la calamine est modélisée par un bruit aléatoire (bruit gaussien), ce qui permet une évaluation de son intensité (figure 5.3).

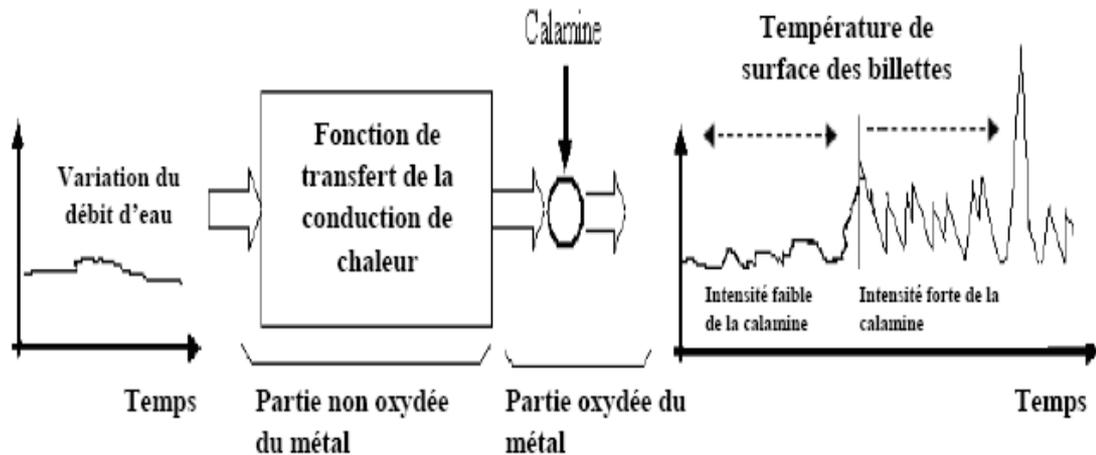


Figure 5.3 : Modèle de mesure utilisé

5.4 Mesure par thermographie infrarouge

Il est effectué des essais d'inspection réalisés au niveau de l'Acierie (coulée continue) par une technique de mesure sans contact qui est la thermographie infrarouge à l'aide d'une caméra thermique non refroidie. Les mesures de température par thermographie infrarouge ont été effectuées à plusieurs niveaux de la coulée continue et selon plusieurs angles de visée afin de neutraliser les sources parasites (perturbatrices). Ces mesures ont été prises en cours de l'opération de coulée.

5.5 Surveillance et évaluation de la calamine

Dans la coulée continue, la relation entre les différentes températures mesurées au niveau du refroidissement secondaire est complexe. Elles caractérisent les phénomènes de transfert de

chaleur qui existent y compris l'intensité de la calamine produite sur la surface des billettes issues de la coulée continue (Voir Fig.5.4).

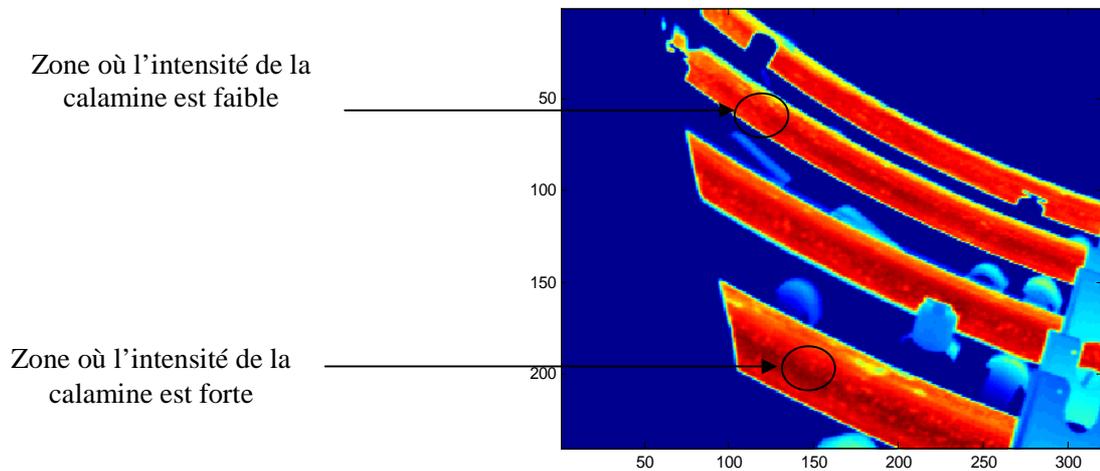


Figure 5.4 : Imagerie par thermographie infrarouge des billettes.

Le principe de modélisation des différentes interactions thermiques est illustré dans la figure 5.5.

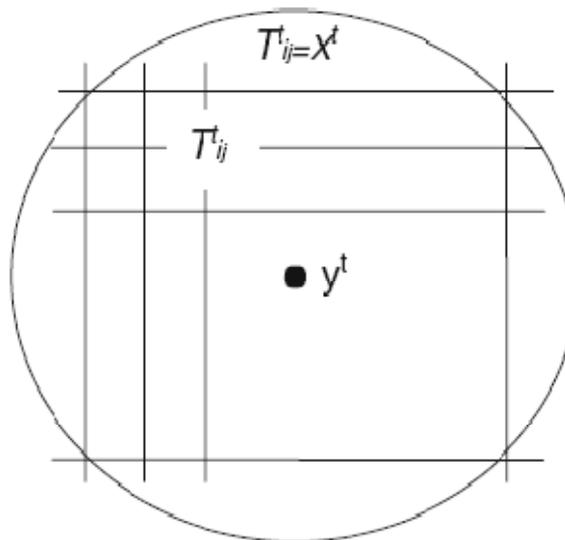


Figure 5.5 : Modèle basée sur la température des nœuds

Le champ des températures mesurées est représenté par x^t et la température mesurée à un point spécifique est donnée par y^t . Dans cette étude, le paramètre y^t définit la sortie du modèle

considéré. Toute déviation délivrée à la sortie du modèle est considérée comme un signe d'un éventuel défaut, par exemple ; la présence d'une quantité importante de la calamine. Dans le but de surveiller et d'évaluer la qualité de la calamine formée sur la surface des billettes, le principe basé sur l'approche utilisant les machines à supports vecteurs adaptative est utilisée. Il est montré dans la figure 5.6.

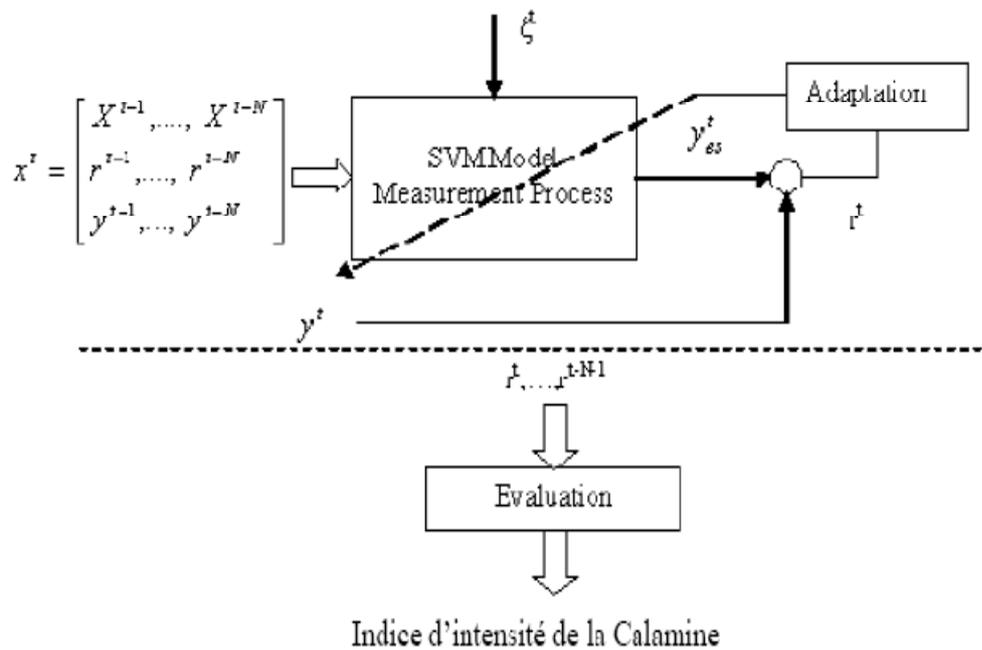


Figure 5.6 : Principe d'évaluation de la qualité des billettes par L'ASVM

5.5.1 Description de la méthode des machines à vecteurs supports

Ces dernières années, les applications des techniques d'apprentissage statistiques telles que les machines à vecteurs de supports ou séparateurs à vaste marge se sont considérablement développées; elles permettent de trouver des surfaces discriminantes de n'importe quelle forme. Cette théorie est fondée par Vapnik Vladimir [48] au sein du laboratoire AT& T Bell. L'application des machines à supports vecteurs pour la prédiction des séries de données a montré de bonnes performances. Par ailleurs, le développement rapide de cette approche dans le domaine de l'apprentissage statistique a encouragé les chercheurs d'appliquer cette dernière dans divers domaines de recherche [152-155].

Les machines à vecteurs de supports permettent d'obtenir une relation entre les données d'entrée x^t et ceux présentées en sortie du système y^t en utilisant la programmation quadratique [37]. Puisque le système est en régime instable, une analyse adaptative est fortement recommandée. L'adaptation du modèle est discutée dans la section suivante.

5.5.2 Génération des résidus

Le schéma proposé pour l'évaluation de l'intensité de la calamine utilise l'approche des machines à support vecteurs adaptative. Dans une première étape, On considère les résidus r^t obtenus par la différence entre les distributions thermiques mesurées (x^t) et les profils thermiques filtrés (y^t) respectivement. Le processus de mesure est caractérisé par un bruit aléatoire ζ^t , ensuite les indices, telle que la fonction d'autocorrélation des résidus est utilisée pour évaluer leurs variations. L'algorithme de calcul proposé est décrit dans la figure 5.6.

Soit y^t une température mesurée caractérisant le phénomène de transfert de chaleur d'un nœud spécifique donnée à la Figure 5.5.

La relation dynamique définissant le processus de mesure affectée par le bruit est définie par la l'équation suivante:

$$y_{es}^t = f_t(x^t) \quad (5.1)$$

Les résidus sont définis par :

$$r^t = y_{es}^t - y^t \quad (5.2)$$

Les données utilisées à l'entrée du modèle sont représentées par x^t :

$$x^t = \begin{bmatrix} x^{t-1}, \dots, x^{t-N} \\ r^{t-1}, \dots, r^{t-N} \\ y^{t-1}, \dots, y^{t-N} \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

La procédure de calcul est illustrée dans l'organigramme de la figure 5.7. La figure 5.8 illustre les quatre cas de mesure des températures de surface des billettes en coulée continue.

Toutes les températures mesurées sont (normalisées) simplifiées dans l'intervalle de 0 à 1 utilisant la formule suivante:

$$x_{nor} = \frac{x_{réel} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (5.4)$$

Avec:

x_{nor} = Données normalisées

x_{min} = Valeurs Minimum des données réelles

x_{max} = Valeurs Maximum des données réelles

$x_{réel}$ = Valeurs réelles

L'évaluation de la qualité d'un tel process est obtenue à l'aide de la fonction d'autocorrélation R_{-rr} des résidus générés donnée par [156]:

$$R_{-rr}(m) = \frac{1}{N-m} \sum_{n=0}^{N-m-1} r^n r^{n+m}, m = 0 : N-1 \quad (5.5)$$

La qualité globale d'une séquence caractérisée par R_{-rr} peut être donnée par la somme des carrés des fonctions d'autocorrélation:

$$S_{-rr} = \sum_{m=0}^P R_{-rr}(m) \quad (5.6)$$

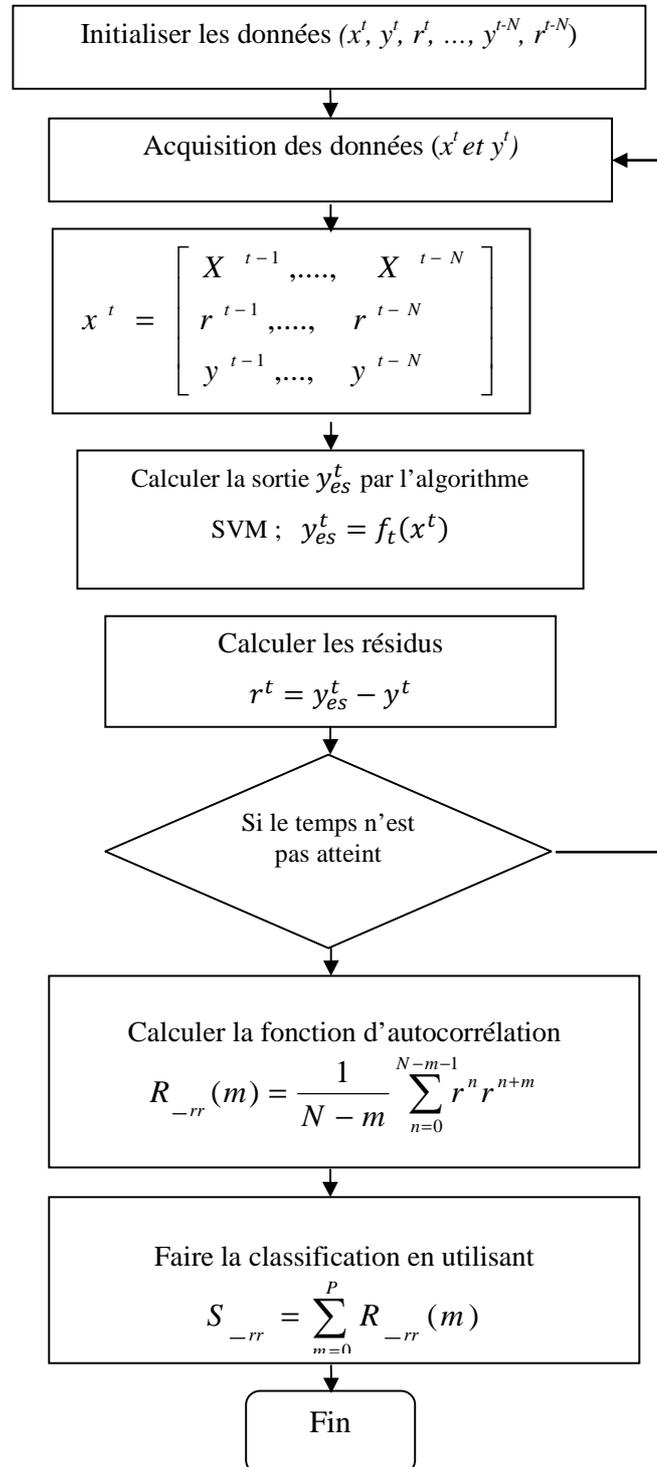


Figure 5.7 Organigramme de la méthode de calcul

La dynamique d'adaptation de la fonction f_t est réalisée de manière récursive utilisant une fenêtre glissante de N échantillons. Les valeurs mesurées précédemment des températures des résidus et des températures de sortie sont utilisées comme entrées, ce qui permet l'adaptation de l'algorithme d'évaluation appliqué à base de l'ASVM qui est défini comme suit :

Début

Etape 1 Acquisition des données (x^t et y^t),

Etape 2 Formulation de la matrice d'entrée x^t par les valeurs obtenues de la fenêtre glissante,

Etape 3 Appliquer l'algorithme SVM et calculer le modèle de sortie y_{es}^t ,

Etape 4 Calculer le nouveau résidu $r^t = y_{es}^t - y^t$,

Etape 5 Si la période de temps n n'est pas atteinte, allez à l'étape 1,

Etape 6 Calculer la fonction d'autocorrélation R_{rr} des résidus,

Etape 7 Calculer la valeur globale de la fonction d'autocorrélation S_{rr} et faite la classification

Fin

5.5.3 Résultats et discussions

5.5.3.1 Modélisation en tenant compte des données affectées par le bruit

Lors des calculs effectués précédemment, deux méthodes ont été utilisées: l'approche simple utilisant les machines à vecteurs de supports (SVM) et l'approche adaptative (voir Figure 3.7). On a remarqué que l'application de l'approche ASVM permet d'avoir un bon filtrage et réduit considérablement les valeurs du bruit relativement à l'approche simple. Le filtrage adaptatif basé sur l'algorithme ASVM tient compte des changements de la calamine lors de la procédure de calcul en ligne.

Les figures (5.9a, 5.9b) illustrent les fonctions d'autocorrélation des résidus calculées dans les deux approches. Ces courbes sont obtenues à partir des résidus générés à partir des calculs effectués en ligne durant le procédé de refroidissement en coulée continue.

Il existe une liaison directe entre l'intensité de la calamine et les variations dynamiques des températures mesurées sur la surface des billettes. Les résultats sont obtenus en utilisant les

fonctions d'autocorrélation qui sont considérés comme outils adéquats pour l'analyse des différences de températures.

La figure 5.9a montre les fonctions d'autocorrélations des résidus obtenus dans le cas de l'approche simple. Dans cette situation, les résidus obtenus sont affectés par le bruit et l'évaluation a été imprécise. La figure 5.8b montre les fonctions d'autocorrélation dans le cas de l'approche adaptative (ASVM). Nous remarquons que le bruit est fortement réduit comparativement à celui de la Figure 5.9a.

Cet aspect confirme l'importance de la nouvelle approche proposée. Les résultats montrés dans les figures (5.9a, 5.9b) sont quantifiées par la somme des carrés des valeurs de la fonction d'autocorrélation S_{rr} (Equation (5.5)).

Comme indiqué sur le tableau 5.1, les valeurs calculées de S_{rr} par la technique SVM sont supérieures à celles calculées par la méthode utilisant l'approche des machines à supports vecteurs adaptative. Ceci implique que l'approche ASVM est plus précise puisque elle prend en considération les changements du comportement de génération de la calamine dans le processus de la coulée continue en fonction du temps.

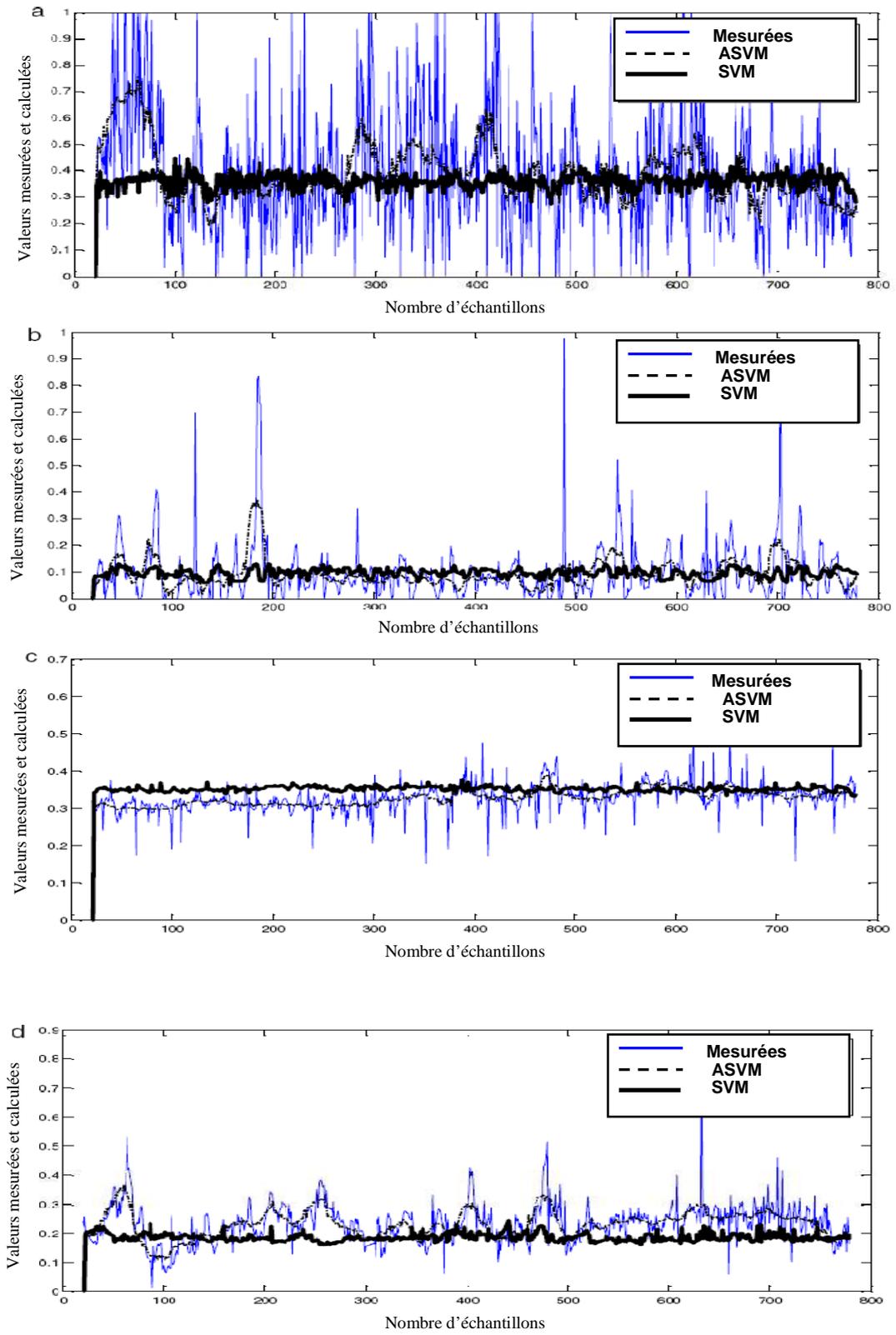


Figure 5.8 : Températures mesurées et calculées par les deux approches ; SVM, ASVM

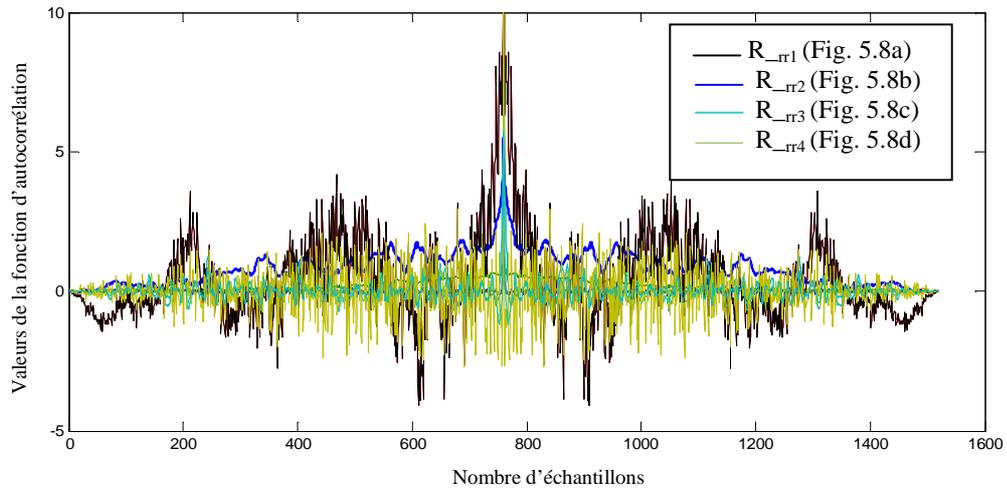


Figure 5.9a : Fonctions d'autocorrélation cas -SVM-

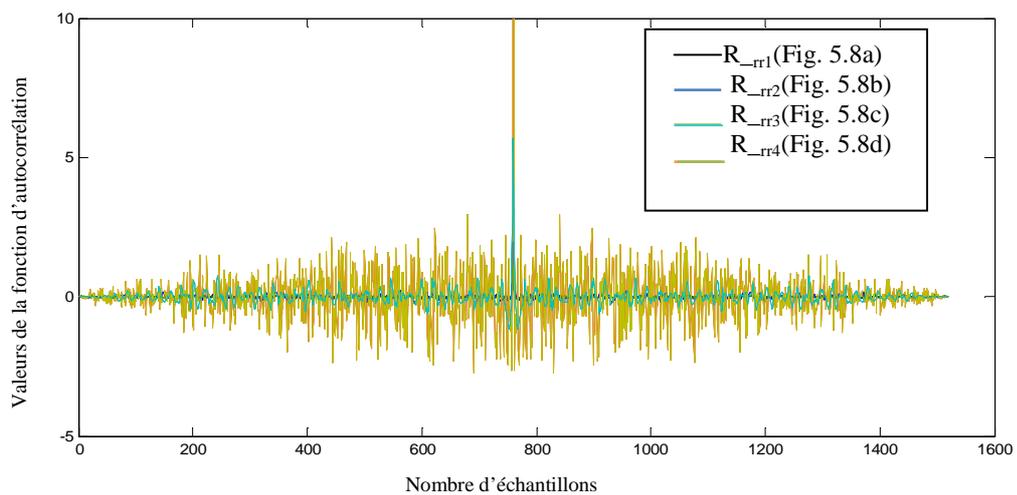


Figure 5.9b : Fonctions d'Autocorrélation cas -ASVM-

5.5.3.2 Modélisation en tenant compte de données avec bruit faible

La nouvelle série de données est traitée de la même manière que la série précédente, elle a été utilisée pour valider l'approche proposée. Ces données ne sont pas affectées par le bruit comparativement à la première série. L'évaluation de l'importance de l'intensité de la calamine est déterminée à l'aide de la fonction d'autocorrélation.

Les Figures (5.11a, 5.11b) illustrent les fonctions d'autocorrélation des résidus pour les deux approches respectivement SVM et ASVM. Ces courbes sont obtenues à partir des résidus générés. Comparativement à la première série de données, le niveau de bruit est fortement réduit; la section (5.6) donne plus d'interprétation. Comme indiqué sur le tableau 5.2, les valeurs obtenues de (S_{rr}) à l'aide de l'approche utilisant les machines à support vecteurs simple sont

supérieures à celles obtenues par l'approche adaptative. Ceci revient au fait que l'ASVM tient compte de la variation en fonction du temps du processus de génération de la calamine dans la coulée continue. Ces résultats confirment que l'approche ASVM est plus précise que la SVM.

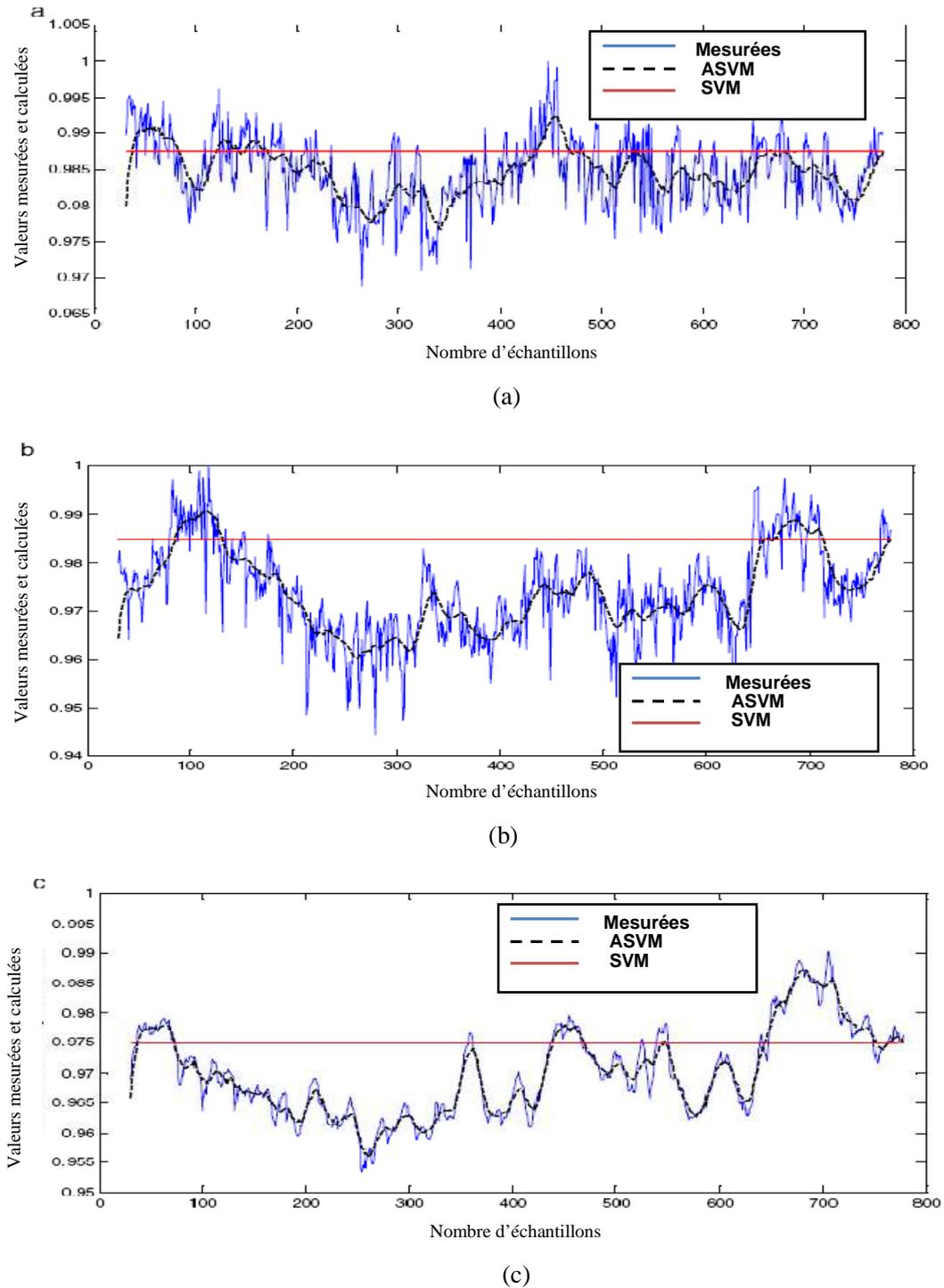


Figure 5.10 : Températures mesurées et calculées (bruit faible)

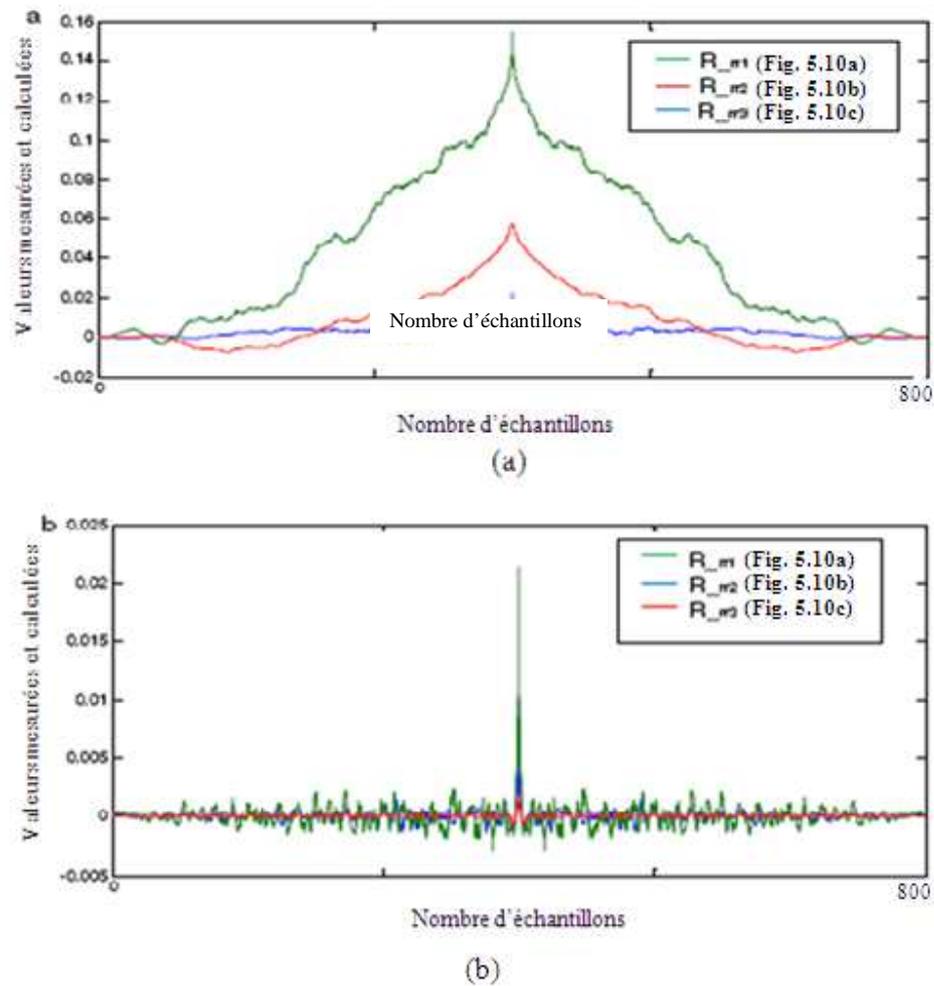


Figure 5.11: Fonction d'autocorrélation ; a) SVM, b) ASVM.

5.6 Interprétation des résultats

L'évaluation des performances des données considérées dans cette étude est effectuée en se basant sur l'indice de la qualité (S_{rr}), qui est défini par la somme des carrés de la fonction d'autocorrélation. Les séries de données, composées d'environ 800 échantillons des températures mesurées ont été prises en considération dans les deux étapes de ce travail, comme le montre les différentes figures (figs 5.8 et 5.10); on note que la première série de données est affectée par un bruit contrairement à la deuxième série. Ces données traitent plusieurs situations possibles en pratique: cas d'un bruit fort, bruit moyen et bruit faible.

Toutes les données illustrées par les figures (figs 5.9, 5.10) sont caractérisées à l'aide de l'indice de qualité cité précédemment. Les tableaux 5.1 et 5.2 regroupent l'ensemble des résultats obtenus lors de cette étude. Comme indiqué sur les différentes figures et tableaux, l'évaluation de l'importance de la température de surface des billettes affectée par la calamine est plus précise en utilisant l'approche ASVM et surtout dans le cas d'un faible bruit.

Méthode/ valeurs	SVM	ASVM	Evaluation
S _{rr1}	39.6898	3.2505	Bruit moyen
S _{rr2}	10.4810	1.5869	Bruit faible
S _{rr3}	76.8305	44.9029	Bruit très important
S _{rr4}	18.2830	11.6468	Bruit important

Tableau 5.1 : Evaluation de la qualité en fonction du bruit (cas d'un bruit fort)

Méthode/ valeurs	SVM	ASVM	Evaluation
S _{rr1}	0.0242	0.00037	Bruit faible
S _{rr2}	5.1414	0.0017	Bruit moyen
S _{rr3}	0.4456	0.0028	Bruit moyen

Tableau 5.2 : Evaluation de la qualité en fonction du bruit (cas d'un bruit faible)

5.7 Conclusion

Une évaluation en ligne de la qualité de surface des billettes est réalisée avec l'approche des machines à vecteurs de support combinée avec l'analyse des résidus, a été présenté dans le présent chapitre. La génération des résidus a été faite par différence entre résultats issus d'une approche globale et ceux obtenus en utilisant une caméra infrarouge. Les principales conclusions sont les suivantes:

- Une évaluation globale de la qualité a été faite en fonction de l'importance des résidus et leur fonction d'autocorrélation.
- Un système d'évaluation de la qualité de surface des billettes est conçu et testé en utilisant des données réelles.

- La technique adaptative de filtrage basé sur l'ASVM et les résidus générés donne une excellente évaluation de la calamine par rapport au SVM qui n'est pas recommandé pour ce type de données dans le secteur de la sidérurgie.
- L'application de cette méthode a été faite en utilisant un filtrage des températures réelles. L'approche proposée améliore la surveillance et l'état du processus, et donne une évaluation de la qualité globale.

Conclusion générale

Dans cette thèse, Nous avons abordé un des axes de recherche privilégiés, dans le domaine de la technologie et des applications industrielles, qui est l'application des techniques de l'automatique moderne dans la détection, et le diagnostic des défauts dans la commande des systèmes industriels. Ainsi, Nous nous sommes intéressés à l'utilisation de méthodes théoriques avancées dans la détection et le diagnostic, basées sur l'analyse par thermographie infrarouge pour des systèmes industriels.

Les travaux réalisés dans cette thèse s'inscrivent dans cette direction de recherche d'actualité, constituent des contributions théoriques par les méthodes utilisées ainsi que par l'application à la détection et au diagnostic des défauts. En effet, on a réussi à aboutir à des résultats très intéressants par des applications à deux types de systèmes industriels.

Le premier chapitre groupe les techniques de surveillance. Nous avons présenté, d'une part, les méthodes sans modèles, c'est-à-dire: les outils statistiques, les méthodes à base de connaissances et les techniques de reconnaissance des formes et, d'autre part, celles qui utilisent un modèle, à savoir les méthodes d'estimation d'état et d'estimation paramétrique.

Une introduction à la mesure par thermographie infrarouge a été faite dans le deuxième chapitre. A cet effet, nous avons rappelé les notions fondamentales de rayonnement électromagnétique nécessaires pour comprendre l'étude d'une chaîne de mesure radiométrique. Dans un premier temps, nous avons abordé les notions élémentaires de transferts thermiques et les liens entre mesure par thermographie infrarouge (IR) et température de surface d'un objet. Dans un second temps, nous avons intéressé à la thermographie infrarouge dans son application en tant qu'outil de surveillance. Le but souhaité de ce chapitre est de faire un bilan sur les possibilités d'utilisation de la thermographie infrarouge : quels sont les paramètres influant sur la mesure, quelles sont les différentes approches appliquées pour la détection des défauts.

Le troisième chapitre a été consacré quant à lui aux résultats des simulations effectués. Dans ce cadre nous avons étudié quelques méthodes de segmentation pour le seuillage des images thermiques obtenues lors des inspections faites dans différents secteurs. Ensuite, Nous avons également montré les résultats obtenus afin de vérifier l'efficacité de chaque méthode et les objectifs de cette recherche. Les résultats finaux ont été évalués de manière qualitative afin de déterminer la fiabilité ainsi que la robustesse des méthodes proposées.

Pour les applications pratiques, nous avons considéré deux processus industriels de transformation à chaud, en l'occurrence l'opération de soudage à l'arc submergé (SAW) et la coulée continue.

Dans le cas du premier processus, il est remarqué qu'au cours de l'opération de soudage à l'arc submergé, de nombreux défauts (externes, internes) peuvent apparaître au niveau du cordon, induisant des risques locaux de fragilisation, de ruptures d'étanchéité... On distingue ainsi, et en particulier, la présence de cavités, de fissures, de variations de pénétration, de largeur de cordons, de réduction locale de l'épaisseur par retrait du bain. D'autre part, des variations des conditions opératoires telles que la défocalisation du faisceau, des variations de puissance ou encore une mauvaise préparation du plan de joint, peuvent entraîner des défauts de soudage et doivent par conséquent faire également l'objet d'un suivi rigoureux.

La méthode utilisée qui est sans contact non destructive s'est avérée souple, précise et satisfaisante pour les observations qui ont été planifiées. Elle a permis d'apporter des informations fondamentales concernant la température de soudage et les gradients thermiques lors du processus. Ces mesures ont révélé que l'évolution de la température suit une forme gaussienne au cours du temps. La thermographie a pu être validée comme une méthode effective du contrôle de la température du soudage à l'arc submergé.

Suite à cette étude, nous avons proposé une solution pour la réalisation d'un système de contrôle et de supervision en ligne de la qualité externe du cordon de soudage. En effet, les techniques à base de modèle proposées pour la détection et le diagnostic de défaut du soudage à l'arc submergé ont bien montré leurs utilities. Cette approche nous a permis d'évaluer la qualité du soudage de type SAW, elle devrait être intégrée dans un système de contrôle en temps réel du processus. Cette intégration permet une réduction des opérations de contrôle et d'inspection de la qualité. La technique proposée s'est avérée avoir de nombreux avantages :

- Un gain de temps considérable, puisque, d'une part, l'acquisition et l'exploitation des données sont faites, en temps réel, durant le soudage et d'autre part, la phase de classification des données (prise de décision concernant la qualité de la soudure) est automatique ;

- Le suivi est effectué tout au long du soudage, permettant une qualification complète du cordon ;

Pour la deuxième application industrielle, il est effectué une étude de faisabilité de la détection de défauts et le contrôle qualité au niveau de la coulée continue de l'aciérie. Elle s'appuie principalement sur des essais d'inspection réalisés au niveau de la coulée continue par thermographie infrarouge, avec une caméra thermique non refroidie. Les mesures de température par thermographie infrarouge ont été effectuées à plusieurs niveaux de la coulée continue et selon plusieurs angles de visée avec la caméra de type ThermaCAM A40 pour neutraliser les sources parasites perturbatrices.

Une évaluation en ligne de la qualité de surface des billettes a été réalisée avec l'approche de machines à support vecteurs basé sur l'analyse des résidus. Les principales conclusions sont les suivantes:

- Une évaluation globale de la qualité a été faite en fonction de l'importance des résidus et leur fonction d'autocorrélation.
- Un système d'évaluation de la qualité de surface des billettes est conçu et testé en utilisant des données réelles.
- La technique adaptative de filtrage basé sur l'ASVM et les résidus générés donne une excellente évaluation de l'intensité la calamine comparativement à la SVM.
- L'application de cette méthode a été faite en utilisant un filtrage des températures réelles.

L'approche proposée améliore l'état et la surveillance du processus, et donne une évaluation de la qualité globale.

Nous pensons que le travail présenté dans cette thèse ouvre de nouvelles perspectives selon les principaux axes suivants:

- L'application de ces méthodes de diagnostic sur d'autres types de défauts.
- La combinaison de ces méthodes entre elles ou avec d'autres méthodes pour améliorer les performances du diagnostic des défauts.
- La mise en œuvre pratique des différentes méthodes proposées.

Bibliographie

- [1] M. R. Zemouri, “ Contribution à la surveillance des systèmes de production à l’aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la maintenance,” Thèse de Doctorat, Université de Franche-Comté, 2003.
- [2] K. Manabu, Y. Nakagawa, “Data-based process monitoring, process control, and quality improvement: recent development and applications in steel industry,” *Computer Chemical Engineering*, Vol. 32, pp.12–24, 2008.
- [3] T. Kourti, P. Nomikos, J. F. MacGregor, “Analysis, monitoring and fault diagnosis of batch processes using multiblock and multiway,” *Journal of Process Control*, Vol. 5, pp. 277-278, 1995.
- [4] S. Bouhouche, M. Lahreche, A. Moussaoui, J. Bast, “Quality monitoring using principal component analysis and fuzzy logic, Application in continuous casting process,” *American Journal of Applied Sciences*, Vol. 4, pp. 637–644, 2007.
- [5] S. Bouhouche, Y. Laib laksir, A. Moussaoui, J. Bast. “Breakout Detection and Diagnosis in Continuous Casting Process Using Unsupervised Neural Network Based Self Organisation Map’, *International Conference on NDT and Metal Industry*, IC-NDT-MI’08, Annaba, Algeria.
- [6] H. F. Ng, “Automatic Thresholding for Defect Detection,” *Pattern Recognition Letters*, Vol 27: 1644- 1649, 2006.
- [7] L. H. Chiang, E. L. Russell, R. D. Braatz, “ *Fault detection and diagnosis in industrial systems* ,” 2nd edition, Springer, London Berlin Heidelberg, 2001.
- [8] L. Zuoyong, L. Chuancail , L. Guanghai , C. Yong, Y. Xibei , Z. Cairong, “A novel statistical image thresholding method,” *International Journal of Electronics and Communication (AEU)*, Vol. 64, pp. 1137–1147, 2010.
- [9] Y. Laib Leksir, H. Bendjama, A. Allag, M. Mansour, R. Draï, “Application of wavelets analysis to noisy image,” *3rd international conference, From scientific computing to computational engineering*, 3rd IC-SCCE, Athens, Greece, 2008.
- [10] Y. Laib Leksir, H. Bendjama, A. Allag, “X-Ray image restoration in the wavelet domain,” *World Congress on Engineering, Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, pp. 731-733, Newswood Limited, London, U.K, 2007.
- [11] L. O. David, D. Dursun, “*Advanced Data Mining Techniques*”, Springer, 2008.
- [12] L. Min, C. Degang, W. Cheng, L. Hongxing, “Fuzzy reasoning based on a new fuzzy rough set and its application to scheduling problems,” *Journal Computers & Mathematics with Applications*, Vol. 51, pp. 1507-1518, 2006.
- [13] S. Bouhouche, Z. Mentouri, H. Meradi, Y. Laib dit Leksir, “Combined use of Support Vector Regression and Monte Carlo Simulation in Quality and Process Control calibration, ” *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, Istanbul, Turkey, 2012.
- [14] S. Dash, V. Venkatasubramanian, “Challenges in the industrial applications of fault diagnostic systems,” *Computers and chemical engineering*, Elsevier, Vol. 24, pp 785-791, 2000.
- [15] G. Biswas, M. O. Cordier, J. Lunze, L. Trave-Massuyes, M. Starosweicki, Diagnosis of complex systems : Bridging the methodologies of the FDI and DX communities, ” *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics-Part B: Cybernetics*, Vol. 34, No. 5, pp 2159-2162, 2004.
- [16] D. M. Himmelblau, “ Fault diagnosis in chemical and petrochemical process, ” *Elsevier Predd*, Amsterdam, 1978.
- [17] D. D. Mylaraswamy, “ A blackboard-based, distributed, multi-expert environment for abnormal situation management ”, PHD Thesis, School of chemical engineering, Purdue University, USA, 1996.

- [18] V. Venkatasubramanian, S. N. Kavuri, R. Rengaswamy, "A review of process fault diagnosis," CIPAC Technical report, Department of Chemical Engineering, Purdue University, USA, 1995.
- [19] T. Kempowsky, "Surveillance de procédés à base de méthodes de classification: Conception d'un outil d'aide pour la détection et le diagnostic des défaillances", Thèse de Doctorat, INSA, Toulouse, France, 2004.
- [20] M. R. Zemouri, "Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance," Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté, 2003.
- [21] B. Dubuisson, "Diagnostic et reconnaissance des formes," Editions Hermès, Paris 1990.
- [22] M. Combacau, "industrie manufacturière," Thèse de doctorat, Université de Lille, 1992.
- [23] G. Zwingelstein, "Diagnostic des défaillances : Théorie et pratique pour les systèmes industriels," Edition Hermès, 1995.
- [24] D. Lefebvre, "Contribution à la modélisation des systèmes dynamiques à événements discrets pour la commande et la surveillance," Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Franche Comté, France, 2000.
- [25] Afnor, "Maintenance - concepts et définitions des activités de maintenance," norme NF x 60-010. Association Française de Normalisation, 28, 1994.
- [26] A. Hocine, "Estimation d'état et diagnostic de systèmes à commutation par filtrage multi-modèle," thèse de Doctorat, INP de Lorraine, France, 2006.
- [27] S. Benisaad, "Cours maintenance industrielle," TEC 336, website : <http://www.unc.edu.dz/vf/images/cours/maintenance-industrielle>, consulté le 05 Aout 2012.
- [28] J. M. Auberville, "Maintenance industrielle : de l'entretien de base à l'optimisation de la sûreté," Edition Ellipses, Collection Génie Industriel, 2004.
- [29] M. Didier, "Module Surveillance des processus," INP de Lorraine, Université Henri Poincaré - Nancy 1, France, 2005.
- [30] Afnor X 60-010, "Maintenance industrielle," Fonction maintenance,
- [31] V. Venkatasubramanian, R. Rengaswamy, S. Kavuri, K. Yin, "A review of process fault detection and diagnosis. Part III: Process history based methods," *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 27, No 3, pp. 327- 346, 2003.
- [32] G. Zwingelstein, "Diagnostic des défaillances," Paris : Editions Hermès, 1995.
- [33] R. Isermann, "Supervision, fault detection and fault diagnosis methods-an introduction," *Control Engineering Practice*, Vol. 5, No 5, pp. 639-652, 1997.
- [34] J. Gertler, "Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems," Marcel Dekker, New York, 1998.
- [35] P. M. Frank, J. Wunnenberg, "Robust fault diagnosis using unknown input observer schemes", Prentice Hall, London, 1989.
- [36] R. Isermann, "Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing," *Automatica*, Vol. 29, No 4, pp. 815-835, 1993
- [37] S. Rajakarunakaran, P. Venkumar, D. Devaraj, K. Surya Prakasa Rao, "Artificial neural network approach for fault detection in rotary system," *Applied Soft Computing*, Vol. 8, pp. 740-748, 2008.
- [38] L. Trave-Massuyes, P. Dague, F. Guerrin, "Le raisonnement qualitatif pour les sciences de l'ingénieur," Hermes, Paris, 1997.
- [39] L. Trave-Massuyes, R. Milne, "Tigertm: gas turbines condition monitoring using qualitative model based diagnosis," *IEEE Expert. Intelligent systems & their applications*, Vol. 12, No 3, pp. 22-31, 1997.
- [40] T. Escobet, L. Trave-Massuyes, S. Tornil, J. Quevedo, "Fault detection of a gas turbine fuel actuator based on qualitative causal models," *European Control Conference*, Porto, Portugal, pp. 2741-2746, 2001.
- [41] P. Dague, "Théorie logique du diagnostic à base de modèles," Edition Hermès, Paris, 2001.
- [42] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and control*, Vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [43] H. Boubertakh, "Contribution à l'optimisation par algorithmes évolutionnaires des contrôleurs flous," Thèse de doctorat en sciences, ENP-El-Harrach, Alger, 2009.
- [44] R. R. Yager, D. P. Filev, "Essential of fuzzy modeling and control," John Wiley & Sons Inc, 1994.

- [45] E. H. Mamdani, "Application of Fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis," *IEEE Trans computers*, Vol. 26, no. 12, pp. 1182-1191, 1977.
- [46] R. Ben abdenmour, P. Borne, M. Ksouri, F. M'salhi, "*Identification et commande numérique des procédés industriels*," Editions Technip, 2001.
- [47] J. Aguilar-Martin, "Knowledge-based supervision and diagnosis of complex process," *IEEE International Symposium on Intelligent Control, Intelligent Systems and Semiotics*, Cambridge, USA, pp. 225-230, 1999.
- [48] J. N. Chatain, "*Diagnostic par systèmes experts*," Hermes, Paris, 1993.
- [49] G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, "Apprentissage statistique : Réseaux de neurones, Cartes topologiques, Machines à vecteurs supports," Edition Eyrolles, 2006.
- [50] S. J. Qin, "Statistical process monitoring: basics and beyond," *Journal of Chemometrics*, vol. 17, no 8-9, 2003, p. 480-502.
- [51] B. Mnassri, "Diagnostic de Défauts par Analyse en Composantes Principales," *Sixième Journées des Doctorants du LSIS*, 2009.
- [52] S. Wang, F. Xiao, "Detection and diagnosis of AHU sensor faults using principal component analysis method," *Energy Conversion and Management*, Vol. 45, pp. 2667-2686, 2004.
- [53] T. He, W. R. Xie, Q. H. Wu, T. L. Shi, "Process fault detection and diagnosis based on principal component analysis," *Proceedings IEEE of the Fifth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Dalian, 2006.
- [54] Z. Du, X. Jin, "Detection and diagnosis for multiple faults in VAV systems," *Energy and Buildings*, Vol. 39, pp. 923-934, 2007.
- [55] S. Verboven, M. Hubert, "Libra: a MATLAB Library for Robust Analysis," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 75, no 2, 2005, p. 127-136
- [56] M. Hubert, P. J. Rousseeuw, K. V. Branden, "ROBPCA : A New Approach to Robust Principal Component Analysis," *Technometrics*, vol. 47, no 1, 2005, pp. 64-79.
- [57] S. Engelen, M. Hubert, B. K. Vanden, "A Comparison of Three Procedures for Robust PCA in High Dimensions," *Austrian Journal of Statistics*, vol. 34, no 2, 2005,
- [58] H. Mingjie, H. Yuzhu, L. Jianhong, "Fault Diagnosis Method Based on LSA and SVM," *Information Engineering and Computer Science*, pp 1-4, 2009.
- [59] V. Vapnik, "*The nature of statistical learning Theory*," Springer Verlag, New York, 1995.
- [60] T. Guernine, "Classification hiérarchique floue basée sur le SVM et son application pour la categorization des documents," Thèse de Doctorat, Université de Sherbrooke, 2010.
- [61] M. Naar Samuel, "Évaluation non destructive du béton par mesures de résistivité électrique et thermographie infrarouge passive," Thèse de Doctorat, Université Bordeaux 1, 2006.
- [62] Agati. P, Mattera. N, "*Mécanique appliquée; Résistance des matériaux, Mécanique des fluides, Thermodynamique*," Edition Dunod. 1996.
- [63] Flir Systems, "*AB Guide de l'imagerie thermique pour les applications industrielles*," 2011.
- [64] G. Gaussorgues, "*La thermographie infrarouge principes – technologies – applications*," Technique et Documentation, Edition Lavoisier, Paris, 4^{ème} édition, 1999.
- [65] C. Ibarra-Castanedo, "Quantitative subsurface defect evaluation by pulsed phase thermography: depth retrieval with the phase," PhD. thesis, Laval University, 2005.
- [66] Infrared Training Centre, Documentation sur la thermographie infrarouge, formation de deux jours en thermographie infrarouge, 2010.
- [67] La thermographie infrarouge en maintenance prédictive cas du Centre hospitalier Saint-Joseph-Espérance, Institut wallon asbl, éditeur Ministère de la Région wallonne, DGTRE – Service de l'Energie, consulter en 2011
- [68] D 19, "*Document Technique - Thermographie infrarouge – Contrôle des installations électriques*," APSAD - CNPP Entreprise, 2002.
- [69] D. Pajani, "*La thermographie infrarouge*," Techniques de l'ingénieur, Traité Mesures et Contrôles. R 2740 et R 2741, 1996.
- [70] M. Larget, "Contribution à l'évaluation de la dégradation du béton: thermographie infrarouge et couplage de techniques," Thèse de Doctorat, université Bordeaux, 2011.
- [71] Flir systems AB, "documentation du logiciel ThermaCAM Researcher ver 2.9," copyright © 1997-2007.

- [72] P. Hervé, “*Mesure de l'émissivité thermique,*” Techniques de l'Ingénieur, traité Mesures et Contrôle. R 2 737.
- [73] D. Majcherczak, “Etude thermique d'un contact glissant : approche numérique et expérimentale application au freinage,” thèse de doctorat, Université de Lille I, 2003.
- [74] S. Mattei, “Rayonnement thermique des matériaux opaques,” Techniques de l'Ingénieur, BE 8 210, 2005
- [75] D. Pajani, “*Mesure par thermographie infrarouge,*” ADD Editeur, 1989.
- [76] V. Prodjinonto, “Contribution à l'économie d'énergie dans le bâtiment : mesure de capacité de stockage dynamique d'une paroi,” Thèse de Doctorat, Université Bordeaux 1, 2011.
- [77] P. L. Foulter, “La thermographie, une aide à la maintenance,” *Journées d'Etudes de thermographie instrumentale et industrielle*, Thermogram' 2001, 2001.
- [78] D. Pajani, “Les thermographies, technique et système,” *Journées d'Etudes de thermographie instrumentale et industrielle*, Thermogram' 2001, 2001.
- [79] W. Minkina S. Dudzik, “*Infrared Thermography, errors and uncertainties*”, John Wiley & Sons, Ltd, 2009
- [80] N. Nacereddine, L. Hamami, D. Ziou, “Thresholding Techniques and their Performance Evaluation for Weld Defect Detection in Radiographic Testing,” *Machine Graphics & Vision*, vol. 15, n 3/4, pp. 557–566, 2006.
- [81] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, “Digital Image Processing,” Addison-Wesley Publishing Company, 1993.
- [82] **Y. Laib dit Leksir**, S. Bouhouche, M.S. Boucherit, “Automatic diagnosis of iron and steel equipment using infrared thermography,” *11th Quantitative infrared thermography*, QIRT 2012, Naples, Italie, 2012.
- [83] M. Sezgin, B. Sankur, “Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation,” *Journal of Electronic imaging*, Vol. 13(1), pp. 146–165, 2004.
- [84] S.U. Lee, S.Y. Chung, R.H. Park, “A Comparative Performance Study of Several Global Thresholding Techniques for Segmentation,” *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 52, pp. 171-190, 1990.
- [85] **Y. Laib Leksir**, H. Bendjama, S. Bouhouche, A. Balaska, “detection of defects in infrared thermal images using the gradient vector flow active contour,” *the 39th international conference NDE for safety, Defektoskopie 2009*, Prague, République Tchèque, 2009.
- [86] H. Kaplan, “Practical Applications of Infrared Thermal Sensing and Imaging Equipment”, *SPIE, Optical Engineering Press*, 1993.
- [87] X. P. V. Maldague, “*Theory and Practice of Infrared Technology for Nondestructive Testing,*” John Wiley & Sons, Inc, (2001).
- [88] P. Bolon, J.M. Chassery, J. P. Cocquerez, D. Demigny, C. Graffigne, A. Montanvert, S. Philipp, R. Zeboudj, J. Zeburia, “*Analyse d'image: filtrage et segmentation,*” édition Masson, Paris, 1995.
- [89] N. Nacereddine, “Segmentation d'images par Approches Statistiques et Recherche d'images par le Contenu. Application aux images radiographiques de soudures”, Thèse de Doctorat ENP, 2011.
- [90] N. Otsu, “A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC, Vol. 9(1): 62-66, 1979.
- [91] J. Kittler, J. Illingworth, “Minimum Error Thresholding,” *Pattern Recognition*, Vol. 19: 41-47, 1986.
- [92] J. Kittler, J. Illingworth, “On Threshold Selection using Clustering Criteria,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 15(5): 652-655, 1985.
- [93] F. Shafait, D. Keysers, T.M. Breuel, “Efficient implementation of local adaptive thresholding techniques using integral images”, *Document Recognition and Retrieval XV*, Proc. SPIE, 6815, San Jose, CA, 2008.
- [94] W. Niblack, “*Introduction to digital image processing,*” Prentice Hall, 1986.
- [95] J. C. Bezdek, “*Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*”, Plenum Press, New York, 1981.

-
- [96] C. G. Bhattacharya, "A simple method of resolution of a distribution into gaussian components. Biometrics," Vol.23, pp. 115-135, 1967.
- [97] H. B. Walter, G. Kropatsch, "Fuzzy curve pyramid, *International Conference on Pattern Recognition*," pp. 505-509, 1994.
- [98] M. Bister, J. Cornelis, and A. Rosenfeld. "A critical view of pyramid segmentation algorithms," *Pattern Recognition Letters*, 11, Vol, 9, pp. 605-617, 1990.
- [99] A. Blake, A. Zisserman, "*Visual reconstruction*", MIT Press, Cambridge, MA, 1987.
- [100] R. P. Blanford, S. L. Tanimoto, "Bright-spot detection in pyramids, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol.43:133{149, 1988.
- [101] I. Bloch, H. Maitre, "Fuzzy mathematical morphologies: a comparative study", *Pattern Recognition*, Vol. 28, 9, pp.1341-1387, 1995.
- [102] N. Boujemaa, G. Stamon, A. Galalowicz, "Modélisation floue pour la segmentation d'images", *In Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, Paris, France, pp. 163-173, 1994.
- [103] P.J. Burt, "Fast filter transforms for image processing," *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 16, pp. 20-51, 1981.
- [104] E. Levrat, "Application de la théorie des ensembles flous à l'amélioration et à la segmentation d'images monochromes," Thèse de doctorat, Université Nancy I, 1989.
- [105] Y.J. Zhang, "A survey on evaluation methods for image segmentation," *Pattern Recognition* 29(8), 1996.
- [106] W. A. Yasnoff, J.K. Mui, J.W. Bacus, "Error measures for scene segmentation", *Pattern Recognition* 9, pp. 217-231, 1977.
- [107] M.D. Levine, A. M. Nazif, "Dynamic measurement of computer generated image segmentations," *IEEE Trans, PAMI* 7, pp. 155-164, 1985.
- [108] P. Octavian, L. Artur, R. Helena, "Weld Testing Using Eddy Current Probes and Image Processing", *XIX IMEKO World Congress, Fundamental and Applied Metrology*, 2009.
- [109] J. Ruisz, J. Biber, L. Mario, "Quality evaluation in resistance spot welding by analysing the weld fingerprint on metal bands by computer vision", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 33, pp. 952-960, 2007.
- [110] M. Speka, S. Matteï, M. Pilloz, M. Ilie, "The infrared thermography control of the laser welding of amorphous polymers," *NDT&E International*, 41, 2008, pp. 178-183.
- [111] J. Shao, Y. Yan, "Review of techniques for On-line Monitoring and Inspection of Laser Welding," *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 15, pp. 101-107, 2005.
- [112] Y.S. Tarng, S.C. Juang, C.H. Chang, "The use of grey-based Taguchi methods to determine submerged arc welding process parameters in hard facing," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 128, pp. 1-6, 2002.
- [113] A. Bzymek, A. Czuprynski, M. Fidali, W. Jamrozik, A. Timofiejczuk, "Analysis of images recorded during welding processes," *9th International Conference on Quantitative InfraRed Thermography*, Krakow, Poland, 2008.
- [114] D. Rehfeldt, T. Polte, "Three systems for process monitoring, process analysis and quality determination in arc welding," *Proceeding of International Conference on Joining of Materials*, pp. 277-283, 1999.
- [115] M. Julio, F. G. Daniel, C. G. Juan, J. S. Francisco, "Real-Time Testing of Steel Strip Welds based on Bayesian Decision Theory," *World Academy of Science, Engineering Technology*, pp. 50-55, 2005.
- [116] J. Edwin Raja Dhas, "Neuro hybrid model to predict weld bead width in submerged arc welding process," *Journal of scientific industrial research*, Vol. 69, pp. 350-355, 2010.
- [117] C. S. WU, T. Polte, D. Rehfeldt, "A Fuzzy Logic System for Process Monitoring and Quality Evaluation in GMAW," *Welding Research Supplement*, pp. 33-38, 2001.
- [118] O. Marjanovic, B. Lennox, D. Sandoz, K. Smith, M. Crofts, "Real-time monitoring of an industrial batch process," *Computers Chemical Engineering*, Vol. 30, pp. 1476 -1481, 2006.
- [119] Y. Zhang, M. S. Dudzic, "Industrial application of multivariate SPC to continuous caster start-up operations for breakout prevention," *Control Engineering Practice*, 14, 2006, pp. 1357-1375.
- [120] L. Dukman, C.H. Moon, S.C. Moon, H.D. Park, "Development of healing control technology for reducing breakout in thin slab casters," *Control Engineering Practice*, Vol. 17, pp. 3-13, 2009.
-

- [121] S. Bouhouche, **Y. Laib leksir**, H. Sissaoui, J. Bast, "Evaluation using online support-vector-machines and fuzzy reasoning, Application to condition monitoring of speeds rolling process," *Control Engineering Practice journal*, Vol. 18, pp. 1060–1068, 2010.
- [122] H. Yang, L. Chan, I. King, "Support Vector Machine Regression for Volatile Stock Market Prediction," *IDEAL NCS*, 24412, pp. 391-396, 2002.
- [123] B. J. Chen, M. W. Chang, C. J. Lin, "Load Forecasting Using Support Vector Machines A Study on EUNITE," *Competition report for EUNITE competition for Smart Adaptive System*, 2001.
- [124] M. Guy, "Soudage et soudabilité métallurgique des métaux," *traité Matériaux métalliques*, Techniques de l'Ingénieur, M 715.
- [125] O. Grong, "*Metallurgical Modelling of Welding, Materials modelling series*," second edition, 1997.
- [126] S. Karaoglu, A. Secgin, "Sensitivity analysis of submerged arc welding process parameters," *journal of materials processing technology*, Vol. 202, pp. 500–507, 2008.
- [127] Flir systems AB, "*User's manual FLIR ThermoCAM A40*," copyright © 1997-2007.
- [128] S. Bouhouche, "Contribution à la modélisation et à l'optimisation des processus industriels. Applications aux Processus sidérurgique," Thèse de Doctorat, ENP El-Harrach, 2005.
- [129] T. Kempowsky, "Surveillance de procédés à base de méthodes de classification: Conception d'un outil d'aide pour la détection et le diagnostic des défaillances," Thèse de Doctorat, INSA, Toulouse, France, 2004.
- [130] **Y. Laib dit Leksir**, S. Bouhouche, M. S. Boucherit, J. Bast, "Adaptive Support Vector Machine – Based Surface Quality Evaluation and Temperature Monitoring. Application to Billet Continuous Casting Process," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, DOI 10.1007/s00170-012-4631-0, 2012
- [131] K. Tabalaiev, "Etude de la structure et des propriétés de l'acier à béton après déformation à froid," Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Lyon, 2010.
- [132] **Y. Laib dit Leksir**, S. Bouhouche, M. S. Boucherit, M. Mansour, "Welding Quality Evaluation Using Residual – Based Reference Temperature Distribution Model and Fuzzy Reasoning," *The Mediterranean Journal of Measurement and Control*, Vol.8, No.2, pp. 390-396, 2012.
- [133] T. D. Xuan, R. Srinivasan, "Online monitoring of multi-phase batch processes using phase-based multivariate statistical process Control," *Computer Chemical engineering*, Vol. 32, pp. 230–243, 2008.
- [134] P. Kadlec, B. Gabrys, S. Strandt, "Data-driven soft sensors in the process industry," *Computer Chemical Engineering*, Vol. 33, pp. 795–814, 2009.
- [135] J. Vesanto, "Using SOM in data mining," Licentiate thesis, Helsinki University of Technology, 2000.
- [136] T. Kohonen, "*Self-organizing maps*," Springer, Heidelberg, 2001.
- [137] **Y. Laib dit Leksir**, S. Bouhouche, M.S. Boucherit, "Infrared Thermal Image Segmentation Using Thresholding Methods," *4th International Conference on Experiments/ Process/System Modeling/ Simulation/Optimization*, 4th IC-EpsMsO, Athens, Greece, 2011.
- [138] L. Dukman, C. H. Moon, S. C. Moon, H. D. Park, "Development of healing control technology for reducing breakout in thin slab casters," *Control Engineering Practice*, Vol. 17, pp.3–13, 2009.
- [139] F. Costes, "Modélisation thermomécanique tridimensionnelle par éléments finis de la coulée continue d'aciers," Thèse de Doctorat, Ecole des Mines de Paris, 2004.
- [140] S. Bouhouche, "Contribution to quality and process optimisation in continuous casting using mathematical modelling," Phd thesis, Technischen Universität Bergakademie, Freiberg, 2002.
- [141] M. El-Bealy, N. Leskinen, H. Fredriksson, "Simulation of cooling conditions in secondary cooling zones in continuous casting process," *Ironmaking and Steelmaking*, Vol. 22(3), pp. 246, 1995.
- [142] B. Holger, "Computer simulation thermischer und mechanischer Vorgänge beim Brammenstranggießen von Stah l," Dissertation Dr-Ing, No. 94.10186/3, Bergakademie Freiberg, 1994.
- [143] W. Biao, J.I. Zhen-ping, L. I.U. Wen-hong, M.A. Jiao-cheng, Z. XIE, "Application of hot strength and ductility test to optimization of secondary cooling system in billet continuous casting process," *Journal of Iron Steel Research International*, Vol. 15 (4), pp. 16-20, 2008.

-
- [144] K. Sigeru, "On the secondary cooling control technology for the continuous casting-direct rolling processes," *Nippon Steel Technical Report*, Vol. 23, pp. 69, 1984.
- [145] J. Bast, S. Bouhouche, "Mathematische Modellierung einer Strangießanlage Freiberg," *Forschungshefte Automatisierung in der Montanindustrie*, Freiberg, Germany, A839, 37, 1997.
- [146] C. Ji, M. Zhu, X. Cao, S. Luo, "Research and application of soft reduction amount online calculation model for bloom continuous casting process," *International Journal on Advanced Manufacturing Technology*, Proceeding METEC2011, Dusseldorf, 2011.
- [147] M. Raclefsky, L. Válek, "Metal level behaviour in continuous casting tundishes," *Proceeding METEC2011*, Dusseldorf, 2011.
- [148] C. Barlocco, "Projet d'un système d'automatisation du refroidissement secondaire en coulée continue," *Révue de Métallurgie*, CIT 12:947, 1983.
- [149] K. Harste, "Process control and strand condition monitoring at Dillinger Hüttenwerke," *Révue de Métallurgie*, CIT 4:1241, 1996.
- [150] T. Lamp, H. Köchner, "Optical monitoring of initial solidification in a billet continuous casting mould," *Proceeding METEC2011*, Dusseldorf, 2011.
- [151] I. K. Craig, F. R. Camisani-Calzolari, P. C. Pistorius, "A contemplative stance on the automation of continuous casting in steel processing," *Control Engineering Practice*, Vol. 9, pp. 1013–1020, 2001.
- [152] A. Faggian, P. Facco, F. Doplicher, F. Bezzo, M. Barolo, "Multivariate statistical real-time monitoring of an industrial fedbatch process for the production of specialty chemicals," *Chemical Engineering Research Design*, vol. 87, pp. 325–334, 2009.
- [153] V. Ceperic, G. Gielen, "A Baric Sparse multikernel support vector regression machines trained by active learning," *Expert Systems Application*, Vol. 39, pp.11029-11035, 2012.
- [154] M. Z. Z. Li, W. Li, "Study on least squares support vector machines algorithm and its application," *Proceedings of the 17th IEEE International Conference on tools with artificial intelligence*, pp. 1082–3409, 2005.
- [155] K. Desai, Y. Badhe, S.S. Tambe, B.D. Kulkarni, "Soft sensor development for fed batch bioreactors using support vector regression," *Biochemical Engineering Journal*, Vol. 27(3), pp. 225–239, 2006.
- [156] M. Haag, "Autocorrelation of random processes," <http://cnx.org/content/m10676/latest/>, Consulter le 10 Avril 2010.

ملخص

درجة حرارة الآلات والمنتجات عبارة عن عامل يمثل إما الحالة الصحية أو حالة التشغيل الخاصة بهذه الأخيرة. متابعة هذا العامل تمكن الباحثين من معرفة معلومات كثيرة في عدة مجالات تقنية. لتوفير متطلبات كشف وتشخيص الأعطاب، الأعمال المدرجة في هذه الدراسة أسست على التحليل باستعمال التصوير الحراري بتقنية الأشعة تحت الحمراء التي تسمح باستغلال الخاصية السابقة و التي تلعب دور كبير في حماية الآلات و جودة المنتج. الهدف المرجو من هذه الدراسة هو إدراج تقنيات نمطية و تصويرية متطورة للكشف عن الأعطاب مؤسسه على تقنيات ضبابية و إحصائية والتي تستغل معطيات متحصل عليها من التفقيش بالتصوير الحراري باستعمال كاميرا حرارية.

كلمات مفتاحية : كشف وتشخيص الأعطاب، حماية الآلات، جودة المنتج، التصوير الحراري بتقنية الأشعة تحت الحمراء، تقنيات ضبابية و إحصائية.

Résumé

La température des équipements et des produits est un facteur représentatif soit de leur état de santé, soit de leur état de fonctionnement. C'est un facteur dont le suivi peut renseigner les chercheurs dans de nombreux domaines techniques. Afin de satisfaire les besoins de la détection et du diagnostic des défauts. Les travaux présentés dans cette thèse sont basés sur l'analyse par thermographie infrarouge, ce qui permet de tirer profit de cette caractéristique primordiale dans la sécurité des processus et de la qualité des produits. L'objectif de cette étude consiste à introduire les techniques de modélisation et de visualisation avancées des défauts, basées particulièrement sur les techniques floues et statistiques en se servant de données issues des inspections faites par imagerie thermique avec une caméra infrarouge.

Mots clés : Détection et diagnostic des défauts, sécurité des processus, qualité du produit, thermographie infrarouge, techniques floues et statistiques.

Abstract

Temperature of equipments and products is a factor representing either their health or their operating condition. This monitoring parameter can inform researchers in many technical fields. In order to satisfy the needs of diagnostic and fault detection, the works presented in this thesis were based on infrared thermography analysis, which is very important for process safety and quality products. The objective of this study is to introduce advanced modeling and visualization techniques of defects, particularly based on fuzzy and statistical techniques using infrared thermography inspection data captured with an infrared camera.

Key words: Fault detection and diagnosis, product quality, infrared thermography, fuzzy and statistical techniques