

THESE

En vue de l'obtention du : **DOCTORAT D'ETAT**

Structure de Recherche : Unité de Formation et de Recherche en
Automatique et Technologies de l'Information (UFR-ATI)

Discipline : Physique

Spécialité : Automatique et Technologies de l'Information

**Contribution à la modélisation et l'analyse multi-résolution d'images
infrarouges - application au contrôle non destructif par la méthode flash
thermique transitoire en mode transmission**

Présentée et soutenue le: 12/05/2018

Par :
Ahmed KABOURI

JURY

Mr. Mohamed KHALFAOUI	PES	Directeur du Centre National pour la Recherche Scientifique et Technique - Rabat	Président
Mr. Mohamed JEDRA	PES	Faculté des Sciences, Université Mohammed V, Rabat	Rapporteur
Mr. Hilal DRISSI LAHSINI	PES	Ecole Supérieure de Technologie de Salé, Université Mohammed V, Rabat	Rapporteur
Mr. Azeddine MOUHSEN	PES	Faculté des Sciences et Techniques, Université Hassan I Settat	Rapporteur
Mr. Mohamed HALOUA	PES	Ecole Mohammadia d'Ingénieurs, Université Mohammed V, Rabat	Examineur
Mr. Ameer HAOUARI	PES	Faculté des Sciences, Université Mohammed V, Rabat	Examineur
Mr. Abdelhamid KHABBAZI	PES	Ecole Supérieure de Technologie de Salé, Université Mohammed V, Rabat	Examineur
Mr. Hussein YOULAL	PES	Faculté des Sciences, Université Mohammed V, Rabat	Directeur de recherche

Année Universitaire : 2017/2018

AVANT-PROPOS

Le travail présenté dans cette thèse a été effectué au sein de l'Unité de Formation et de Recherche en Automatique et Technologies de l'Information (UFR-ATI) à la Faculté des Sciences de Rabat dans le domaine du traitement avancé d'images numériques et ses applications pour son volet théorique, et au sein de l'équipe EMDD de EST- Salé pour son volet pratique.

Voici sûrement la partie la plus difficile de cette thèse, à savoir trouver assez de terminologies appropriées, pour pouvoir adresser mes chaleureux remerciements à mon Directeur de thèse, Monsieur **Hussein YOULAL**, Professeur à la Faculté des Sciences de Rabat. Tous les mots ne sauraient exprimer ma sincère gratitude, mon respect et ma reconnaissance pour la qualité de son encadrement, la pertinence de ses conseils judicieux ainsi que ses suggestions constructives qui ont toujours contribué à alimenter mes réflexions. Je n'oublierai jamais cet environnement de recherche durant ces longues séances de travail dans son bureau et devant son ordinateur. Ce fut vraiment un grand honneur pour moi d'avoir l'opportunité de travailler à côté d'une personne qui possède de précieuses compétences scientifiques et des qualités humaines exceptionnelles.

Je tiens à remercier tout particulièrement Monsieur le Professeur **Mohamed KHALFAOUI**, Directeur du Centre National pour la Recherche Scientifique et Technique pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury de ma thèse et avoir dégagé le temps, malgré ses responsabilités et son emploi du temps chargé. Qu'il trouve ici l'expression de mon profond respect et ma sincère gratitude.

Je tiens également à remercier Monsieur **Mohamed JEDRA**, Professeur à la Faculté des Sciences de Rabat, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de juger ce travail et d'en être rapporteur et avoir dégagé le temps pour examiner en profondeur ce travail. Je le remercie également pour ces conseils précieux qui ont indéniablement contribué à l'amélioration de la qualité de cette thèse.

J'exprime ma profonde gratitude à Monsieur **Hilal DRISSI LAHSINI**, Professeur à l'Ecole Supérieure de Technologie de Salé, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant d'être membre du jury et rapporteur de ce travail. Je le remercie également pour le regard apporté aux résultats de cette thèse et pour la grande attention qu'il a toujours portée à l'avancement de mon travail.

J'exprime ma profonde reconnaissance à Monsieur **Azeddine MOUHSEN**, Professeur à la Faculté des Sciences et Techniques de Settat, qui malgré toutes ses responsabilités au sein de son établissement et ses engagements a bien voulu faire partie du jury de ma thèse en qualité de rapporteur ainsi que pour l'attention particulière et constante qu'il a portée à ce travail.

Je tiens à témoigner ma plus profonde reconnaissance et à exprimer mes remerciements les plus sincères à Monsieur **Mohamed HALOUA**, Professeur à l'Ecole Mohammadia d'Ingénieurs de Rabat, pour son soutien, ses encouragements, et son assistance à la mise en forme de ce manuscrit. Je le remercie vivement pour sa participation au jury en qualité d'examineur ainsi que pour l'attention particulière et constante qu'il a portée à mes travaux.

Je remercie sincèrement et vivement Monsieur **Ameur HAOUARI**, Professeur à la Faculté des Sciences de Rabat, d'avoir accepté de faire partie du jury de cette thèse en tant qu'examineur. Qu'il trouve ici ma sincère gratitude pour les précieux commentaires.

Il m'est particulièrement agréable d'exprimer ma plus sincère reconnaissance à Monsieur **Abdelhamid KHABBAZI**, Professeur à l'Ecole Supérieure de Technologie de Salé, pour son dévouement et sa collaboration et sa grande contribution à la réalisation des dispositifs expérimentaux, à l'élaboration du volet pratique de ce travail. Je le remercie profondément pour avoir accepté de faire partie de mon jury de cette thèse en tant qu'examineur et pour sa bonne humeur, ses précieux conseils et ses multiples encouragements qui resteront toujours gravés dans ma mémoire.

Enfin, je profite par le biais de ce rapport pour exprimer mes vifs remerciements à tous mes collègues de travail à l'EST de Salé qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

DEDICACES

A la mémoire de mon père

A ma chère mère en témoignage de reconnaissance

A mes trésors Mohamed Yassine, Taha et Othman

A ma femme

A toute ma famille

*A tous ceux qui me sont chers pour leur présence de
tous les instants et leurs soutiens,*

*Qu'ils reçoivent toute mon affection et ma
reconnaissance*

*Contribution à la modélisation et l'analyse multi résolution d'images
infrarouges - application au contrôle non destructif par la méthode flash
thermique transitoire en mode transmission*

RESUME :

Ce travail de recherche est une contribution aux techniques avancées de traitement et d'analyse multi-résolution d'images par transformée en ondelettes et à leur intégration au contrôle non destructif. La conception et la réalisation d'un système de détection des hétérogénéités dans les matériaux par la méthode flash thermique transitoire en mode transmission constituent son volet pratique. La mise en œuvre des algorithmes avancés de segmentation, débruitage et de classification sur les images infrarouges a permis d'augmenter le pouvoir de détection de défauts du système de CND expérimental et d'en améliorer nettement l'efficacité. La méthode thermographique adoptée opère selon deux modes de mesure de température locale (avec ou sans contact). Pour le mode avec contact, un capteur thermique surfacique composé d'une matrice de 7x7 thermocouples a été développé. La comparaison des champs thermiques de la diffusivité et du contraste maximal estimés à partir des thermogrammes locaux mesurés ont permis d'élaborer un système thermique de détection des défauts. Pour le mode sans contact, le capteur thermique utilisé est un imageur infrarouge haute résolution. L'utilisation du module maxima de la transformée en ondelettes MMTTO apporte davantage de précision et de clarté à la démarcation des défauts détectées en comparaison avec toutes les autres approches de segmentation étudiées. Une légère amélioration est aussi obtenue après débruitage des images thermiques. L'impact de ces traitements avancés sur le pouvoir et l'efficacité du CND par thermographie est clairement mis en évidence. Les perspectives restent attractives tant sur le plan théorique (version 3D, réduction de la complexité algorithmique, etc.) que sur le plan des extensions pratiques et des domaines d'applications.

Mots-clefs: *Analyse multi-résolution, Champ thermique, Contrôle non destructif, Méthode flash, Segmentation d'images infrarouges*

*Contribution to modeling and multi resolution analysis of infrared images -
application to non-destructive testing using the flash thermal transient
method in transmission mode*

ABSTRACT:

This research work is mainly a contribution to the advanced techniques of image processing and multi-resolution analysis using the wavelet transform and their integration in a non-destructive testing system. The practical fold concerns the design and realization of a detection system of heterogeneities in materials based on the transient flash method in transmission mode. The implementation of advanced algorithms for segmentation, de-noising and classification of thermal images increase the performance of the experimental NDT system for defects detection and improve clearly its efficiency. The selected thermo-graphic method operates in two modes for local temperature measurement (with contact or contactless). For the contact mode, we designed and realized a surface thermal sensor composed of a 7x7 thermocouples matrix. Comparison of the thermal fields of the diffusivity and the maximum contrast estimated from the measured local thermographs made it possible to elaborate a thermal system of detection of the defects. For the contactless mode, the used thermal sensor is a high-resolution infrared imager. The use of the Wavelet Transform Modulus Maxima (WTMM) brings more precision and clarity to the demarcation of detected defects compared to all other available segmentation approaches. A slight improvement is also obtained after de-noising the thermal images. The impact of the advanced processing on the capacity and efficiency of the thermo-graphic based NDT is clearly demonstrated. Attractive perspectives may concern the algorithmic issues (3D version, complexity reduction, etc.) and both the practical extensions and fields of applications.

Keywords: *Flash method, Infrared images segmentation, Multi-resolution analysis, Non-destructive testing, Thermal field*

RESUME ETENDU

Les travaux de recherche réalisés dans le cadre de cette thèse portent sur une thématique pluridisciplinaire dont le volet théorique concerne les techniques de modélisation et d'analyse multi-résolution en traitement d'images et le volet pratique celui du contrôle non destructif des matériaux en sciences de la thermo-physique. Plus précisément, celui de la détection de défauts dans les matériaux homogènes par thermographie.

Deux étapes de recherche complémentaires ont été poursuivies dans ce travail de thèse. La première est théorique, cible l'apport des techniques de modélisation et d'analyse multi-résolution par ondelettes aux images thermiques. La deuxième est pratique, concerne essentiellement l'adaptation de la méthode flash thermique transitoire en mode transmission à la détection des défauts dans les matériaux ainsi que le développement de dispositifs expérimentaux.

Cette application basée sur la méthode flash thermique transitoire en mode transmission, est motivée par plusieurs considérations interdépendantes. Outre l'intérêt et l'importance des récentes innovations techniques et technologiques sur le plan de la recherche scientifique académiques et industriels, ayant abouti à la normalisation entière de cette technique depuis 2007 selon les standards internationaux, on peut mentionner la mutualisation des équipements scientifiques et logistiques acquis récemment par notre établissement. De même, notre collaboration avec l'équipe Environnement, Matériaux et Développement Durable de l'EST-Salé, nous a permis de mettre en œuvre certains concepts théoriques et algorithmiques dans le but d'améliorer le pouvoir et l'efficacité du CND thermographique.

Par ailleurs, le principe de base de la méthode flash thermique consiste à exciter le matériau à contrôler sur sa face avant par un flux de chaleur de courte durée et réparti uniformément. La source d'échauffement utilise deux lampes flash à halogène. Les échantillons des matériaux à inspecter sont réalisés à partir du bois homogène où on a créé des défauts artificiels enterrés avec différentes profondeurs et de nature conductrice ou isolante. Ensuite, on a suivi simultanément l'évolution temporelle de la température locale en face arrière en utilisant deux modes de mesure avec contact et sans contact.

Dans le cas avec contact, nous avons réalisé un capteur thermique surfacique de quarante-neuf thermocouples de type K assemblés sous la forme de sept lignes par sept colonnes. Ce capteur qui constitue l'élément fondamental du dispositif expérimental, est mis en contact avec la face arrière de l'échantillon permettant la mesure simultanée de 49 thermogrammes locaux

pour un seul essai. Deux paramètres thermophysiques de la diffusivité et le contraste thermique maximal sont identifiés et utilisés afin de détecter la présence des hétérogénéités dans le matériau. Quant à l'identification du champ de la diffusivité thermique, nous avons mis en œuvre trois approches qui sont la modélisation de chaque phénomène de transfert de chaleur locale à l'aide de la méthode des quadripôles thermiques, la méthode des temps partiels et celle qui utilise un seul point de la demi-montée du thermogramme. Pour le contraste thermique maximal, tous les champs déterminés correspondent aux instants des élévations maximales des thermogrammes locaux mesurés. Tous les résultats expérimentaux obtenus montrent que la présence des défauts dans un matériau homogène est un facteur influençant sur l'estimation de ces paramètres thermophysiques. Cette influence est d'autant plus importante que les défauts sont plus profonds. En conséquence, nous avons déduit que cette technique peut nous permettre de dégager des informations importantes et précises sur l'homogénéité des matériaux et d'élaborer un système thermique du CND.

De l'autre côté, en ce qui concerne le mode sans contact, nous avons adopté le même principe de base de la méthode flash ainsi que les mêmes échantillons d'essai, mais le capteur de la chaîne de mesure de la température de surface est un imageur infrarouge haute résolution. Après l'excitation du flash, nous avons suivi l'évolution de la température de la face arrière jusqu'à qu'elle atteigne son maximum et par la suite on a enregistré quelques scènes thermiques qui reflètent l'état de température de surface.

Par ailleurs, dans le but d'améliorer le pouvoir de détection du CND à localiser, extraire et séparer les zones de défauts, nous avons fait intégrer des algorithmes avancés de traitement et d'analyse multi-résolution par transformée en ondelettes à la segmentation et le débruitage des images thermiques capturées. En effet, trois approches de segmentation les plus courantes en traitement d'images (détecteur de contours de Canny, classification par pixel utilisant une analyse d'histogramme ou la méthode des k-moyennes et croissance des régions), sont confrontées à la méthode des modules maxima de la transformée en ondelettes (MMTO). De plus, un débruitage par seuillage doux ou dur des coefficients de la transformée en ondelettes, a été introduit afin d'améliorer la qualité de détection. Tous les résultats expérimentaux obtenus, ont bien prouvé que la méthode des MMTO apporte plus de finesse et de clarté à la démarcation des zones détectées par comparaison avec toutes autres approches de segmentation. De plus, le débruitage rend les frontières des défauts plus lisses et moins fluctuantes. Ces traitements avancés ont considérablement amélioré le pouvoir et l'efficacité du CND par la méthode flash thermique transitoire en mode transmission.

Liste des publications

- A. Kabouri, A. Khabbazi and H. Youlal, ‘Applied multiresolution analysis to infrared images for defects detection in materials’, NDT and E International, Vol. 92, pp. 38–49, 2017, doi.org/10.1016/j.ndteint.2017.07.014
- A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal, and M. Janati-Idressi, ‘Local detection of defects in materials by thermal analysis – flash method’, The European Physical Journal Applied Physics (EPJ AP), Vol 74, (24615), 2015, doi.org/10.1051/epjap/2016150409
- A. Kabouri, A. Khabbazi and H. Youlal, ‘Analysis of a thermal system by contact for defect detection in homogeneous materials – Validation by infrared thermography’, Energy Procedia, Vol 139, pp. 67–72, 2017, doi.org/10.1016/j.egypro.2017.11.174
- A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal “Analysis of a thermal system by contact for defect detection in homogeneous materials” Acts of International conference ICoME 19-22 Mai 2015 – Tétouan - Maroc.
- A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal “Approche expérimentale d’analyse thermique locale par contact pour le contrôle non destructif” Actes du congrès SFT 26-29 Mai 2015 - La Rochelle - France.
- A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal ‘Estimation surfacique 2D de défauts dans les matériaux homogènes par analyse thermique locale avec contact’, 17^{èmes} Journées Internationales de Thermique (JITH 2015), Marseille-France, 28-30 octobre 2015.
- A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal ‘Contrôle non-destructif par segmentation d’images infrarouges’, 26^{ème} Colloque GRETSI-2017, Juan-Les-Pins, France, 5-8 Septembre 2017.
- A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal ‘Contribution à la caractérisation et à la détection des défauts dans les matériaux par analyse thermique avec contact’, 18^{èmes} Journées Internationales de Thermique (JITH 2017), Monastir-Tunisie, 25-27 octobre 2017.
- A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal, F.Z. Elwardi ‘Contribution à la détection des défauts dans les matériaux par analyse thermique surfacique’, Workshop : Mesure et Contrôle de la Température en Milieu Industriel, ENSEM-Casablanca, Maroc, 05 Juillet 2017,

TABLE DES MATIERES

LISTE DES ABREVIATIONS	V
LISTE DES FIGURES.....	VII
LISTE DES TABLEAUX	XI
INTRODUCTION GENERALE	1

CHAPITRE I

CONTROLE NON DESTRUCTIF - ETAT DE L'ART	9
--	----------

Sommaire du Chapitre I.....	11
------------------------------------	-----------

I.1 Introduction.....	12
------------------------------	-----------

I.2 Les types de défauts dans les matériaux	13
--	-----------

I.2.1 Les micro-défauts.....	13
------------------------------	----

I.2.2 Les macro-défauts :	14
---------------------------------	----

I.2.3 Les défauts des composites stratifiés	15
---	----

I.3 Le contrôle qualité non destructif : Principe et quelques conseils.....	17
--	-----------

I.4 Classifications des techniques du CND	18
--	-----------

I.4.1 Classification selon la position du capteur	18
---	----

I.4.2 Classification selon les phénomènes physiques mis en jeu	19
--	----

I.4.3 Classification selon les précautions de sécurité et de l'environnement.....	20
---	----

I.4.4. Choix optimal d'une méthode du CND.....	20
--	----

I.5 Normes, certification et qualification des opérateurs de CND	21
---	-----------

I.5.1 Harmonisation des normes des essais non destructifs	21
---	----

I.5.2 Qualification et certification du personnel pour les essais non destructifs	21
---	----

I.6 Les principes de base de certaines techniques de CND	24
---	-----------

I.6.1 Contrôle non destructif par procédés optiques	24
---	----

I.6.2 Contrôle non destructif par ressuage	25
--	----

I.6.3 Contrôle non destructif par émission acoustique.....	26
--	----

I.6.4 Contrôle non destructif par ultrasons	27
---	----

I.6.5 Contrôle non destructif par magnétoscopie	29
---	----

I.6.6 Contrôle non destructif par courants de Foucault.....	29
---	----

I.6.7 Contrôle non destructif par radiographie.....	30
---	----

I.6.8 Contrôle non destructif par tomographie.....	31
--	----

I.6.9 Contrôle non destructif par shearographie	32
---	----

I.6.10 Contrôle non destructif par thermographie	34
--	----

I.7. Synthèse	36
----------------------------	-----------

I.8. Conclusion	38
------------------------------	-----------

CHAPITRE II

METHODE FLASH THERMIQUE TRANSITOIRE POUR LA CARACTERISATION DES PROPRIETES THERMOPHYSIQUES DES MATERIAUX 41

Sommaire du Chapitre II.....	43
Nomenclature du Chapitre II.....	44
II.1 Introduction	45
II.2 Les techniques de mesure de la température de surface.....	46
II.2.1 Les notions de métrologie thermique.....	46
II.2.2 Notions de température de surface.....	46
II.2.3 Mesure par contact de la température de surface	47
II.2.4 Mesure sans contact de la température de surface : détecteurs infrarouges	49
II.3 Notions de bases de transferts de chaleur	50
II.3.1 Transfert par conduction	50
II.3.2 Transfert par rayonnement.....	51
II.3.3 Transfert par convection	51
II.3.4 Paramètres de base pour la caractérisation des propriétés thermophysiques	52
II.4 Evolution de la méthode flash thermique transitoire.....	53
II.4.1 Première méthode flash thermique de Parker	53
II.4.1.1 <i>Thermogramme de la face arrière</i>	55
II.4.1.2 <i>Thermogramme de la face avant</i>	56
II.4.2 Méthode flash thermique transitoire avec pertes	57
II.4.2.1 <i>Méthode des temps partiels</i>	57
II.4.2.2 <i>Méthode des moments partiels</i>	58
II.5 Modélisation de la méthode flash.....	59
II.5.1 Modélisation par la méthode des quadripôles	59
II.5.2 Estimation des paramètres du modèle par méthode inverse	62
II.5.3 Etude de la sensibilité	66
II.6 Synthèse : Méthode flash et CND	68
II.7 Conclusion.....	70

CHAPITRE III

METHODES DE SEGMENTATION D'IMAGES NUMERIQUES : CONCEPTS ET ASPECTS DE BASE 71

Sommaire du Chapitre III.....	73
Nomenclature du Chapitre III	74
III.1 Introduction.....	75
III.2 Segmentation d'image : Principe et critères.....	75
III.2.1 Principe et définition	75
III.2.2 Méthodes et critères de segmentation.....	77
III.3 Segmentation par détection de contour	78
III.3.1 Principe de base.....	79
III.3.2 Approches classiques de détection de contour	80
III.3.2.1 <i>Détecteurs de gradient</i>	80
III.3.2.2 <i>Détecteurs de contours de Roberts</i>	82

III.3.2.3 Détecteurs de contours de Sobel	83
III.3.2.4 Détecteurs de contours de Prewitt	84
III.3.2.5 Détecteurs de contours de Kirsh	84
III.3.3 Approches analytiques de détection de contour	85
III.3.3.1 Critères de Canny	85
III.3.3.2 Filtre de Deriche	87
III.4 Segmentation par classification des pixels.....	89
III.4.1 Méthodes de segmentation par seuillage	89
III.4.1.1 Méthodes de seuillage globale	90
III.4.1.1.1 Méthodes de seuillage globale non paramétriques.....	90
III.4.1.1.2 Méthodes de seuillage globale paramétriques.....	91
III.4.1.2 Méthodes de seuillage dynamique ou local.....	93
III.4.2. Segmentation par l'algorithme des K-moyennes.....	95
III.5 Segmentation par l'approche région.....	97
III.5.1 Segmentation par croissance de régions	98
III.5.2 Segmentation par division-fusion de régions	101
III.5.3 Segmentation par ligne de partage des eaux.....	103
III.6 Synthèse	105
III.7 Conclusion	106

CHAPITRE IV

ANALYSE MULTI-RESOLUTION ET TRANSFORMEE EN ONDELETTES POUR LA SEGMENTATION ET LE DEBRUITAGE D'IMAGES NUMERIQUES..... 109

Sommaire du Chapitre IV	111
Nomenclature du Chapitre IV.....	112
IV.1 Introduction.....	113
IV.2 Temps, fréquence, espace, échelle.....	114
IV.3 Généralités sur la transformée en ondelettes.....	116
IV.3.1 Notion de la transformée d'ondelettes.....	116
IV.3.2 Propriétés de résolution	118
IV.3.3 Exemples d'ondelettes usuelles.....	119
4 L'analyse multi-résolution par ondelettes.....	120
IV.4.1 Principe de base et propriétés	120
IV.4.2 Fonction d'échelle et base orthonormale d'ondelettes	121
IV.4.3 Approximation et détail multi-résolution d'un signal	122
IV.5 Extension de l'analyse multi-résolution au cas 2D.....	124
IV.5.1 Approximation et détail multi-résolution d'une image	124
IV.5.2 Algorithme de Mallat 2D	125
IV.5.3 Décomposition multi-échelle d'un signal 2D	126
IV.6 Débruitage d'image par seuillage des coefficients d'ondelettes	127
IV.6.1 Rappel sur les principales méthodes de débruitage d'images	127
IV.6.2 Principe de débruitage par transformée en ondelettes	128
IV.6.3 Opérateurs de seuillage pour débruitage	129
IV.6.4 Estimation des valeurs de seuil	131
IV.7 Modules Maxima des coefficients d'ondelettes et détection de contours	132
IV.7.1 Chaînage des modules maxima de la transformée en ondelettes.....	132

IV.7.2 MMTO et Détecteur de Canny multi-échelles	133
IV.7.3 Exemple de détection des contours multi-échelles.....	135
IV.8 Conclusion	137
 CHAPITRE V	
CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR THERMOGRAPHIE : ANALYSE	
EXPERIMENTALE DE LA METHODE FLASH THERMIQUE TRANSITOIRE....	
Sommaire du Chapitre V.....	141
Nomenclature du Chapitre V	142
V.1 Introduction	143
V.2 CND par mesure de champ thermique en mode contact	144
V.2.1 Etudes de la chaîne de mesure : capteur et instrumentation	144
V.2.1.1 Principe de mesure du champ thermique	144
V.2.1.2 Description du dispositif expérimental en laboratoire	145
V.2.1.3 Précision de mesure du capteur thermique surfacique	147
V.2.2 Analyse thermique locale pour la détection des défauts.....	150
V.2.2.1 Détection et localisation des défauts.....	150
V.2.2.2 Estimation de l'étendue des défauts	152
V.2.3 Etude de l'influence de la profondeur des défauts sur la détection.....	154
V.2.3.1 Préparation des échantillons d'essais.....	154
V.2.3.2 Acquisition des mesures expérimentales	156
V.2.3.3 Détection des défauts par comparaison des diffusivités thermiques locales	157
V.2.3.4 Analyse du contraste thermique	158
V.3 CND par thermographie infrarouge en mode sans contact.....	162
V.3.1 Chaîne de mesures et acquisition des données	162
V.3.1.1 Description du dispositif expérimental.....	162
V.3.1.2 Acquisition des données et résolution spatiale.....	163
V.3.1.3 Détection des défauts de différentes natures	165
V.3.2 Débruitage d'images infrarouges par transformée en ondelettes	167
V.3.3 Extraction des zones de défaut par segmentation d'images thermiques	170
V.3.3.1 Segmentation d'images thermiques par détection de contours	170
V.3.3.2 Transformation en binaires des images segmentées par détection de contours	172
V.3.3.3 Segmentation d'images thermiques par classification des pixels.....	176
V.3.3.3.1 Segmentation par seuillage global binaire	176
V.3.3.3.2 Segmentation d'images thermiques par la méthode des K-moyennes	178
V.3.3.4 Segmentation d'images thermiques par croissance de régions.....	179
V.4 Caractérisation et analyse des défauts détectés	180
V.4.1 Séparation des défauts détectés	180
V.4.2 Analyse et caractérisation thermique des défauts détectés	182
V.4.3 Comparaison et interprétation des mesures 2D des défauts détectés	187
V.5 Conclusion	189
CONCLUSION GENERALE	191
REFERENCES	197
INDEX	215

LISTE DES ABBREVIATIONS

1D	Monodimensionnel
2D	Bidimensionnel
3D	Tridimensionnel (Volume)
AMR	Analyse Multi-Résolution
CND	Contrôle Non destructif
END	Evaluation Non destructif
ET	Etain
LM	Levenberg-Marquardt
LPE	Ligne de Partage des Eaux
LV	Laine de Verre
MMTO	Modules Maxima de la Transformée en Ondelettes
MSE	Mean Squared Error
PP	Polystyrène et Plâtre
PSNR	Peak Signal-to-Noise Ratio
SNR	Signal-to-Noise Ratio
TF	Transformée de Fourier
TFFG	Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante
TOD	Transformée en Ondelettes Dyadique

LISTE DES FIGURES

Figures du chapitre I	
Figure I.1 : Schéma de principe de divers types de micro-défaut cristallin.....	14
Figure I.2 : Exemples de macro-défauts.....	15
Figure I.3 : Principaux défauts dans un matériau composite stratifié à fibres de carbone.....	16
Figure I.4 : Principe de contrôle qualité non destructif	18
Figure I.5 : Choix de la meilleure méthode de CND.....	21
Figure I.6 : Exemple d'examen Visual de soudure	25
Figure I.7 : Phases successives du CND par Ressuage	26
Figure I.8 : Principe du CND par émission acoustique	27
Figure I.9 : Principe du CND par ultrasons	28
Figure I.10 : Principe du CND par magnétoscopie	29
Figure I.11 : Principe du CND par courants de Foucault	30
Figure I.12 : Principe du CND par radiographie	31
Figure I.13 : Principe du CND par tomographie	32
Figure I.14 : Exemple de configuration expérimentale d'un système de shearographie.....	33
Figure I.15 : Processus de traitement des données d'images shearographiques	34
Figure I.16 : Principe de test par thermographie	35
Figure I.17 : Courbes de température relevées par la méthode flash thermique.....	35
Figure I.18 : Illustration des principales méthodes de CND les plus reconnues	38
Figures du chapitre II	
Figure II.1 : Illustration de la température de surface par l'agitation particulière	47
Figure II.2 : Illustration de la matérialisation de la température de surface avec les modes de transferts thermiques	47
Figure II.3 : Exemple de fixation de couples thermoélectriques	48
Figure II.4 : Exemple de schéma de principe d'un détecteur thermique par infrarouge	49
Figure II.5 : Caméra infrarouge ca1888 haute résolution avec ses accessoires.....	50
Figure II.6 : Densité de flux de chaleur.....	52
Figure II.7 : Schéma de principe de la méthode flash thermique transitoire	54
Figure II.8 : Thermogrammes sur les faces avant et arrière	55
Figure II.9 : Thermogramme normalisé TN en face arrière	56
Figure II.10 : Thermogramme normalisé en face avant	57
Figure II.11 : Thermogramme normalisé en face arrière et les temps caractéristiques	58
Figure II.12 : Schématisation des flux de chaleur dans la méthode flash.....	60
Figure II.13 : Schéma de principe de l'estimation des paramètres du modèle non linéaire par méthode inverse	63
Figure II.14 : Évolution temporelle du thermogramme expérimental, simulé et leur résidu.....	67
Figure II.15 : Echantillon du matériau à température ambiante	68
Figure II.16 : Thermogramme de la face arrière après excitation thermique	68
Figure II.17 : Evolution des profils de température de la face arrière.....	69
Figures du chapitre III	
Figure III.1 : Images prises à l'intérieure d'un logement avec isolation.....	77
Figure III.2 : Taxonomie des quelques approches de segmentation d'image	78
Figure III.3 : Mise en évidence des zones de contours	79
Figure III.4 : Différents modèles de contours	80
Figure III.5 : Repère local défini par le vecteur normal et le vecteur tangent.....	81
Figure III.6 : Extraction des contours à l'aide du détecteur de gradient	82
Figure III.7 : Exemple d'extraction des contours.....	85
Figure III.8 : Extraction des contours par approches analytiques	89

Figure III.9 : Histogramme bimodal illustrant la présence de deux classes	93
Figure III.10 : Histogramme tri-modal	93
Figure III.11 : Segmentation par seuillage	95
Figure III.12 : Segmentation par l'algorithme K-moyennes	97
Figure III.13 : Exemple de configuration pour la création d'une 6 ^{ème} région	100
Figure III.14 : Segmentation par croissance de régions	100
Figure III.15 : Principe de la segmentation par division-fusion de régions	103
Figure III.16 : Segmentation par division-fusion de régions	103
Figure III.17 : Principe de la méthode de ligne de partage des eaux	104
Figure III.18 : Exemple de segmentation par la méthode LPE	105

Figures du chapitre IV

Figure IV.1 : Illustration de la TF d'une image infrarouge	115
Figure IV.2 : Exemple d'analyse du signal à l'aide d'une ondelette contractée et dilatée	117
Figure IV.3 : Pavage temps-fréquence	119
Figure IV.4 : quelques classes d'ondelettes	120
Figure IV.5 : Espaces emboîtées pour une analyse multi-résolution.....	121
Figure IV.6 : Un niveau de la phase de décomposition multi-résolution	126
Figure IV.7 : Un niveau de la phase de synthèse multi-résolution.....	126
Figure IV.8 : AMR d'une image infrarouge.....	127
Figure IV.9 : Illustration graphique normalisée des seuillages doux, dur et dur modifié.....	130
Figure IV.10 : illustration du chaînage des points de contours significatifs à travers les échelles	133
Figure IV.11 : Images thermiques à gauche et ses cartes des contours estimées à droite	136

Figures du chapitre V

Figure V.1 : Illustration schématique du principe de la mesure de température par le capteur surfacique avec contact	144
Figure V.2 : Schéma de principe du capteur thermique surfacique avec contact	145
Figure V.3 : Illustration schématique du principe de la méthode flash	146
Figure V.4 : Vue en trois dimensions du dispositif expérimental de la méthode flash	146
Figure V.5 : Echantillon homogène de bois massif	147
Figure V.6 : (a) Intervalles d'incertitude du capteur thermique surfacique par contact	149
Figure V.7 : Echantillon de bois massif avec deux défauts artificiels	150
Figure V.8 : Moyennes des thermogrammes expérimentaux	151
Figure V.9 : Répartition de la température normalisée de la face arrière, mesurée par le capteur thermique surfacique (d=1cm)	152
Figure V.10 : Moyennes des thermogrammes expérimentaux mesurés à l'aide du capteur thermique surfacique (r = 1 mm).....	154
Figure V.11 : Répartition locale de la température mesurée par le capteur surfacique (r = 1mm)	154
Figure V.12 : Position des défauts artificiels dans le plan oxy de la face arrière	155
Figure V.13 : Préparation des échantillons de bois pour l'obtention des défauts artificiels	155
Figure V.14 : Coupe transversale de l'échantillon avec les différentes dimensions.....	156
Figure V.15 : Illustration typique de transmission de la température à différentes profondeurs	156
Figure V.16 : Thermogrammes expérimentaux mesurés en différentes zones	157
Figure V.17 : Thermogrammes simulés par la méthode des quadripôles thermiques	157
Figure V.18 : Contrastes thermiques mesurés et simulés dans les deux cas :.....	159
(a) défauts 'ET', (b) défauts 'LV'	159
Figure V.19 : Evolution du Contraste thermique en fonction de la profondeur des défauts :.....	159
Figure V.20 : Influence de la profondeur des défauts.....	160
Figure V.21 : Normalisation des thermogrammes dans le cas des défauts 'ET'	161
Figure V.22 : Normalisation des thermogrammes dans le cas des défauts 'LV'	162
Figure V.23 : Illustration schématique du système de thermographie infrarouge	163
Figure V.24 : Vue en trois dimensions du système thermographique infrarouge	163
Figure V.25 : Thermogramme expérimental mesuré au centre de la face arrière	164

Figure V.26 : Distribution de la température surfacique d'un échantillon homogène	165
Figure V.27 : Distribution de la température de surface arrière à t_{max} pour l'échantillon 'PP'	166
Figure V.28 : Distribution de la température de surface arrière à t_{max} pour l'échantillon 'ET'	166
Figure V.29 : Distribution de la température de surface arrière t_{max} pour l'échantillon 'LV'	167
Figure V.30 : Débruitage de l'image thermique capturée pour l'échantillon 'PP'	169
Figure V.31 : Débruitage de l'image thermique capturée pour l'échantillon 'ET'	169
Figure V.32 : Débruitage de l'image thermique capturée pour l'échantillon 'LV'	169
Figure V.33 : Segmentation par approche de détection de contours dans le cas de l'échantillon '.....	170
Figure V.34 : Segmentation par approche de détection de contours dans le cas de l'échantillon	171
Figure V.35 : Segmentation par approche de détection de contours dans le cas de l'échantillon '.....	171
Figure V.36 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par la méthode des MMT0	173
Figure V.37 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par le détecteur de Canny	173
Figure V.38 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par la méthode des MMT0	174
Figure V.39 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par le détecteur de Canny	175
Figure V.40 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par la méthode des MMT0	175
Figure V.41 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par le détecteur de Canny	176
Figure V.42 : Segmentation par seuillage global de l'histogramme en deux classes dans le cas de l'échantillon.....	177
Figure V.43 : Segmentation par seuillage global de l'histogramme en deux classes dans le cas de l'échantillon.....	178
Figure V.44 : Segmentation par seuillage global de l'histogramme en deux classes dans le cas de l'échantillon.....	178
Figure V.45 : Segmentation par la méthode des K-moyennes.....	179
Figure V.46 : Segmentation par la méthode des K-moyennes.....	179
Figure V.47 : Segmentation par la méthode des K-moyennes.....	179
Figure V.48 : Segmentation par la méthode de croissance des régions dans le cas de l'échantillon 'ET' .	180
Figure V.49 : Segmentation par la méthode de croissance des régions dans le cas de l'échantillon 'LV' .	180
Figure V.50 : Segmentation par la méthode de croissance des régions dans le cas de l'échantillon 'PP'..	180
Figure V.51 : Projection horizontale et verticale d'une image binaire	181
Figure V.52 : Organigramme de séparation des défauts par segmentation et binarisation	182
Figure V.53 : Contrastes thermiques maximaux mesurés avec différentes méthodes de segmentation	184

LISTE DES TABLEAUX

N°	Titre	Page
I.1	Principales caractéristiques des méthodes traditionnelles de CND utilisées dans l'industrie	37
V.1	Diffusivité thermique moyenne avec son écart-type	148
V.2	Diffusivités locales estimées dans les zones H, D ₁ et D ₂	151
V.3	Récapitulatif des résultats expérimentaux obtenus avec l'échantillon 'ET'	159
V.4	Récapitulatif des résultats expérimentaux obtenus avec l'échantillon 'LV'	159
V.5	Récapitulatif des résultats expérimentaux obtenus à l'aide des différentes méthodes de segmentation d'image pour l'estimation des températures moyennes et les contrastes thermiques maximaux dans le cas de l'échantillon 'ET'	184
V.6	Récapitulatif des résultats expérimentaux obtenus à l'aide des différentes méthodes de segmentation d'image pour l'estimation des températures moyennes et les contrastes thermiques maximaux dans le cas de l'échantillon 'LV'	185
V.7	Récapitulatif des résultats obtenus avec différentes méthodes de segmentation d'images pour l'estimation de la surface des défauts dans le cas de l'échantillon 'ET'	187
V.8	Récapitulatif des résultats obtenus avec différentes méthodes de segmentation d'images pour l'estimation de la surface des défauts dans le cas de l'échantillon 'LV'	187

INTRODUCTION GENERALE

Le contrôle non destructif (CND) tient une place importante dans de nombreux secteurs de production et de recherche et développement. Il répond aux diverses exigences de sécurité qui sont réputées être très élevées dans les industries métallurgiques, le génie des centrales électriques nucléaires, les plates-formes off-shore, et notamment la construction d'aéronefs civiles où la sécurité est primordiale. Les dernières décennies ont vu l'émergence des techniques avancées de CND qui ne pouvaient pas être mises en œuvre sans l'apport d'une instrumentation électronique intégrée et d'un système informatique puissant ; on assiste alors à un développement technologique de pointe offrant des contrôles entièrement automatisés et à l'essor des techniques performantes d'analyse et de traitement numérique de données multiples et volumineuses.

Parallèlement aux applications dans les domaines industriels du CND, les mêmes principes physiques de base sont souvent importés à d'autres domaines tels que le contrôle non invasif en milieu médical par radiographie, échographie. Le principe de la détection d'un défaut surfacique ou enterré dans un matériau ou un assemblage mécanique, consiste à exciter celui-ci avec une source d'énergie et à recueillir sa réponse. En effet, la propagation du signal d'excitation dans le matériau dépend de ses propriétés physiques et chimiques. Évidemment, de telles propriétés se modifient en présence d'hétérogénéités et d'altérations globales du matériau. Par conséquent, il est possible d'évaluer les variations de ces propriétés à partir du traitement des variations dans le signal de réponse. Ce qui exige le choix de la technique de CND la plus appropriée. Dans toutes les méthodes développées, on peut distinguer les étapes suivantes :

- ✓ Mise en œuvre d'une sollicitation active d'origine thermique, électromagnétique, ...,
- ✓ Perturbation, définie par le matériau et les défauts qu'il contient ;
- ✓ Détection de ces modifications ou altérations par un capteur approprié ;
- ✓ Traitement des données et interprétation de l'information délivrée.

Généralement pour un matériau, une inspection comporte deux aspects principaux : sa dégradation en termes de perte de ses caractéristiques d'origine (variation de densité, dureté, élasticité, conductivité thermique ou électrique, etc.) et la présence de défauts de surface (rayures, perte de propriétés, etc.) et internes (vides, délaminations, fissures, etc.). Fondamentalement, aucune technique n'est capable de détecter tout type de défaut, et la technique la plus efficace pour une application spécifique doit être sélectionnée soigneusement. Parfois, une intégration synergique de plusieurs techniques est obligatoire.

La recherche dans le domaine du CND s'est intensifiée depuis les années 1980 avec le passage des composites stratifiés au statut de matériaux d'avenir [MEO17]. En effet, la proportion de composites sur un avion commercial est passée de 15% avant les années 2000 à plus de 50% en 2010 [SAP17] et cette tendance ne fait que se confirmer. Parmi les avantages des composites stratifiés sont leur rigidité et leur légèreté, réduisant ainsi la masse de l'avion et la consommation en carburant. Toutefois, le composite est plus sensible aux impacts que les matériaux métalliques, ce qui nécessite un pouvoir de détection avec haute précision de l'apparition de défauts en cours de fabrication ou en phase de maintenance.

Plusieurs méthodes traditionnelles de CND (émission acoustique, ultrasons, magnétoscopie, radiographie, etc.) peuvent être utilisées pour l'inspection d'un composite stratifié, mais elles ne donnent pas encore entière satisfaction pour diverses raisons [MEO17]. À cet égard, une nouvelle méthode basée sur la thermographie a émergé récemment et présente l'avantage d'accéder à des mesures de champs thermiques (température ou propriétés thermiques). De plus, sa mise en œuvre pratique a été normalisée par les standards internationaux l'ASTM E2582 [ASTM07] et AITM6-0015 [AITM08]. En effet, le domaine militaire est le premier à employer la thermographie infrarouge pour la détection de cibles. Mais elle s'est imposée comme une méthode de référence dans nombreux domaines tels que le diagnostic de bâtiment, le contrôle des installations électriques industrielles, la détection de symptômes inflammatoires et traumatismes locaux en médecine, la détection du stress hydrique et d'affections spécifiques de végétaux en agriculture, etc.

Dans le présent travail de recherche, le choix de la thermographie comme un moyen d'inspection des matériaux homogènes est justifié par les avantages qui lui sont reconnus et les nombreux problèmes ouverts à explorer.

Poursuivant l'impératif d'une mise en œuvre pratique des différentes notions théoriques et algorithmiques afin d'obtenir des résultats démonstratifs, ce choix du domaine d'application a été motivé principalement par la mutualisation des équipements scientifiques et didactiques récemment acquis par notre établissement. Nul doute que ce choix s'est avéré fructueux comme en témoigne la pertinence des résultats obtenus.

En ce qui concerne la technique utilisée dans ce travail, pour la recherche des défauts dans les matériaux homogènes par thermographie, la méthode flash transitoire est la plus répandue. En effet, le principe de base consiste à exciter le matériau à contrôler sur sa face avant par un flux impulsionnel réparti uniformément par utilisation des lampes halogènes, lampes flashes, ou

un laser et à mesurer par la suite l'évolution temporelle du champ de la température soit en face avant (mode réflexion), soit en face arrière (mode transmission).

Compte tenu de la nature des équipements disponibles, on s'est intéressé dans cette recherche CND au champ de température en face arrière du matériau à inspecter. A cet effet, la caractérisation d'une zone de défaut détectée dans un matériau homogène à l'échelle macroscopique, peut être mise en œuvre par une dégradation estimée soit dans la cartographie de diffusivités thermiques locales, soit dans le champ de contrastes thermiques.

Par ailleurs, l'emploi des caméras thermiques permet d'obtenir des champs de température sous forme d'images infrarouges représentant l'état de la surface du matériau testé. Les applications de cette technique de pointe, ont suscité beaucoup d'intérêt dans l'amélioration de la qualité du contrôle et la complémentarité de certaines tâches liées à la taille de défaut détecté. A cet égard, l'objectif principal réside dans l'analyse et l'interprétation automatique de l'image d'une scène prise par la caméra, afin de réaliser la tâche d'extraction de tous les défauts et déterminer ses frontières.

Pour atteindre ce résultat, cette application se réalise souvent par un système de type 'vision par ordinateur'. Un tel système est généralement composé de quatre modules qui sont : (1) l'acquisition d'image, (2) le prétraitement et la segmentation d'image, (3) l'extraction des caractéristiques et (4) l'interprétation des résultats.

Les performances du premier module sont souvent liées à la qualité du système d'acquisition d'image utilisé (la résolution de la caméra) et aux contraintes d'utilisation telles que l'intensité d'éclairage, la position de la caméra par rapport à la surface du matériau, etc. Les performances des autres modules dépendent essentiellement de la complexité de l'image à étudier. Cependant, on ne peut pas garantir une bonne performance d'un tel système si la segmentation n'est pas efficace, car les résultats des modules subséquents dépendent de la performance de cette dernière. La segmentation d'image constitue alors une étape cruciale pour la perfection globale d'un système de vision.

Dans ce travail, on a entrepris le développement d'une approche expérimentale basée sur la méthode flashthermique pour la détection et la caractérisation des défauts dans les matériaux homogènes. Cette approche a été intégrée à un système d'acquisition relié à un capteur de température avec contact réalisé à partir des couples thermoélectriques permettant d'estimer le champ de la diffusivité thermique, ou sans contact avec une caméra infrarouge fournissant des informations sur la forme géométrique, la taille et la distribution de la température dans la zone

de défaut. Les méthodes d'estimation du champ de la diffusivité thermique ainsi que les quatre modules mentionnés ci-dessus, font d'ailleurs l'objet d'une analyse étoffée dans ce qui suit.

Le présent rapport comporte cinq chapitres organisé comme suit :

Le premier présente des généralités sur le CND. Les principales méthodes de CND sont brièvement présentées en expliquant leur mise en œuvre ainsi que leurs avantages et leurs inconvénients. Cette étude comparative a permis de dégager les méthodes les plus prometteuses, tout en respectant les normes internationales qui définissent les conditions de leur mise en œuvre et les niveaux de qualification que les opérateurs doivent avoir [ISO12].

Le deuxième chapitre est consacré aux fondements de la mesure de la température de surface avec et sans contact. En plus, nous avons présenté brièvement la méthode flash thermique transitoire et ses évolutions. Trois approches sont considérées pour l'estimation de la cartographie de la diffusivité thermique : la méthode Parker, la méthode de Degiovanni et la méthode inverse basée sur les quadripôles thermiques. Nous terminons avec une note de synthèse sur la méthode flash appliquée au CND.

Dans le troisième chapitre, nous proposons une revue de la littérature des principales méthodes de segmentation d'images. Ces méthodes ont été regroupées en trois catégories : (1) la segmentation par détection de contours, (2) la segmentation par classification des pixels ; (3) la segmentation par l'approche région. Nous avons mis en évidence les avantages et les inconvénients de chaque méthode de segmentation. À la lumière de cette étude comparative, nous avons retenu quelques méthodes pour une application au CND dans notre travail.

Le quatrième chapitre relate les fondements de quelques méthodes avancées basées sur l'analyse multi-résolution à l'aide de la transformée en ondelettes. L'efficacité de ces méthodes, réside dans leur pouvoir de réaliser plusieurs traitements à partir d'une seule décomposition. A cet effet, nous avons réalisé un débruitage en utilisant un seuillage de type doux et dur des coefficients d'ondelettes. Ensuite, nous avons appliqué le détecteur multi-échelle de Canny basé sur les modules maxima de la transformée en ondelettes pour l'extraction des contours. Les résultats de cette étude, montrent que ces méthodes ont leur place dans une application au CND.

Le dernier chapitre est dédié à l'expérimentation et l'analyse des résultats pratiques. Deux bancs d'essais complémentaires de la méthode flash, ont été réalisés dans le cadre de cette thèse [KAB16, KAB17a, KAB17b]: le premier utilisant un capteur surfacique avec contact et le second une caméra infrarouge sans contact. Des essais ont été réalisés sur des échantillons homogènes de bois massif où on a créé des défauts artificiels. Les résultats obtenus par les

différentes méthodes ont été comparés entre eux permettant ainsi une analyse constructive de la précision de la détection des défauts.

En conclusion générale, nous récapitulons les résultats dégagés par ce travail de recherche en soulignant notre contribution aux différentes solutions et applications du CND. Toutefois, de nombreuses questions restent ouvertes à explorer ce qui témoigne de la richesse scientifique du domaine pluridisciplinaire du CND. Nous terminons par quelques orientations et perspectives de recherches théoriques et pratiques.

CHAPITRE I :

CONTROLE NON DESTRUCTIF - ETAT DE L'ART

Sommaire du Chapitre I

I.1 Introduction.....	12
I.2 Les types de défauts dans les matériaux	13
I.2.1 Les micro-défauts.....	13
I.2.2 Les macro-défauts :	14
I.2.3 Les défauts des composites stratifiés	15
I.3 Le contrôle qualité non destructif : Principe et quelques conseils	17
I.4 Classifications des techniques du CND.....	18
I.4.1 Classification selon la position du capteur.....	18
I.4.2 Classification selon les phénomènes physiques mis en jeu	19
I.4.3 Classification selon les précautions de sécurité et de l'environnement.....	20
I.4.4. Choix optimal d'une méthode du CND.....	20
I.5 Normes, certification et qualification des opérateurs de CND	21
I.5.1 Harmonisation des normes des essais non destructifs	21
I.5.2 Qualification et certification du personnel pour les essais non destructifs.....	21
I.6 Les principes de base de certaines techniques de CND	24
I.6.1 Contrôle non destructif par procédés optiques	24
I.6.2 Contrôle non destructif par ressuage.....	25
I.6.3 Contrôle non destructif par émission acoustique.....	26
I.6.4 Contrôle non destructif par ultrasons.....	27
I.6.5 Contrôle non destructif par magnétoscopie	29
I.6.6 Contrôle non destructif par courants de Foucault.....	29
I.6.7 Contrôle non destructif par radiographie	30
I.6.8 Contrôle non destructif par tomographie.....	31
I.6.9 Contrôle non destructif par shearographie	32
I.6.10 Contrôle non destructif par thermographie	34
I.7. Synthèse	36
I.8. Conclusion	38

I.1 Introduction

Le Contrôle Non Destructif (CND) est une discipline qui regroupe une grande diversité de méthodes spécifiques aux matériaux analysés, à leur environnement et aux anomalies recherchées. Le CND a donc pour objectif de déterminer, avec des moyens appropriés, si un matériau est conforme ou non à des spécifications ou exigences préétablies, et doit se conclure par une décision sans ambiguïté.

Les méthodes du CND se sont initialement développées autour des activités nucléaires (depuis les années cinquante du vingtième cycle) notamment pour le contrôle des aciers inoxydables austénitiques [BER94, PLO14], puis plus tard dans la construction aéronautique lorsque les matériaux composites sont apparus [REY85, SCA07, PAE15]. Ces dernières décennies, de nouvelles demandes concernent l'utilisation des thermoplastiques renforcés de fibres longues en industrie automobile et ferroviaire rendent l'indispensabilité d'un CND afin de s'assurer de la sécurité des véhicules [BAL12, FUJ17, SEL16]. En génie civil, l'apparition à l'heure actuelle, de nouveaux matériaux de renforcement des structures dans les ouvrages d'art et les enceintes de confinement, nécessite un recours obligatoire aux essais non destructifs [ZHA14, YAZ16, KAR04]. D'autres demandes de plus en plus importantes et parfois extrêmement complexes, favorisent un élargissement du périmètre d'application du CND sur toutes activités de pointe industrielle et en recherche scientifique et technique.

Les techniques du CND font actuellement l'objet d'importants changements liés au développement de nouveaux capteurs et à l'évolution des outils numériques de stockage et de traitement de l'information. C'est ainsi que, son émergence considérable dans de nombreux secteurs, ne pouvaient pas être mises en œuvre sans l'apport d'une instrumentation électronique intégrée et d'un système puissant de traitement numérique. En conséquence, on assiste à un développement rapide des CND entièrement automatisés et à un progrès des techniques gourmandes en traitement numérique, comme les méthodes optiques.

Les différentes méthodes de CND ont classiquement deux objectifs différents qui sont souvent complémentaires :

1. La recherche de défauts macroscopiques à l'échelle possible de la mesure, soit le CND. Il s'agit ici de garantir la qualité ou l'homogénéité du matériau par la preuve de l'absence de défauts.
2. La caractérisation physique globale du matériau, on parlera donc d'une évaluation non destructive (END). Dans ce cas, on recherche plutôt certaines caractéristiques physiques

globales du matériau, telles que les réponses élastiques, l'état de contrainte, l'homogénéité, ou des paramètres géométriques telles que l'épaisseur de la pièce à inspecter ou d'une couche de sa surface.

Dans ce chapitre, nous commençons par une présentation des différents types de défauts les plus rencontrés dans les matériaux. Ensuite, quelques conseils importants concernant le choix de la méthodologie de détection et leur classement seront exposés. Par la suite, nous illustrons une étude descriptive des méthodes de CND les plus usuelles. Nous terminons ce chapitre par une note synthèse comparative impliquant les avantages et les inconvénients de chaque méthode.

I.2 Les types de défauts dans les matériaux

En science des matériaux, les défauts sont des intrus indésirables qui provoquent des déviations par rapport à la structure idéalisée. Ils entraînent à des déficiences, des faiblesses ou des manques d'exhaustivité. On distingue des défauts qui n'ont aucun effet sur le fonctionnement et la vie du matériau, tandis que d'autres peuvent augmenter en service et peuvent affecter sérieusement les performances matérielles et la vie professionnelle des composants. Ces derniers sont des défauts qui doivent être découverts dans le temps, avant les conséquences catastrophiques !

Un matériau peut avoir plusieurs types de défauts, qui peuvent être largement regroupés en deux catégories principales, à savoir micro et macro-défauts.

I.2.1 Les micro-défauts

Ces défauts affectent la structure cristalline du matériau et sont également appelés défauts cristallins. Ils peuvent être considérés comme de faux défauts car ils donnent des propriétés spécifiques aux matériaux et, par conséquent, ils peuvent être exploités à des fins technologiques [SHI89] (cas du dopage des semi-conducteurs). Plus précisément, ces défauts peuvent inclure des atomes intrus ou des irrégularités dans l'alignement des atomes et peuvent être classés comme étant des défauts ponctuels ou des défauts linéaires.

La figure I.1 représente quelques types de défauts ponctuels locaux dans un réseau cristallin. Ils se présentent sous formes de deux catégories : défauts ponctuels intrinsèques et extrinsèques. En ce qui concerne les défauts intrinsèques, ils sont dus à des interruptions très localisées de la périodicité du réseau. On distingue [TAK12] :

- **Les lacunes** : elles correspondent à des sites atomiques inoccupés dans la structure. Une concentration élevée des lacunes, peut faire varier considérablement certains paramètres physiques du matériau, telles que ses grandeurs thermiques.
- **Les atomes interstitiels** : ce sont des atomes en surnombre dans une structure ou bien des impuretés placés sur des sites normalement vides. Ce type de défaut joue un rôle important dans la constitution des alliages.
- **Le défaut de Frenkel** est dû à l'apparition simultanée d'une lacune et d'un atome interstitiel de la même espèce du réseau.

Pour les défauts extrinsèques, des atomes étrangers (impuretés) occupent les sites de certains atomes du réseau, on parle des atomes en substitution. Ce type de défauts joue également un rôle important dans la constitution des alliages.

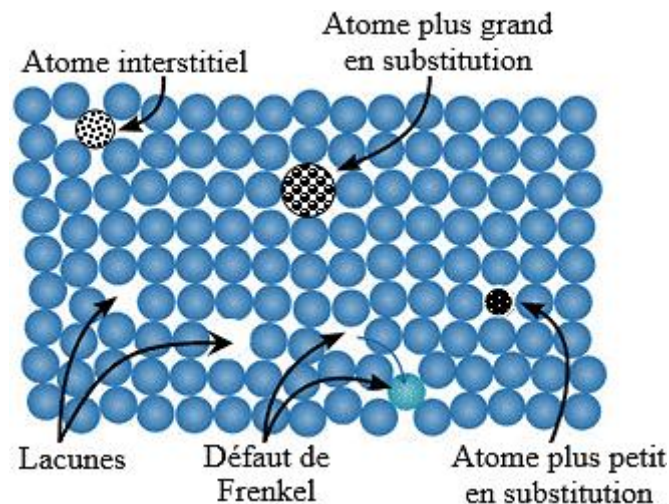


Figure I.1 : Schéma de principe de divers types de micro-défaut cristallin (Modifié à partir de la figure 3.27 dans la référence [SHI89])

I.2.2 Les macro-défauts :

Sont des défauts indésirables qui représentent des discontinuités dans le matériau, et peuvent se former pendant la fabrication et/ou en service. Des procédés de fabrication incorrects peuvent entraîner la formation de défauts tels que les vides, la porosité, les fissures, les inclusions étrangères, etc. En service, la dégradation des matériaux se produit principalement en raison des cycles de fatigue, des dégâts d'impact et des conditions environnementales défavorables qui provoquent une corrosion et une désintégration globale.

En général, les macro-défauts peuvent être classés comme des [ZAP10] [EBN15] :

- ✓ Défauts ouverts tels que les fissures et les vides.

- ✓ Volumes remplis de gaz comme des bulles.
- ✓ Inclusions de laitier solide (film de support, poussière, fragments de matériaux étrangers).
- ✓ Manques ou excès d'adhésif dans les articulations collées et dans les structures adhésives.

Sur la figure I.2 (a) et (b) sont illustrés quelques exemples de macro-défauts. La première (1.2 (a)) montre d'une part que les positions des défauts peuvent être surfaciques ou enterrées, et d'autre part leurs natures sont soit des inclusions de laitier solide ou des volumes remplis de gaz. . Dans le cas réel, ces défauts présentent des géométries complexes limitées par des frontières déchiquetées. La figure I.2 (b), présente une discontinuité dans le film adhésif entre les surfaces étendues de deux matériaux. Cette discontinuité généralement très mince et distribuer de façon irrégulière, apparaît en raison des inclusions d'air, de solvants ou d'autres agents de contamination pendant la phase de fabrication.

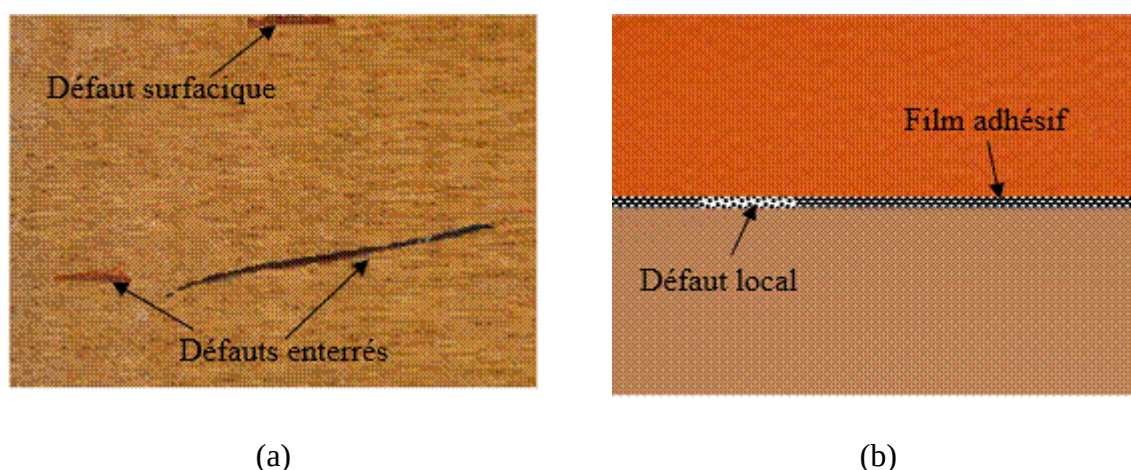


Figure I.2 : Exemples de macro-défauts [ME017]: (a) Matériau avec défauts surfaciques et enterrés, (b) Adhésif localement faible entre les deux parties du joint

I.2.3 Les défauts des composites stratifiés

L'utilisation des matériaux composites dans les structures aéronautiques et aérospatiales devient de plus en plus importante au fil des années. Actuellement, les long-courriers d'Airbus et le Boeing intègrent plus de 50% des matériaux composites dans leur structure [SAP17, HAL06]. L'énorme succès de cette famille de matériaux s'explique par le fait que les composites à base de fibres de carbone ou de résine époxy, présentent des avantages de faible densité couplés à une tenue mécanique importante et une bonne résistance à la fatigue et à la corrosion. Malgré ces atouts, les avionneurs sont toujours en quête d'améliorations des propriétés de ces matériaux qui montrent une résistance limitée aux chocs, une mauvaise conductivité thermique et électrique et un vieillissement prématuré en milieu humide.

Un inconvénient majeur des composites est qu'ils se dégradent rapidement lorsqu'ils sont soumis à l'influence de chargements thermomécaniques, monotones ou cycliques. Les principaux modes d'endommagement, dans un composite stratifié à fibres longues, peuvent être classés en plusieurs catégories [TAN09, ADA88] (figures I.3a et I.3b) :

- ✓ **Les fissurations**: il s'agit des défauts qui traversent toute l'épaisseur des couches du stratifié. Des défauts au sein du matériau comme les micro-trous de vides, les fibres cassées lorsqu'elles commencent à se décoller les unes des autres ou lorsque la matrice qui les relie commence à se fissurer, peuvent être à l'origine de ces fissures amorcées par une forte concentration de contrainte locale. Ces fissures sont assez rectilignes et généralement perpendiculaires aux interfaces entre les couches adjacentes.
- ✓ **Le délaminage** : c'est un mécanisme de décohésion entre les couches qui apparaît sur le bord libre ou/et à l'intérieur du matériau composite. A cause des contraintes inter laminaires élevées près des bords, le délaminage s'amorce généralement à cet endroit, puis progresse en séparant les couches.
- ✓ **La rupture de fibre** : elle apparaît soit en raison d'un usinage, soit à cause de la courbure de fibre excessive au niveau d'arêtes présentant de faibles rayons de courbures, soit en raison de sollicitations de service trop élevées.
- ✓ **La porosité** : elle apparaît en raison de l'inclusion d'air, de solvants ou d'autres agents de contamination pendant la phase d'usinage.
- ✓ **Le vide** : il apparaissait suite à une pénétration capillaire lente et inégale de la résine dans les espaces entre les filaments pendant le processus d'imprégnation.

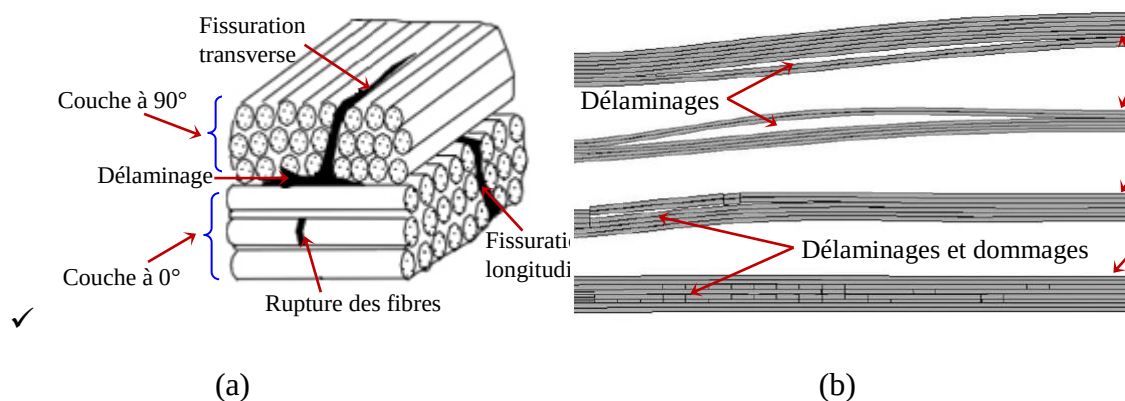


Figure I.3 : Principaux défauts dans un matériau composite stratifié à fibres de carbone[TAN09] : (a) Modes d'endommagements ; (b) Délaminages et ruptures

I.3 Le contrôle qualité non destructif : Principe et quelques conseils

Le plus souvent en Contrôle qualité, dès qu'une pièce est fabriquée, il est important de vérifier sa conformité avec des normes spécifiques d'une part et d'assurer l'absence de tout défaut interne ou surfacique d'autre part. La manière la plus ancienne dont un opérateur contrôlait la conformité d'un artefact était par ses sens, ce qui signifie inspection visuelle, percussion et auscultation. Sans aucun doute, l'inspection visuelle est peut-être la méthode que chaque fabricant utilise automatiquement, sans y penser comme une méthode particulière, pour vérifier l'exactitude de l'artefact. En d'autres termes, un regard sur les objets finis, permet de vérifier la conformité de ses formes, ses dimensions et l'état de ses surfaces afin de rejeter ceux qui sont défectueux.

La percussion est principalement utilisée dans l'architecture pour inspecter les surfaces de plâtre et localiser les zones séparées ; La qualité de la liaison est estimée à partir de la réponse acoustique à un coup. Les résultats attendus sont presque subjectifs car ils dépendent principalement des compétences et de l'expérience de l'opérateur. À l'inverse, les résultats d'un contrôle qualité doivent être quantitatifs et de validité globale.

Actuellement, de nombreuses techniques avancées du contrôle qualité sont disponibles. Cependant, la création de nouveaux matériaux et l'apparition de nouveaux types de défauts qui doivent être détectés, exigent des dispositifs de mesure très sophistiqués, ce qui permet le développement de nouvelles techniques en permanence et l'amélioration de celles existantes. L'existence de différentes techniques signifie que de nombreux paramètres physiques peuvent être exploités pour le contrôle qualité non destructif des matériaux. En fait, il existe des techniques avancées basées sur l'analyse et le traitement de plusieurs types de signaux (thermique, acoustique, électrique, ...), qui peuvent être mises en œuvre afin d'améliorer la méthodologique de détection des défauts.

D'une manière générale, le principe de la détection d'un défaut peut être réalisé en excitant le matériau à l'aide d'un apport d'énergie et en analysant sa réponse. Plus précisément, lorsque le signal d'excitation est en contact avec la surface du matériau, il peut être réfléchi, absorbé ou transmis en fonction respectivement de la réflectivité, de l'absorptivité et de la transmissivité du matériau pour un tel signal (figure I.4). Ces paramètres physiques dépendent des propriétés inhérentes mécaniques, thermiques, chimiques, acoustiques, électriques et optiques du matériau à inspecter. Naturellement, ces propriétés peuvent être modifiées en présence des hétérogénéités ou des dommages locaux dans le matériau.

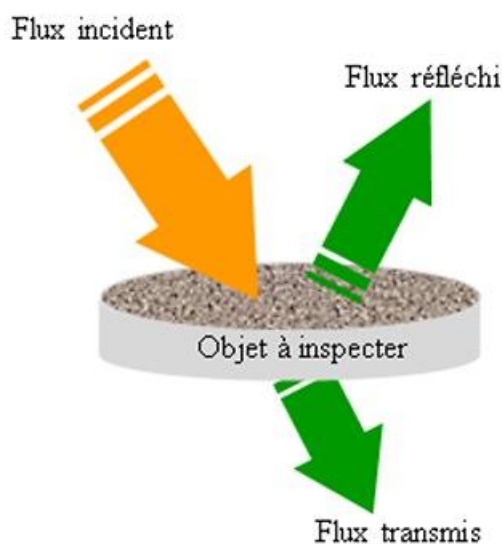


Figure I.4 : Principe de contrôle qualité non destructif

En revanche, la quantité d'information, liée à la perturbation causée par la présence d'un dommage, doit être suffisamment importante afin d'éviter toute confusion avec le bruit de fond. En raison de ses caractéristiques inhérentes, un matériau peut être évalué en utilisant la technique la plus efficace ou une combinaison de techniques. Dans l'ensemble, une inspection implique deux aspects principaux : la dégradation du matériau en termes de perte de caractéristiques d'origine (variation de densité, dureté, élasticité, conductivité thermique ou électrique, ...) et la présence de défauts à la fois surfacique (rayures, perte de propriétés optiques, ...) et interne (vides, délaminages, fissures, ...). Fondamentalement, aucune technique n'est capable de détecter tout type de défaut dans chaque type de matériau et, par conséquent, la technique la plus efficace pour une application spécifique doit être sélectionnée. Parfois, une intégration synergique de plusieurs techniques est obligatoire.

I.4 Classifications des techniques du CND

I.4.1 Classification selon la position du capteur

Toutes les techniques disponibles peuvent être classées selon la manière dont une inspection est effectuée en tenant compte de la position relative des actionneurs et des capteurs par rapport à la surface à tester. A cet effet, il est possible d'organiser toutes les techniques dans les deux grandes groupes avec ou sans contact :

- ✓ **Avec contact** : toutes ces techniques impliquant un contact direct avec la surface du composant à inspecter ou un contact indirect lorsqu'un moyen de couplage est nécessaire.

- ✓ **Sans contact** : aucun contact direct ou avec un moyen de couplage est nécessaire. Le test s'effectue en stimulant l'objet à partir d'une position éloignée.

I.4.2 Classification selon les phénomènes physiques mis en jeu

Une autre classification peut être effectuée selon les phénomènes physiques mis en jeu et le type du signal impliqué en sortie, qui peut être d'origine thermique, sonore, rayons X, champs électriques ou magnétiques, etc. Ces principales classes sont les suivantes :

- ✓ **Thermique** : Cette technique est basée sur l'observation du comportement thermique lorsque la chaleur est délivrée à la surface ou générée à l'intérieur du matériau. Ensuite, les variations de température sur la surface sont surveillées pendant la phase du chauffage ou du refroidissement et une analyse est effectuée suite à des variations locales de température.
- ✓ **Sonore** : les ondes sonores, souvent les ondes ultrasonores, sont très exploitées pour l'évaluation des matériaux en raison des changements que le signal subit. De plus, elles présentent des avantages intrinsèques certains comme, par exemple, la facilité de mise en œuvre, une bonne adaptation aux orientations naturelles de la plupart des défauts.
- ✓ **Électrique** : cette classe comprend toutes les méthodes qui utilisent soit un courant électrique injecté dans le matériau à tester, soit les effets relatifs au champ électrique/magnétique. Dans la réalité, les techniques magnétiques sont obligées d'être dans la même classe électrique puisqu'elles sont interdépendantes car un champ magnétique est produit en déplaçant des charges électriques.
- ✓ **Radiation** : Cette technique englobe les méthodes qui utilisent des rayonnements électromagnétiques à courte longueur d'onde (inférieure à 10 nm), comme les rayons X, les rayons gamma ou les neutrons. Ces rayonnements pénètrent dans l'objet à inspecter à partir d'une face, alors que les rayonnements sortant de la face opposée sont analysés pour rechercher toute variation d'intensité qui peut être liée aux propriétés du matériau.

Cette dernière classification est tout à fait générale. Il s'agit d'un regroupement de plusieurs techniques non destructives en utilisant principalement le type du signal réponse recueilli en sortie. En réalité, la chaleur peut également être générée grâce à un courant électrique par effet Joule, ou à partir des ondes sonores par l'effet de friction, impliquant différents types de signaux en sortie. Dans tous les cas discutés, la classification est faite sur la base du type du signal de sortie, et qui est directement analysé sans aucune distinction de ce qui l'a causé.

I.4.3 Classification selon les précautions de sécurité et de l'environnement

Une classification finale peut être faite en tenant compte des problèmes de sécurité, du lieu de travail et des émissions qui peuvent nuire à l'environnement :

- ✓ **Nuisible**: toutes les techniques qui incluent tout risque potentiel pour la santé, qu'il s'agisse de produits chimiques, des émissions radioactives, de rayonnements électromagnétiques, etc. Les rayons X représentent un exemple de technique nuisible. La dangerosité concerne également les émissions de substance nuisibles à l'environnement (comme la libération des polluants dans les alentours). .
- ✓ **Inoffensive** : une technique est totalement inoffensive s'elle n'émet pas de radiation nuisible, ne nécessite aucune exposition à des substances dangereuses et ne doit pas inclure une partie nuisible dans l'installation du test.

I.4.4. Choix optimal d'une méthode du CND

Le choix optimal d'une technique du CND est obtenu en sélectionnant le meilleur de chacun des trois types de classification décrits ci-dessus. Comme montre la figure I.5, la bonne technique de contrôle devrait inclure plusieurs caractéristiques différentes, notamment :

- ✓ **La détection des défauts** : cela implique la possibilité de découvrir des anomalies à un stade précoce avant que des effets négatifs se manifestent sur les performances du matériau. Autrement dit, ceci implique une haute résolution, une sensibilité élevée et le plus souvent de fortes variations du signal réponse par rapport au signal d'excitation.
- ✓ **La non-invasive** : ceci est principalement liée à la partie en cours d'évaluation, ce qui signifie que des mesures doivent être prises pour protéger la partie inspectée et d'éviter toute altération qui pourrait affecter ses performances.
- ✓ **L'inoffensive**: cet aspect est consacré surtout à la protection de l'être humain. Cela implique la sécurité de l'opérateur chargé de l'inspection ainsi que la protection de l'environnement, sans libération de polluants qui présentent des effets négatifs sur la santé.
- ✓ **Le coût et le temps** : ce sont des paramètres importants dans l'industrie manufacturière qui peuvent poser des limitations sévères sur l'utilisation d'une technique particulière.

Cependant, étant conscient du type du matériau à évaluer et de la nature du défaut à découvrir, le choix de la meilleure technique devrait être effectué grâce à un compromis équitable entre les quatre points discutés ci-dessus (figure I.5).

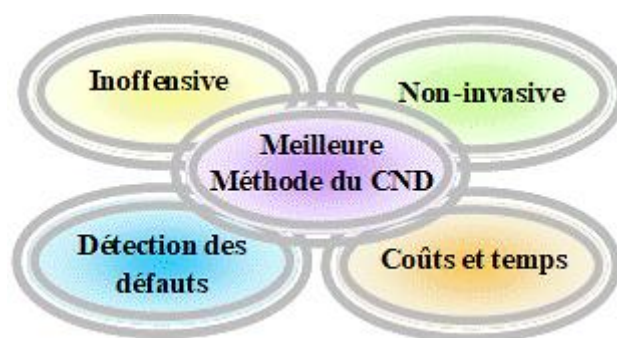


Figure I.5 : Choix de la meilleure méthode de CND [ME017]

I.5 Normes, certification et qualification des opérateurs de CND

I.5.1 Harmonisation des normes des essais non destructifs

Il existe des exigences bien reconnues par les systèmes d'assurance qualité que tous les techniciens doivent démontrer un niveau requis de connaissances et de compétences, comme indique la norme ISO 9712 [ISO12]. Cela tient particulièrement du CND où les opérateurs doivent être autorisés et leurs décisions doivent dépendre grandement de leurs compétences, leurs expériences, leurs jugements et leurs intégrités. Par conséquent, aujourd'hui, la mondialisation nécessite une harmonisation des certifications et une reconnaissance du personnel dans le domaine du CND au monde entier. La première étape consiste à une harmonisation internationale des normes communes pour assurer un niveau uniforme de compétence et des normes de contrôle dans tous les pays. A cet effet, plusieurs groupes de spécialistes ont fait de nombreux efforts pour l'élaboration des normes internationales communes, sur lesquelles les normes nationales peuvent être basées [EN473, ASN06, ANSI08].

Une spécification d'une norme est le résultat d'un accord entre les parties concernées. En CND, ces spécifications comprennent les descriptions détaillées de la façon de produire un objet, d'améliorer la cohérence des matériaux ainsi que les procédés de fabrication. Les spécifications des normes sont d'une grande valeur pour l'industrie et offrent de nombreux avantages. En outre, l'utilisation de normes offre également des avantages aux consommateurs en termes de performance attendue du produit. Enfin, l'utilisation des normes permet de comparer les résultats issus de tests dans différents laboratoires du monde entier.

I.5.2 Qualification et certification du personnel pour les essais non destructifs

En CND, l'efficacité de l'application d'une méthode dépend essentiellement des capacités du personnel qui réalise l'essai ou qui en est responsable. En effet, dans certains secteurs industriels de pointe comme l'aérospatiale, la certification de ce personnel est fortement exigée conformément aux normes internationales ISO 9712. De plus, la motivation est renforcée par la comparabilité à l'échelle mondiale, d'une large gamme d'applications industrielles qui nécessitent des approches communes en matière d'essais non destructifs. Dans ce cas, des procédures ont été mises au point pour mettre à disposition un moyen permettant d'évaluer et d'enregistrer les compétences du personnel dont la mission exige une connaissance académique et expérimentale appropriée des essais non destructifs qu'il réalise, spécifie, contrôle, surveille ou évalue.

Dans le domaine du CND, la qualification et la certification sont deux notions complémentaires. On peut distinguer entre elles par :

- ✓ **La qualification** : Ensemble d'attributs physiques, des connaissances, des compétences, des formations et des expériences requises pour effectuer correctement les tâches du CND.
- ✓ **La certification** : Procédure utilisée par l'organisme de certification pour confirmer que les exigences de qualification pour une méthode, un niveau et un secteur ont été remplies, ce qui entraîne la délivrance d'un certificat.

La formation dans le domaine des essais non destructifs est offerte aux agents travaillant dans de nombreuses industries. Fondamentalement, il existe deux tendances en matière de certification du personnel [THO06, ICN12] :

- ✓ **La certification employeur** : l'employeur compile sa propre pratique écrite. A titre d'exemple, aux États-Unis ceci dépend des recommandations SNT-TC-1A de la société américaine pour les essais non destructifs [ASN06].
- ✓ **La certification centralisée** : Dans cette tendance, les opérateurs du CND obtiennent leurs certifications d'un organisme central, reconnu par la plupart des experts, des tiers et / ou les autorités gouvernementales. Dans ce contexte, les systèmes de certification centralisés comprennent plusieurs versions telles que la norme ISO 9712 [ISO12] de l'organisation internationale de normalisation, l'ANSI/ASNT CP-106 [ANSI08] instaurée par la société américaine pour les essais non destructifs et l'EN 473 [EN473] développée par le comité européen de normalisation.

Indépendamment à l'approche de certification utilisée, trois niveaux de qualification et/ou de certification peuvent être considérés. Les rôles et les responsabilités du personnel pour chaque niveau sont globalement les suivants [COR16] :

- ✓ **Les agentscertifiés niveau 1** : Ce sont des techniciens qualifiés pour exécuter uniquement des tests spécifiques sous la surveillance étroite et la direction du personnel de niveau supérieur. Normalement, ils travaillent selon des instructions de travail spécifiques pour les procédures de test et les critères de rejet et ils ne peuvent signaler que le résultat du test.
- ✓ **Les agentscertifiés niveau 2** : Ce sont des ingénieurs ou des techniciens expérimentés, qui sont en mesure de configurer et d'étalonner les équipements d'essai, effectuer l'inspection conformément aux codes et normes et compiler les instructions de travail pour les techniciens de niveau inférieur. Ils sont également autorisés à signaler, interpréter, évaluer et documenter les résultats d'essais. En plus des méthodes de test, ils savent appliquer les codes et les normes et possèdent une certaine connaissance de la fabrication et du service de test de produits.
- ✓ **Les agentscertifiés niveau 3** : Ce sont des ingénieurs spécialisés ou techniciens très expérimentés. Ils peuvent établir des techniques et des procédures du CND et interpréter les codes et les normes. Ils peuvent être responsables des laboratoires de recherche et ont un rôle central dans la certification du personnel. Ils devraient avoir une connaissance plus large qui couvre le matériau, la fabrication et la technologie des produits.

De façon plus générale, il existe de petites différences entre les différents codes et normes, en ce qui concerne la responsabilité du personnel.

En d'autres termes, l'ASNT a publié en 1966, la première édition (ASNT SNT-TC-1A) de la pratique recommandée pour fournir des directives pour le personnel impliqué dans des tests non destructifs. Ce document a subi plusieurs éditions jusqu'en 2006 pour inclure de nouvelles techniques. En fait, la première édition comportait cinq méthodes, y compris les tests par ultrasons, les tests magnétiques, les tests de pénétration des liquides, les tests de courant de Foucault et les tests radiographiques. En 2006, avec l'ajout de nouvelles techniques, le nombre a augmenté jusqu'à treize.

Quant à la thermographie infrarouge, elle a été apparue en 1992 comme une technique émergente. Elle n'a été entièrement reconnue qu'en 2007 lorsque l'ASTM E2582 a publié l'application de la thermographie flash qui concerne l'inspection des panneaux composites aérospatiaux [ASTM07].

Dans la suite, certaines techniques des essais non destructifs seront brièvement examinées. Chaque technique sera présentée de point de vue de sa classification, ses performances, les phénomènes physiques sur lesquels elle s'appuie, le mode d'utilisation et le matériel nécessaire pour sa mise en œuvre. Pour la méthode de la thermographie, qui s'inscrit dans le cadre du sujet de cette thèse, elle sera abordée avec plus de détail dans le chapitre suivant.

I.6 Les principes de base de certaines techniques de CND

Les méthodes de CND ont évolué depuis les années cinquante. Actuellement, certaines méthodes traditionnelles paraissant désuètes tendent à être remplacées, tandis que d'autres techniques exploitant les dernières avancées technologiques font au contraire leur apparition. On peut classer les méthodes de CND en plusieurs catégories selon les phénomènes physiques mis en jeu comme suit :

- ✓ **Flux de matière** : on distingue les méthodes du ressuage, d'examen visuel, d'étanchéité, ... Elles localisent les anomalies de la surface du matériau.
- ✓ **Acoustiques** : les plus utilisées sont les ultrasons et l'émission acoustique. Ces méthodes sont dites volumiques, car elles ont la capacité à détecter les défauts dans le volume du matériau.
- ✓ **Champs électromagnétiques** : Ces techniques utilisent la perturbation créée par le défaut sur un champ magnétique circulant dans le matériau à inspecter. On distingue le contrôle par magnétoscopie ou courants de Foucault.
- ✓ **Rayonnements** : ce phénomène inclut toutes les méthodes utilisant un rayonnement infrarouge, laser ou ionisant. On distingue la radiographie X ou Gamma, tomographie, shearographie, thermographie infrarouge, etc. A cause de ses énormes données expérimentales acquises, ces méthodes peuvent caractériser un défaut en surface ou en volume.

Dans cette section, nous proposons une brève présentation des principales techniques utilisées pour les CND. En particulier, pour plusieurs d'entre eux, seules des descriptions générales seront données, tandis que les essais non destructifs avec les méthodes thermiques, qui relèvent du thème principal de ce mémoire, seront décrits plus en détail dans le chapitre suivant.

I.6.1 Contrôle non destructif par procédés optiques

Les procédés optiques constituent un type de technique qu'il convient de séparer en deux catégories, selon que le contrôle soit automatisé ou non. L'examen visuel, contrôle ancestral le plus élémentaire, est la base des contrôles par les procédés optiques non automatiques. Il peut être aidé, par un éclairage laser ou classique, une loupe binoculaire, ou un système de télévision (figure 1.6). Il reste cependant sujet aux inconvénients liés à l'œil humain, c'est-à-dire une faible productivité et une certaine subjectivité, entraînant un manque de fiabilité. De façon automatique, sont réalisées en général des acquisitions d'images par balayage laser [STI07] ou par utilisation de barrettes de capteurs optiques [HAM06], suivies de traitement d'images tel que le seuillage ou la reconnaissance de formes. Ce type d'examen peut constituer un contrôle suffisant pour la détection des défauts débouchant en surface et surtout des hétérogénéités locales et superficielles (taches de différentes natures) constituant des défauts d'aspect rédhitoires pour des produits plats du type tôles, tissus, verre, etc. Par ailleurs, il présente des limites à différents niveaux pour le mettre en œuvre et par conséquent restreint à des applications très particulières [HUN05].

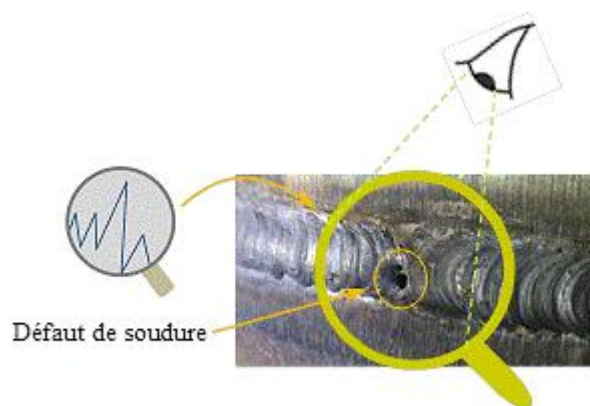


Figure I.6 : Exemple d'examen Visual de soudure

I.6.2 Contrôle non destructif par ressuage

Le contrôle par ressuage est utilisé pour déceler les défauts qui débouchent à la surface d'un matériau ou d'un assemblage par sondage, brasage ou soudo-brasage. Il consiste à appliquer sur la surface du matériau à inspecter, préalablement nettoyée et séchée, un liquide d'imprégnation coloré ou fluorescent [BER06]. Ce liquide pénètre, par capillarité, dans les ouvertures des défauts (figure I.7). Après un certain temps correspondant à la pénétration du liquide d'imprégnation dans les défauts, l'excès de liquide présent à la surface de la pièce est éliminé par lavage. La surface est ensuite recouverte d'un révélateur qui attire le liquide

d'imprégnation retenu dans les défauts, ce que désigne le terme 'ressuage'. Il donne ainsi une indication renforcée de ceux-ci, dont l'observation est alors généralement réalisée visuellement.

Le ressuage est une technique rapide et peu coûteuse, mais qui connaît les mêmes inconvénients que les procédés optiques, à cause de la nature visuelle de l'information utile. De plus, le liquide utilisé est souvent un liquide toxique ou polluant [KRI06], d'autant plus dangereux s'il s'agit du contrôle des objets de l'industrie nucléaire. Les normes environnementales de plus en plus contraignantes tendent à décourager l'emploi de cette technique, au profit des autres techniques existantes.



Figure I.7 : Phases successives du CND par Ressuage: (1) nettoyage de la surface, (2) application d'un colorant, (3) élimination de l'excès du colorant, (4) application du révélateur, (5) révélation du défaut

I.6.3 Contrôle non destructif par émissionacoustique

Cette technique a été introduite initialement par kaiser vers les années 1950 [KAI50]. Son travail inclut tous les éléments et les techniques de base telles que nous les connaissons actuellement pour l'étude de la réponse de certains matériaux au stress. En effet, lorsqu'un matériau solide est soumis à des efforts, les régions de faible résistance, qui sont généralement celles qui contiennent les défauts émettent de brefs impulsions ultrasonores appelées émission acoustique. On peut ainsi détecter un défaut dans un matériau en écoutant son cri, qui est souvent silencieux car il s'effectue à des fréquences ultrasonores [MIL05, ARR89].

La détection acoustique est mise en œuvre par un capteur piézo-électrique placé en contact avec la surface du matériau. L'émission acoustique peut être utilisée pour l'étude de phénomènes physiques d'une part ou pour le contrôle non destructif d'autre part [GHO15]. Les essais de contrôle par émission acoustique peuvent être effectués même pendant que le matériau ou la structure sont mis en service. Cela permet l'écoute d'une propagation des ondes de défaut ou de bruit précurseur, souvent émis juste avant la rupture finale du matériau.

Une fois les données d'émission acoustique stockées, des traitements adéquats sont appliqués afin d'évaluer les résultats des mesures. Ces traitements portent sur les paramètres des salves (analyses historique et statistique), mais permettent aussi de grouper les salves détectées par les différentes voies de mesure pour localiser les sources d'émission acoustique.

Une source d'émission acoustique génère des ondes élastiques dans le matériau qui ne sont mesurables qu'à sa surface. Une chaîne de mesure comprend (figure I.8) :

- Un capteur piézo-électrique dont le choix de son type nécessite la prise en compte de certains paramètres tels que la gamme de fréquence, la sensibilité, la température d'utilisation et la géométrie du matériau.
- Des systèmes électroniques de prétraitement et de conditionnement du signal (préamplificateur, filtres, amplificateur),
- Des systèmes avancés de traitement et d'analyse du signal.

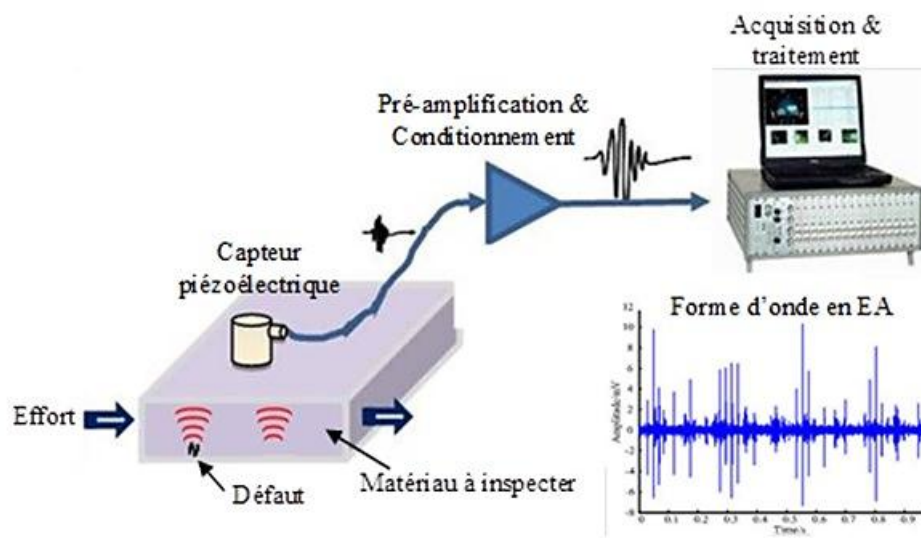


Figure I.8 : Principe du CND par émission acoustique

I.6.4 Contrôle non destructif par ultrasons

Cette technique est basée sur l'utilisation d'ultrasons, c'est-à-dire d'ondes sonores ayant des fréquences plus élevées que celles perceptibles par l'oreille humaine. Une vibration mécanique engendrée par un palpeur émetteur se propage dans le matériau en se réfléchissant sur les faces. Une partie du faisceau est interceptée par le défaut et renvoyée vers un palpeur récepteur qui convertit la vibration en signal électrique [SIL84]. On observe sur l'écran de visualisation un écho caractéristique apparaissant à une distance donnée sur la base de temps. Ce type de contrôle, appelé «Mode écho», permet la détection précise de la position des défauts dans le volume du matériau.

Des sondes multiéléments sont développées depuis quelques années [MAH02], et permettent la mise en place de techniques complexes pour la recherche des défauts de

dimensions submillimétriques. Ces derniers requièrent l'utilisation des ondes sonores de fréquences relativement élevées, pour lesquelles l'atténuation devient grande.

Le principe du contrôle par ultrasons comprend trois étapes (figure I.9) :

- La vibration mécanique engendrée par le palpeur émetteur se propage dans la pièce en se réfléchissant sur les faces.
- Une partie du faisceau est interceptée par le défaut et renvoyée vers le palpeur récepteur qui convertit la vibration en signal électrique.
- On observe sur l'écran de visualisation un écho caractéristique apparaissant à une distance donnée sur la base de temps.

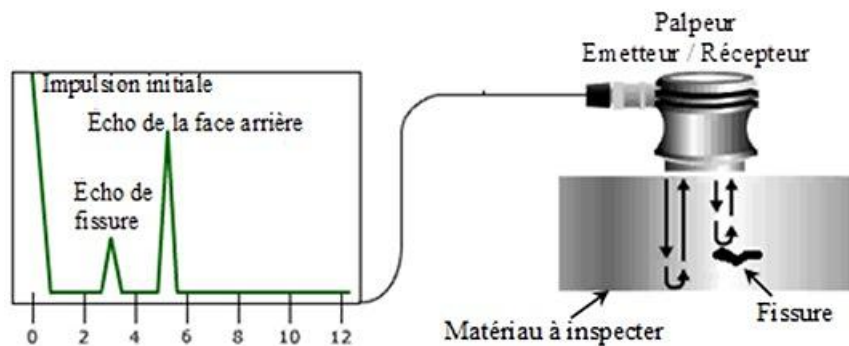


Figure I.9 : Principe du CND par ultrasons

Le contrôle par ultrasons présente un certain nombre d'intérêts [BUR86], [PFE06] :

- ✓ Les ultrasons sont sensibles aux défauts se trouvant au niveau de la surface du matériau ainsi que ceux cachés dans son volume.
- ✓ Détection flexible et simple des défauts enfouis et profonds.
- ✓ Les ultrasons s'adaptent aux matériaux métalliques ou composites et aux différentes géométries des pièces à inspecter ;
- ✓ Richesse de l'information fournie : Possibilité de localiser les défauts avec précision, de dimensionner les défauts et d'imager la région inspectée ;
- ✓ L'équipement technique donne instantanément les résultats.

Par ailleurs en ultrasons, le contact du palpeur avec la surface du matériau n'est jamais parfait ; il existe une couche d'air les séparant. En effet, la quasi-totalité de l'énergie émise par le transducteur à l'interface air-matériau ne pénètre pas à l'intérieure du matériau. Il y a ainsi nécessité de déposer un couplant liquide (eau, huile, ...) entre le palpeur et la surface du matériau [LEE05].

I.6.5 Contrôle non destructif par magnétoscopie

Le contrôle par magnétoscopie est un procédé de CND pour la détection des défauts surfaciques (défauts dits 'débochant') ou sous-jacents (jusqu'à quelques millimètres de la surface) dans les matériaux ferromagnétiques. Il consiste à aimanter l'objet à inspecter à l'aide d'un champ magnétique intense (figure I.10). En présence d'un défaut, les lignes de champ subissent une distorsion qui génère un champ de fuite local [ALN06]. La visualisation de ce dernier est obtenue soit à l'aide d'un liquide révélateur ferromagnétique appliqué sur la surface à examiner [JIL90], soit à l'aide d'un film magnétisable (Magnétographie) [KLA03], soit à l'aide d'un instrument électronique de mesure et visualisation de champ magnétique [HAU02]. Les défauts sont d'autant mieux détectés qu'ils se situent perpendiculairement au champ magnétique.

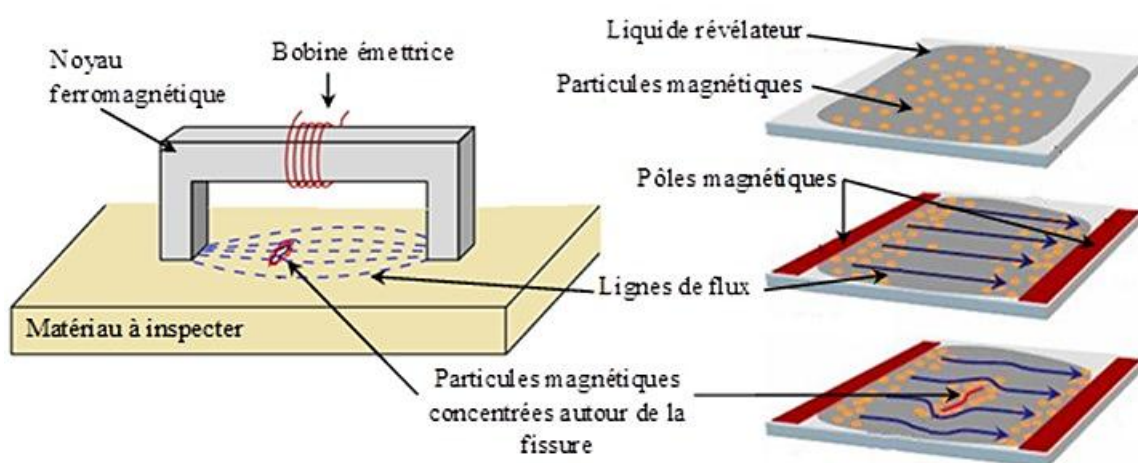


Figure I.10 : Principe du CND par magnétoscopie

Malgré la simplicité de la mise en œuvre du CND par magnétoscopie, son utilisation reste limitée aux matériaux ferromagnétiques. Cette technique est particulièrement efficace pour les défauts de surface de très petites dimensions, mais donne difficilement de bons résultats pour les défauts enfouis. De plus, la sensibilité de détection dépend de l'orientation du défaut par rapport à la direction générale des lignes d'induction. En fin, une désaimantation des objets inspectés après chaque contrôle est une nécessité obligatoire pour cette méthode.

I.6.6 Contrôle non destructif par courants de Foucault

Cette méthode consiste à créer des courants induits, appelés courants de Foucault, dans un matériau conducteur en faisant varier un flux magnétique. Pour ce faire, un excitateur externe est employé, souvent constitué d'une bobine parcourue par un courant alternatif. Ce dernier génère un champ magnétique principal variable qui dépend de la géométrie et des

caractéristiques de conductivité électrique σ et de perméabilité magnétique μ de son entourage. Si un matériau conducteur d'électricité baigne dans ce champ, il sera siège des courants de Foucault. Ces courants induits créent à leur tour un champ magnétique secondaire de réaction négative (figure I.11). La variation du champ magnétique résultant peut être mesurée au moyen d'une grandeur dérivée de l'impédance aux bornes de la bobine de réception [ROS12]. L'existence des zones de défauts superficiels dévient les lignes des courants de Foucault, et par suite modifie le champ magnétique résultant [HEL01, RAJ02].

Cette méthode des courants de Foucault permet de caractériser électriquement le matériau examiné et signaler leur état de santé. Suivant ses caractéristiques et les fréquences utilisées pour le signal d'excitation, les variations des champs créés par ces courants permettent de détecter des défauts en surface ou en profondeur.

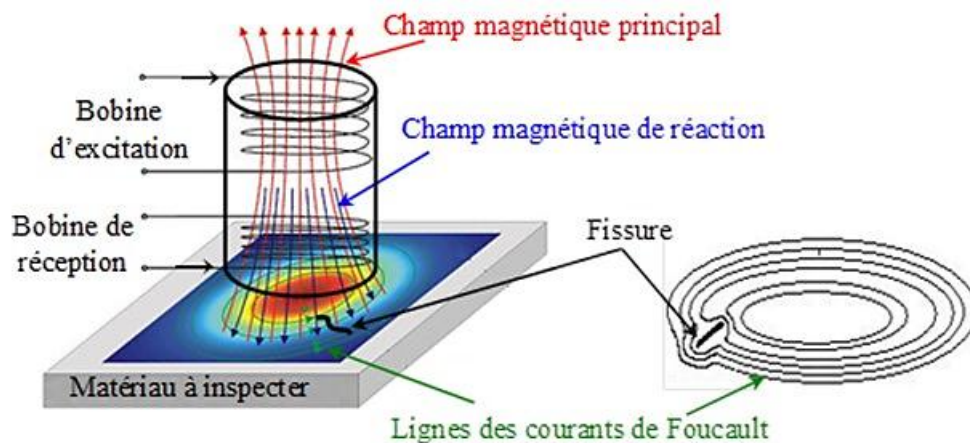


Figure I.11 : Principe du CND par courants de Foucault

La méthode des courants de Foucault est parfaitement adaptée aux contrôles de la maintenance des tubes de générateurs de vapeur, les remontées mécaniques, les ponts suspendus, les turboréacteurs, etc [XIN12, ZHO17]. De plus, la non nécessité d'un contact parfait de la sonde avec la surface du matériau, la possibilité de défilement à grande vitesse et la facilité d'intégration du procédé dans les chaînes de production rendent cette méthode d'un grand intérêt dans le cadre de maintenances ou d'étalonnages de matériel.

I.6.7 Contrôle non destructif par radiographie

Le principe de la radiographie est relativement simple : des rayons X ou γ (respectivement dans la gamme de fréquence de 3.10^{16} Hz - 3.10^{19} Hz et de 3.10^{19} Hz et plus) sont projetés par une source radioactive sur la structure à analyser (Figure 1.12). Ces ondes électromagnétiques (de très courte longueur d'onde) traversent en partie la structure, l'autre partie étant absorbée

par le matériau. Cette technique permet de visualiser les discontinuités dans le volume de l'objet contrôlé, sur une image à deux dimensions. L'image radiographique est obtenue en captant les rayons ressortant grâce à un détecteur qui est soit [CRA16] :

- ✓ un film argentique,
- ✓ un écran photo-stimulable à mémoire réutilisable,
- ✓ un ensemble de détecteurs numériques.

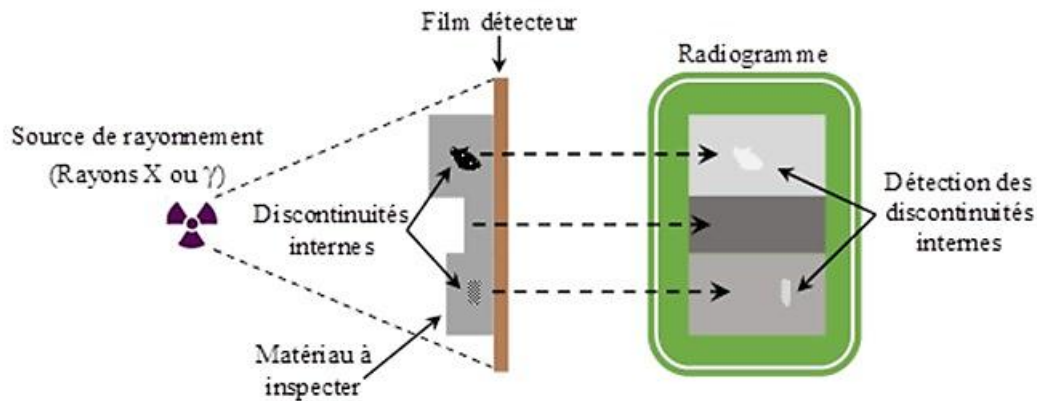


Figure I.12 : Principe du CND par radiographie

La radiographie est utilisée industriellement pour contrôler la santé interne d'une pièce. Elle permet de détecter des défauts débouchants et internes, de rechercher des imperfections de fonderie ainsi que pour inspecter la qualité de soudures [DIT96]. Cette méthode contrôle l'intégrité de tous types de matériaux composites et de pièces à géométrie complexe [GHO16].

Pour des raisons de sécurité, les opérateurs en radiographie doivent utiliser cette technique avec beaucoup de précaution. En effet la salle de contrôle doit être entourée d'une couche importante de plomb pour confiner les radiations. La taille de l'échantillon est aussi limitée.

I.6.8 Contrôle non destructif par tomographie

Très utilisée dans le domaine médical, la tomographie est une technique de contrôle de pièces et de matériaux par interaction Rayonnement-Matière et reconstruction en 3D par collection de données suivant de multiples orientations. Basée sur le principe de la radiographie (même source de rayonnement X ou γ) [THI13], cette méthode permet de détecter et dimensionner des anomalies à l'intérieur des objets ou bien encore d'examiner en temps réel des matériaux soumis à des contraintes [MAL11].

Le domaine de la tomographie à rayons X est étendu en CND, à tous types de pièces et matériaux allant de l'infiniment petit (nano tomographie) au volumineux (tomographie

industrielle de gros objets). En effet, Elle permet donc d'accéder au cœur du matériau pour en apprécier les variations d'absorptions radiologiques et les différences de composition. De plus, elle localise très finement toute hétérogénéité, singularité, vide ou inclusion présents dans un objet, ainsi qu'elle vérifie l'assemblage et le positionnement des ensembles mécaniques complexes. Ensuite, cette technique prometteuse a bien adapté ses paramètres au domaine industriel de l'aéronautique, l'automobile, l'électronique, ... [HAN08].

Les tomographes industriels sont généralement constitués d'un tube à rayons X, d'un détecteur numérique et d'un jeu d'axes mécaniques, enfermés dans une cabine de radioprotection. Une unité informatique est également nécessaire pour l'acquisition, le traitement et la reconstruction 3D des images tomographiques (figure I.13).

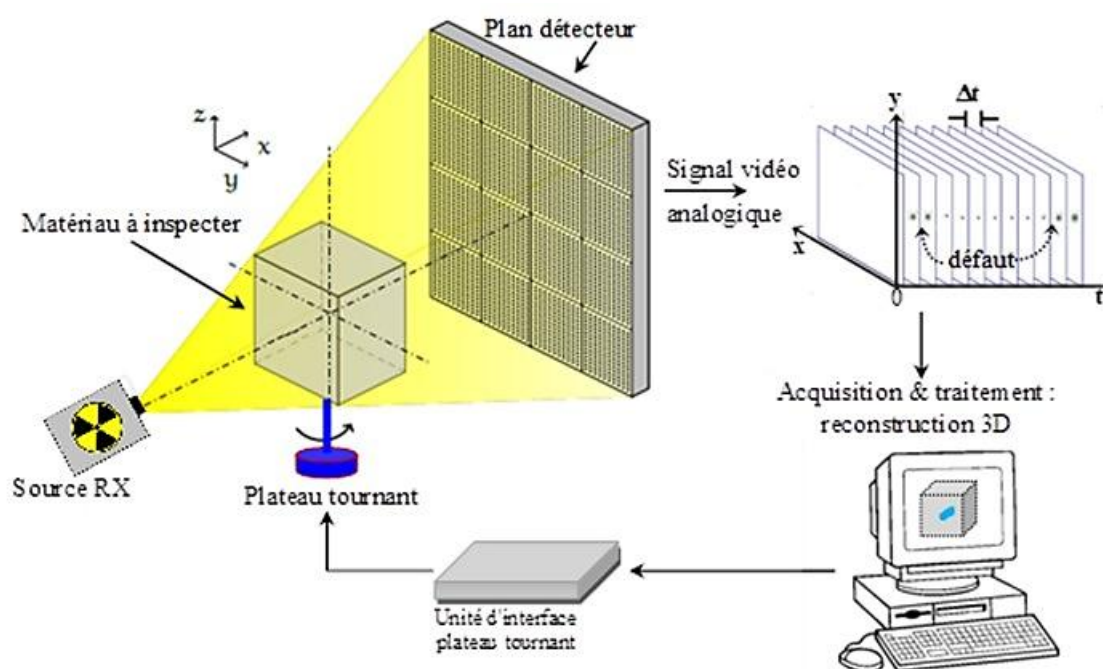


Figure I.13 : Principe du CND par tomographie

I.6.9 Contrôle non destructif par shearographie

La shearographie a été développée initialement par Leendertz en 1973 pour l'observation plein champ de défauts de surface. Cette technique, aussi appelée interférométrie différentielle ou interférométrie de speckle à décalage, est un phénomène d'apparence aléatoire résultant de l'éclairement d'une surface optiquement rugueuse par une lumière cohérente. En effet un détecteur CCD observe deux images décalées du même objet à examiner et moyennant un éclairage cohérent (Laser), la rugosité de l'objet donne une granularité lumineuse sous forme d'image, appelée speckle. Cette granularité sera différente lorsque l'objet se déformera [FRA13, HUN09]. Contrairement à l'interférométrie de speckle classique qui comporte un

faisceau de référence, c'est la lumière réfléchie par l'objet qui est dédoublée. Ces deux faisceaux, légèrement décalés d'une quantité δ , interfèrent sur le détecteur CCD d'une caméra. Ce décalage peut être généré par un interféromètre de Michelson comme décrit en figure 1.14. Un cristal piézoélectrique est placé derrière le miroir M_2 afin d'ajouter si nécessaire un terme de phase connu au signal.

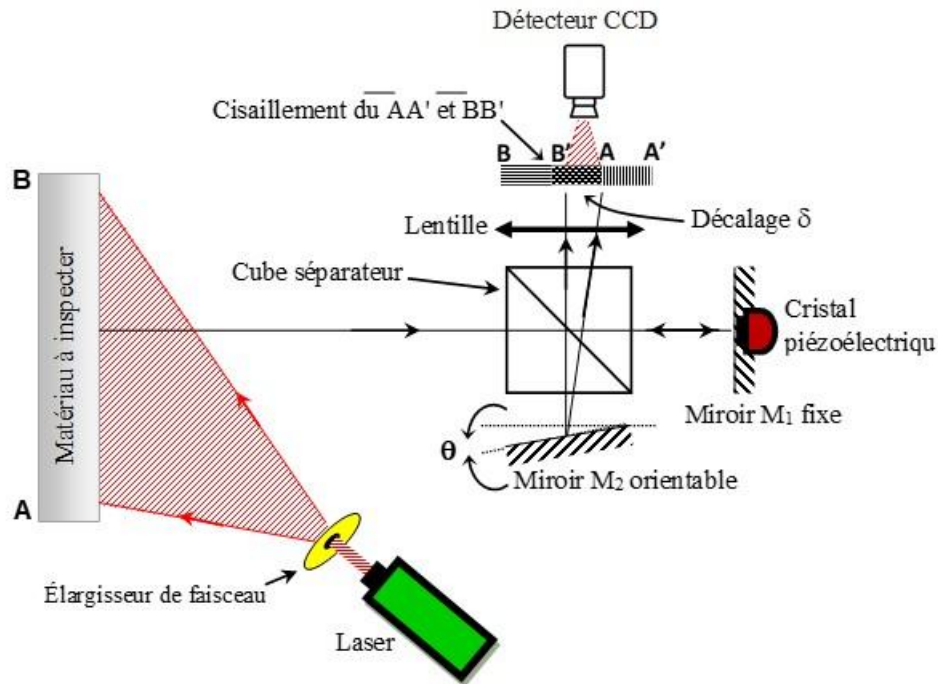


Figure 1.14 : Exemple de configuration expérimentale d'un système de shearographie utilisant un interféromètre de Michelson

Afin de pouvoir détecter la présence de défauts à l'aide de la shearographie, une contrainte d'origine mécanique ou thermique peut être appliquée à l'échantillon à tester [AND12, HUA09]. En effet, la méthode d'excitation mécanique la plus commune est une contrainte locale sous forme d'une différence négative de pression par rapport à l'atmosphère. L'efficacité de cette méthode a été démontrée particulièrement dans le domaine de l'aéronautique pour l'inspection de structure d'avions. En outre, La présence simultanée d'un matériau ayant des coefficients d'expansion thermique différents, dans un champ de température hétérogène, contribue à la création d'une contrainte thermique. Cette approche, est caractérisée par sa facilité de mise en œuvre sur le terrain. De plus l'excitation thermique permet d'analyser temporellement le signal acquis.

La figure 1.15 illustre un exemple de traitement des données d'images capturées par un système de shearographie pour un matériau CFRP [MAY02]. En effet, le détecteur CDD capte les deux images $Im1$ (sans contrainte) et $Im2$ (sous contrainte). Ces images sont soustraites l'une

de l'autre, ce qui conduit à une image dite de différence de phase qui contient toutes les informations sur la déformation du matériau, et les défauts sont déjà assez visibles. Une opération de filtrage de cette dernière image, améliore l'affichage des défauts cachés et rend l'évaluation des résultats de mesure encore plus facile.

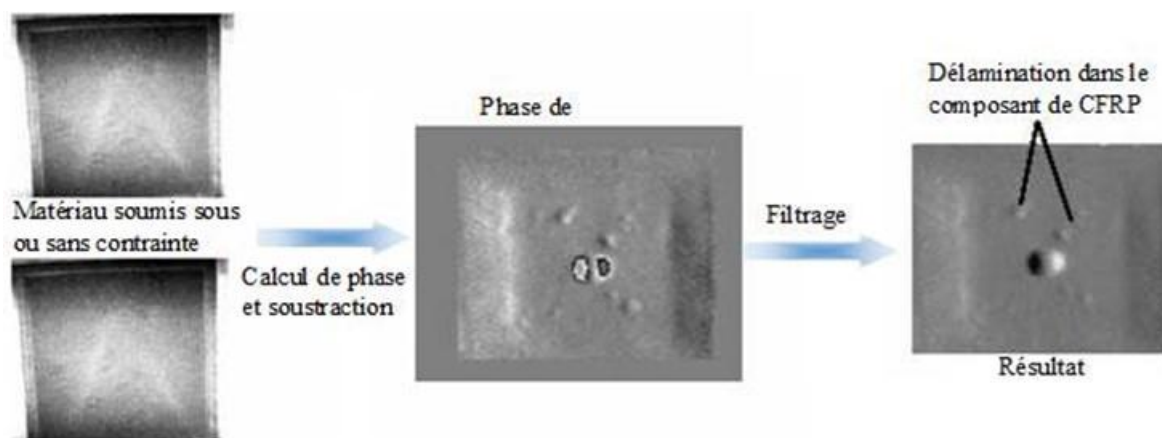


Figure I.15 : Processus de traitement des données d'images shearographiques [MAY02]

I.6.10 Contrôle non destructif par thermographie

Cette technique est l'objet de ce mémoire, et sera traitée de façon assez détaillée dans le chapitre suivant. Son principe basé sur l'observation du comportement thermique de la surface du matériau soumis à un flux uniforme de chaleur pendant une courte durée. En effet, la présence de défauts débouchants en surface ou internes entraîne à une discontinuité dans le matériau et perturbe la propagation du flux thermique ce qui se traduit par un écart de la température ΔT appelé contraste thermique. La mesure de ce contraste thermique et de l'instant t pour lequel il est maximum renseigne sur la nature et la profondeur du défaut. Cette technique révèle aussi les propriétés thermophysiques des matériaux (diffusivité thermique et donc conductivité thermique) [MAL01].

En CND par thermographie, deux configurations sont possibles. La méthode flash thermique en mode réflexion ou en mode transmission (figure I.16).

En mode transmission (figure I.16 (a)), ou contrôle face arrière, la source d'excitation constituée de deux lampes flash, est située à l'opposé de la surface d'inspection. En mode réflexion, ou contrôle face avant, (figure I.16 (b)), la face à inspectée est située du même côté de la source de stimulation.

Le test en mode réflexion est plus approprié pour détecter des défauts proches de la surface observée, tandis que le mode transmission est bien adapté à la détection de

discontinuités proches de la surface opposée à celle de la source d'excitation (défauts plus profonds) [MAL93].

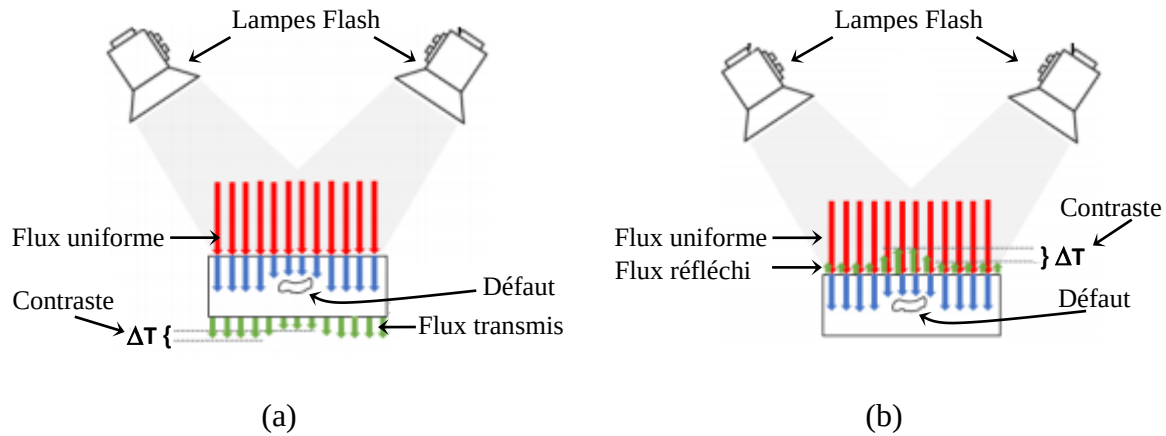


Figure I.16 : Principe de test par thermographie : (a) mode transmission, (b) mode réflexion

Dans le cas d'un défaut isolant ou d'une inclusion d'air, en mode réflexion, un point chaud sera identifié côté flux entrant, tandis qu'en mode transmission, ce défaut est identifié comme point froid, côté flux sortant. La figure I.17 présente les courbes d'évolution de température relevées dans ces deux cas [FER16]. Le défaut est bien illustré par la présence d'un contraste thermique ΔT entre la zone saine sans défaut et la zone avec défaut.

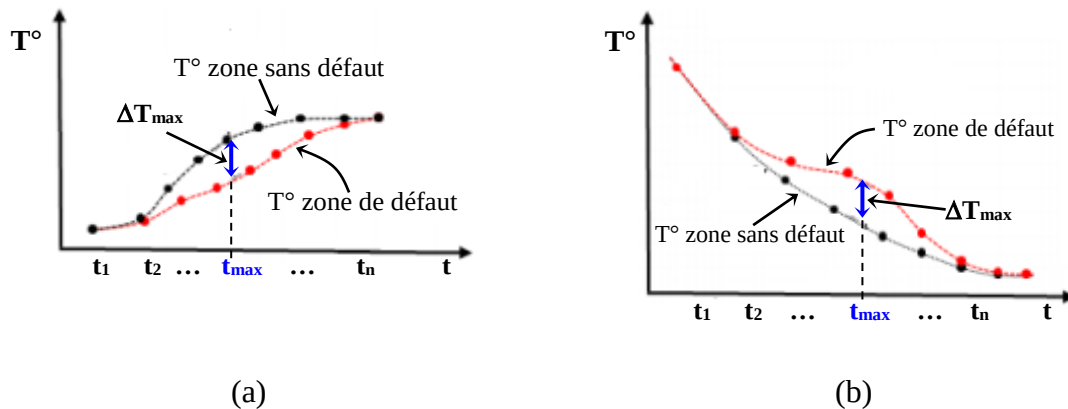


Figure I.17 : Courbes de température relevées par la méthode flash thermique en :
(a) mode réflexion, (b) mode transmission

Enfin, il faut signaler qu'en contrôle CND par thermographie, le choix des conditions expérimentales est important, en particulier, la position des sources d'excitation par rapport à l'objet à chauffer, de manière à éviter les non-uniformités de chauffe et les réflexions parasites.

I.7. Synthèse

L'étude bibliographique objet de ce chapitre a pour but la comparaison des différentes techniques de CND pour la localisation de défauts au sein des matériaux homogènes. Le tableau I.1 illustre l'évaluation de certaines caractéristiques des méthodes de CND les plus répandues dans l'industrie. L'évaluation dans [KUH13] montre que chaque méthode présente des avantages et des inconvénients relatifs aux points essentiels suivants (figure I.18):

- ✓ **Le matériau** : la méthode choisie est-elle adaptée pour les matériaux conducteurs et/ou isolants ? Par exemple la Magnétoscopie est utilisée pour les structures métalliques, mais la radiographie X est appliquée aux structures composites. Par contre on trouve que la thermographie est bien adaptée aux deux structures.
- ✓ **La géométrie** : le matériau peut-elle avoir une géométrie complexe ? De plus, est-il possible d'appliquer la méthode directement sur le matériau sans avoir besoin de le décomposer ? La taille de l'échantillon est théoriquement illimitée pour la majorité des méthodes à l'exception des celles de la radiographie.
- ✓ **Le type de détection** : La source d'excitation et les capteurs de la détection peuvent être positionnées aux côtés opposés du matériau, on parle du test par 'transmission', ou au contraire du même côté, test par 'réflexion'. La méthode de la thermographie peut être appliquée pour les deux tests.
- ✓ **Le type de défaut détecté** : On trouve des méthodes qui ne s'adaptent que pour détecter des défauts surfaciques, d'autres pour les sub-surfaciques ou en profondeur.
- ✓ **L'impact de la méthode** : Quel est l'effet de l'application d'une telle méthode sur le matériau ? La méthode risque-t-elle de créer des dommages supplémentaires ? La méthode en elle-même ou l'équipement requis est-il/elle dangereux pour l'environnement ? La méthode de ressuage et celle de la radiographie ont des impacts sur l'environnement et l'opérateur.
- ✓ **L'industrialisation** : Quel est le coût global de l'installation d'une méthode ? La méthode est-elle facile à mettre en place et/ou à automatiser afin de l'industrialiser ? L'équipement de la thermographie possède plusieurs avantages. En plus de son installation et de sa mise œuvre facile, Il nous fournit un nombre important de données qui rend la détection et la caractérisation des défauts très performant. Par contre, le coût d'un équipement reste à l'heure actuelle, parmi les plus chers.

	<i>Procédés optiques</i>		Acoustiques		Champ magnétique		Rayonnement			Thermique
Techniques	Examen Visual	Ressuage	Emission Acoustique	Ultrasons	Magnétoscopie	Courants de Foucault	Radiographie X	Tomographie	Shearographie	Thermographie
Applicable aux structures métalliques	+++	+++	+++	+++	+++	+++	--	--	+++	+++
Applicable aux structures composites	+++	+++	+++	+++	---	---	+++	+++	+++	+++
Structure testée directement	+++	+++	+++	---	+++	+++	---	---	++	+++
Taille de l'échantillon testé	+++ illimité	+++ illimité	+++ illimité	- limité	+++ illimité	+++ illimité	--- limité	--- limité	- limité	+++ illimité
Echantillon à géométrie complexe	-	---	+	++	---	-	+++	+++	+	+
Test par transmission	---	---	+++	+++	---	---	+++	+++	---	+++
Test par réflexion	+++	+++	+++	+++	+++	+++	---	---	+++	+++
Champ de mesure	+++	--	---	++	++	++	++	++	+++	+++
Détection de défauts de surface	+++	+++	+	+++	+	+	+++	+++	+++	+++
Détection de défauts enfouis	---	---	+++	+++	+	++	+++	+++	+	+++
Type de contact	+++ Air	--- Fluide	- Fluide/Solide	+ Fluide/Air	--- Solide	+ Solide	+++ Air	+++ Air	+++ Air	+++ Air
Respect de l'intégrité de la structure	+++	-	+++	+	-	+++	+	+	+++	++
Respect environnemental	+++	---	+++	+	+++	+++	---	---	+++	+++
Implémentation de la méthode	+++	+++	+++	-	+++	+++	---	---	+	+
Degré de possibilité de l'automatisation	+++	---	-	+++	---	-	---	+	++	+++
Prix d'un équipement standard	+	+++	++	--	+++	++	---	---	+	-

Tableau I.1 : Principales caractéristiques des méthodes traditionnelles de CND utilisées dans l'industrie [KUH13]

--- : Très mauvaise adéquation avec la caractéristique considérée, voire impossible à réaliser

+++ : Très bonne adéquation avec la caractéristique considérée

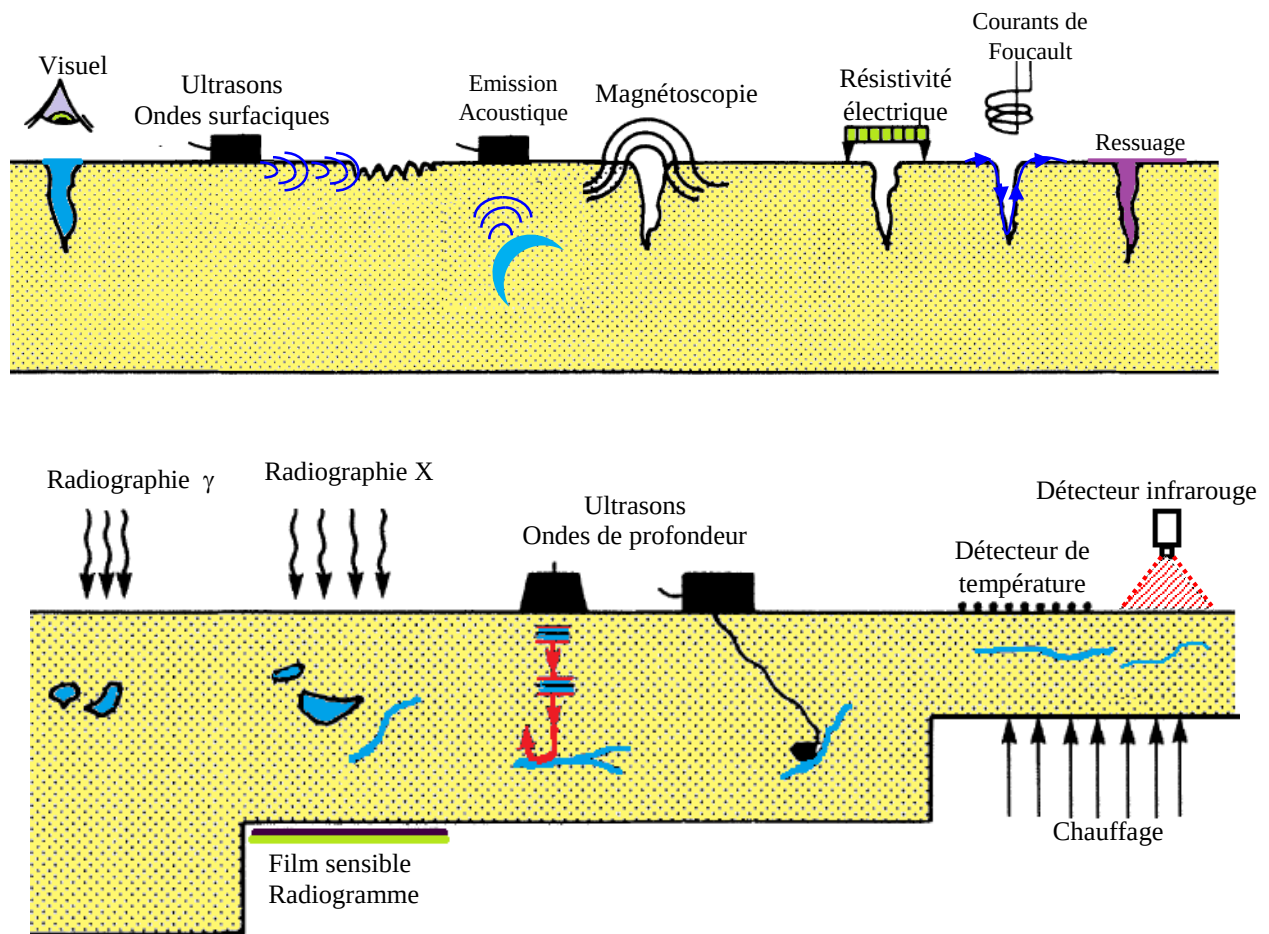


Figure I.18 : Illustration des principales méthodes de CND les plus reconnues

I.8. Conclusion

Ce chapitre traite l'état de l'art de quelques méthodes de CND utilisées en industrie. Premièrement, nous avons commencé la discussion avec une présentation des types de défauts les plus rencontrés dans les matériaux et qui sont de deux types, à savoir micro et macro-défauts. De même que les défauts des composites stratifiés à fibres de carbone, constitués un problème majeur dans la construction aéronautique et aérospatiale. Ensuite, quelques conseils importants ont été présentés sur la méthodologie de point de vue propriétés physiques de l'objet à inspecter et le type du signal d'excitation appliqué. Par la suite, nous avons classifié les techniques de CND en trois classes, selon la position du capteur de mesure, les phénomènes physiques mis en jeu et les précautions de sécurité et de l'environnement. Le choix optimal d'une méthode du CND est obtenu en sélectionnant le meilleur de chacun des trois classes. Par ailleurs, nous avons présenté les normes de certification et de qualification du personnel opérateur de CND conformément aux normes internationales et une brève description des méthodes les plus répandues. Chaque méthode est présentée de point de vue de sa classification, ses performances,

les phénomènes physiques sur lesquels elle s'appuie, le mode d'utilisation et le matériel nécessaire pour sa mise en œuvre. Enfin, une note de synthèse comparative à l'aide des critères d'évaluation montrant que chaque méthode possède ses avantages et ses inconvénients est donnée. Il apparaît que la méthode par thermographie présente plusieurs avantages, qui la rendent aujourd'hui la plus attractive. Les principes de base de cette méthode feront l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE II

METHODE FLASH THERMIQUE TRANSITOIRE POUR LA CARACTERISATION DES PROPRIETES THERMOPHYSIQUES DES MATERIAUX

Sommaire du Chapitre II

Nomenclature du Chapitre II.....	44
II.1 Introduction.....	45
II.2 Les techniques de mesure de la température de surface	46
II.2.1 Les notions de métrologie thermique.....	46
II.2.2 Notions de température de surface	46
II.2.3 Mesure par contact de la température de surface	47
II.2.4 Mesure sans contact de la température de surface : détecteurs infrarouges	49
II.3 Notions de bases de transferts de chaleur	50
II.3.1 Transfert par conduction.....	50
II.3.2 Transfert par rayonnement.....	51
II.3.3 Transfert par convection	51
II.3.4 Paramètres de base pour la caractérisation des propriétés thermophysiques.....	52
II.4 Evolution de la méthode flash thermique transitoire	53
II.4.1 Première méthode flash thermique de Parker.....	53
II.4.1.1 Thermogramme de la face arrière	55
II.4.1.2 Thermogramme de la face avant.....	56
II.4.2 Méthode flash thermique transitoire avec pertes.....	57
II.4.2.1 Méthode des temps partiels.....	57
II.4.2.2 Méthode des moments partiels.....	58
II.5 Modélisation de la méthode flash.....	59
II.5.1 Modélisation par la méthode des quadripôles	59
II.5.2 Estimation des paramètres du modèle par méthode inverse.....	62
II.5.3 Etude de la sensibilité.....	66
II.7 Conclusion.....	70

Nomenclature du Chapitre II

α	Diffusivité thermique, $m^2.s^{-1}$
λ	Conductivité thermique, $W.m^{-1}.K^{-1}$
ϵ	Coefficient d'émission de la surface
ϕ	Flux de conduction dans le matériau, W
ϕ_c	Flux de convection avec l'air, W
ϕ_r	Flux du rayonnement, W
φ	Densité du flux thermique, $W.m^{-2}$
φ_0	Densité du flux thermique de Dirac, $W.m^{-2}$
ρ	Masse volumique, $Kg.m^{-3}$
$\theta(z, p)$	Transformée de Laplace de la température $T(z, t)$
$\Phi(z, p)$	Transformée de Laplace du flux $\phi(z, t)$
χ^2	Ecart quadratique
X_{β_j}	Sensibilité au paramètre β_j
Q	Quantité de chaleur, J
h	Coefficient d'échange, $W.m^{-2}.^{\circ}K^{-1}$
c	Capacité thermique massique, $J.K^{-1}.Kg^{-1}$
b	Effusivité thermique, $J.K^{-1}.m^{-2}.s^{-1/2}$
$M_{i=0 \text{ ou } -1}$	Moments d'ordre 0 et -1
T_s	Température de la surface d'échange, $^{\circ}C$
T_a	Température ambiante, $^{\circ}C$
T_f	Température du fluide (liquides ou gaz), $^{\circ}C$
T	Température, $^{\circ}C$
T_i	Température initiale, $^{\circ}C$
T_N	Température normalisée
T_{Lim}	Température limite atteinte, $^{\circ}C$
S	Surface, m^2
e	Epaisseur, m
z	Coordonnée dans l'axe perpendiculaire à la surface
p	Variable de Laplace, s^{-1}
V_k	Coefficients de Stehfest de la transformée de Laplace inverse
t_0	Durée du Flash, s
$t_{1/2}$	Temps de la demi-montée, s
t_c	Temps caractéristique, s
t_{max}	Temps de la température T_{max} , s

II.1 Introduction

La méthode Flash thermique transitoire, est une méthode standard employée couramment pour la caractérisation des propriétés thermophysiques des matériaux. En effet, il s'agit d'exciter par un flux thermique impulsionnel (Dirac en théorie), un échantillon d'un matériau sur l'une de ces faces et de suivre l'élévation de sa température soit sur la même face, c'est la méthode flash en mode réflexion, soit sur la face opposée, c'est la méthode flash en mode transmission. À l'aide d'un modèle théorique adapté, on en déduit par méthode inverse la diffusivité thermique du matériau. Cette méthode, que nous allons décrire plus en détails dans les parties suivantes, a été mise au point par Parker et coauteurs [PAR61] avant d'être reprise et améliorée par Degiovanni [DEG77]. Initialement, elle a été utilisée pour mesurer la diffusivité thermique des matériaux solides et opaques dans lesquels le transfert de chaleur est considéré purement conductif. Plus tard, ses applications ont été étendues aux plusieurs domaines tel que le CND par thermographie [MAI96].

Ces dernières années, les essais non destructifs par les techniques de la thermographie ont connu un essor considérable. Ils sont devenus de plus en plus populaires dans le domaine de l'inspection des matériaux et des structures. De nombreuses approches basées sur les techniques de thermographie incluant les algorithmes de traitement des données et les implémentations pratiques sont documentées dans [VAV15, ALM12, FEU12, IBA04, MAL96]. Leurs performances sont largement étudiées dans divers cas afin d'inspecter des matériaux contenant différentes anomalies de surface ou interne telles que les délaminages, les fissures, les infiltrations d'air, corrosions [MEO17, BEN13, VAG09]. Dans les procédés de thermographie active, le matériau à inspecter est excité avec une source de chaleur et les variations de température sur ses surfaces sont surveillées pendant le chauffage ou le refroidissement. L'analyse des processus de chauffage et de refroidissement pendant et après l'excitation est aujourd'hui une technique bien établie de caractérisation thermo-physique et de CND des matériaux.

Dans ce chapitre, nous présentons la méthode flash thermique en mode transmission en tant que méthode fondamentale de mesure de la diffusivité thermique locale des matériaux. Dans un premier temps, nous faisons une illustration des techniques de mesure de la température de surface, suivie d'un rappel sur les notions fondamentales en transfert de chaleur. En deuxième lieu, nous exposerons un modèle permettant d'identifier la diffusivité thermique locale d'un matériau solide opaque par méthode inverse. Cette modélisation 1D se base sur une résolution semi-analytique de l'équation de la chaleur par la méthode des quadripôles

thermiques. Une minimisation de l'erreur quadratique totale entre les deux thermogrammes simulé et expérimental est effectuée en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) [MOR78]. A la fin de ce chapitre nous ferons un état de synthèse.

II.2 Les techniques de mesure de la température de surface

II.2.1 Les notions de métrologie thermique

La métrologie thermique s'intéresse à la mesure des grandeurs thermiques : températures, flux de chaleur et propriétés thermophysiques des matériaux [HLA90].

Classiquement, on distingue deux catégories en métrologie des températures : les méthodes de mesure par contact mécanique et les mesures sans contact. Pour la première catégorie, les thermocouples basés sur les effets thermoélectriques, sont les instruments de mesure les plus répandus dans de nombreuses applications dans des secteurs comme le développement et la recherche [GEN09]. Les couples thermoélectriques miniaturisés, bien que fragiles, jouent un rôle important dans les domaines de recherche fondamentale et appliquée [WIL11, SEG01]. Peu coûteux et relativement faciles à mettre en œuvre, dans certains cas, ils restent les capteurs les plus utilisés pour la mesure de la température aux petites échelles et même dans les systèmes complexes.

En ce qui concerne les mesures sans contact, ceux-ci se ramènent souvent à des mesures de flux radiatifs. Les progrès réalisés dans les domaines de la microélectronique et la micro-technologie appliqués aux détecteurs infrarouges, offrent de nouvelles possibilités très puissantes dans la mesure et le traitement [KIM18, DAI10].

En science de la caractérisation des propriétés thermophysiques des matériaux, la mesure des grandeurs telles que la conductivité, la diffusivité, l'effusivité thermiques et la chaleur massique, revêt une importance majeure. Leur connaissance permet l'analyse des nouveaux matériaux destinés à diverses utilisations et la maîtrise des processus de fabrication [MOU14, CHE14, LAA13].

II.2.2 Notions de température de surface

La température de surface correspond à celle de l'interface entre deux milieux de natures différentes, l'un étant un solide, l'autre généralement de l'air. Elle est proportionnelle à l'énergie d'agitation moyenne des particules qui constituent la matière, à l'équilibre thermodynamique. Plus la vitesse d'agitation des particules considérées est grande, plus la température du milieu sera élevée. La représentation de la figure II.1 illustre ce propos. C'est

donc une notion indissociable de celle de la matière (il n'y a pas de température du vide). Nous appliquons une approximation de telle façon que la température de la surface correspondra à celle régnant dans le volume immédiatement situé sous l'interface solide/air. Cette température est issue de l'équilibre thermique entre les flux de conduction ϕ dans le matériau, de convection ϕ_c avec l'air et du rayonnement ϕ_r [FAV15].

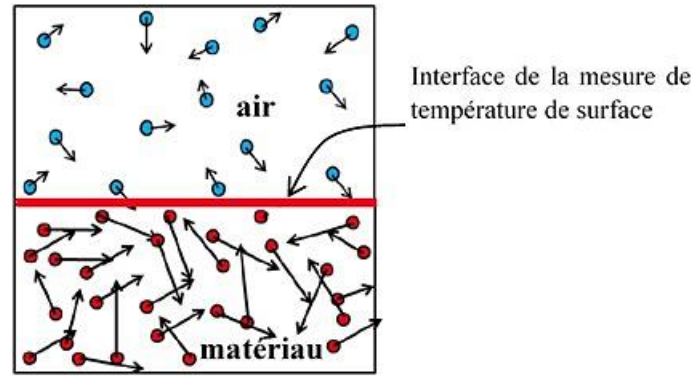


Figure II.1 : Illustration de la température de surface par l'agitation particulaire

Le schéma de la figure II.2 illustre cette approximation où la température de surface est matérialisée par un petit élément de matière dS , appartenant à la frontière matériau-air.

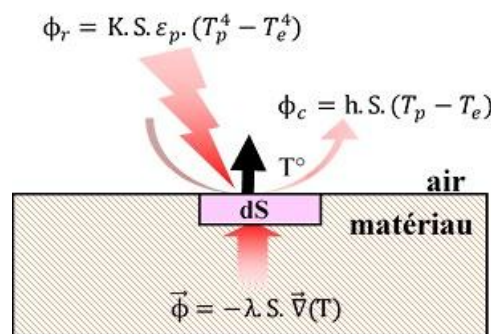


Figure II.2 : Illustration de la matérialisation de la température de surface avec les modes de transferts thermiques

L'application d'un capteur thermométrique sur la surface va venir perturber cet équilibre thermique pour en créer un nouveau. Le nouvel équilibre thermique obtenu par de tel capteur fera l'objet de la mesure : il faudra donc identifier et quantifier les facteurs d'influence. Les corrections apportées à la mesure permettront de connaître la température d'équilibre qui régnait avant l'application du thermomètre.

II.2.3 Mesure par contact de la température de surface

Ces mesures sont réalisées avec un capteur thermométrique de surface pour mesurer la température surfacique. Les capteurs peuvent être de formes variées (disque ou plaque mince,

cylindre, etc.), ou encore être déposés en couche mince sur la surface. Il est nécessaire qu'ils soient en contact le plus intime possible avec le milieu et qu'ils perturbent le moins possible les transferts de chaleur superficiels.

On distingue plusieurs types de dispositifs de mesure par contact direct. Il s'agit principalement de couples thermoélectriques, résistances, films, etc. Dans les méthodes de caractérisation des propriétés thermiques des matériaux, les couples thermoélectriques présentent de nombreux avantages qui sont la simplicité, le faible prix, les petites dimensions, une réponse rapide, la facilité d'adaptation à chaque application et la robustesse. Ces capteurs sont donc bien adaptés aux mesures ponctuelles, le régime thermique étant permanent ou transitoire. De plus, leur domaine d'utilisation va de quelques kelvins à 1400 K sans problème, jusqu'à 2600 K avec du tungstène, voire 2800 K avec des couples thermoélectriques non métalliques [MAH98].

La figure II.3 illustre certains arrangements possibles pour monter les couples thermoélectriques sur la surface du matériau. En effet, l'arrangement le plus simple consiste en un couple thermoélectrique dont la tête qui est attachée sur la surface par soudage, collage ou simple pression (a). Pour des mesures plus précises, on est conduit à utiliser un disque conducteur mince pour accroître la surface de contact (b et c), afin de réduire l'effet de la résistance du contact. La fixation du disque avec la surface peut se faire soit par soudage (c'est la meilleure solution), soit par collage ou par pression au moyen d'un ressort.

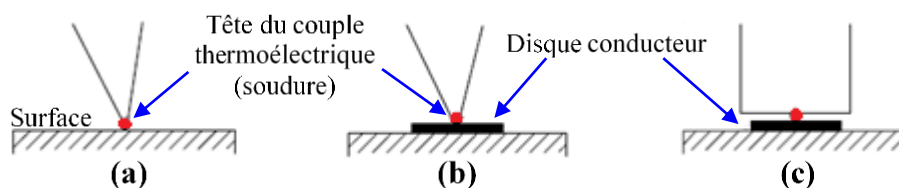


Figure II.3 : Exemple de fixation de couples thermoélectriques avec la surface

Dans ce travail, nous avons conçu un capteur de température surfacique comportant plusieurs thermocouples de type K (Chromel-Alumel). Ce thermocouple est conforme à la classe de tolérance N°1 (CEI 584.2). Le diamètre du fil est de 0,2 mm et les jonctions sont exposées pour avoir un temps de réponse plus rapide ($<1s$). De plus, pour réduire les erreurs de mesure et les effets de la résistance de contact, nous avons mis une couche très mince d'une pâte thermo-conductrice entre les têtes des thermocouples et la surface du matériau afin d'assurer le bon contact.

II.2.4 Mesure sans contact de la température de surface : détecteurs infrarouges

Chaque corps dont la température est supérieure au point zéro absolu de $-273,15^{\circ}\text{C}$ ($= 0$ Kelvin) émet en sa surface un rayonnement électromagnétique proportionnel à sa propre température appelé rayonnement propre. Une partie de ce rayonnement est un rayonnement infrarouge pouvant être utilisé pour la mesure thermique. Ce rayonnement traverse l'atmosphère et est focalisé à l'aide d'une lentille (optique d'entrée) sur un élément de détection qui génère un signal électrique proportionnel au rayonnement. Le signal est amplifié et transformé via traitement numérique subséquent en une grandeur de sortie proportionnelle à la température de l'objet. La valeur de mesure peut faire l'objet d'un affichage sur écran ou être émise sous forme de signal analogique (Figure II.4) [ROG00, MCG88].

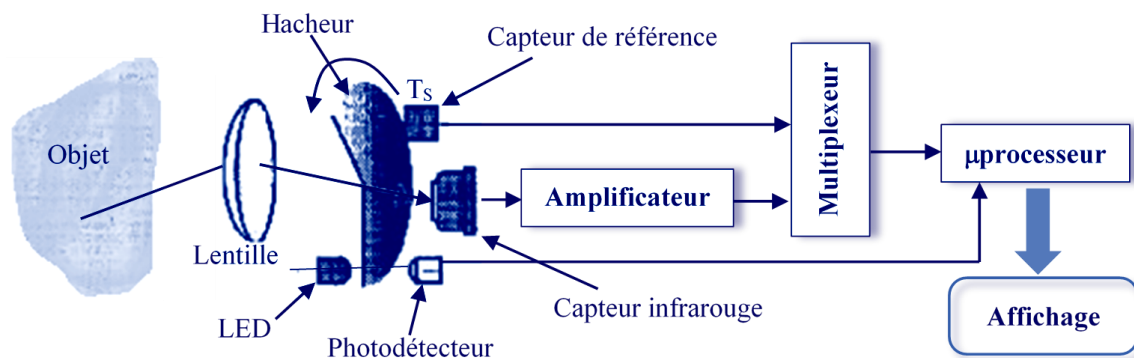


Figure II.4 : Exemple de schéma de principe d'un détecteur thermique par infrarouge

On connaît deux principales familles de détecteurs thermiques par infrarouge :

- *Les thermomètres infrarouges:* Ces détecteurs génèrent un courant quand ils sont exposés à un rayonnement infrarouge. Placés proches de la surface dont on veut mesurer la température, ils délivrent un signal proportionnel à la température de surface. Leur intérêt est de permettre une mesure sans contact donc sans perturbation de la surface dont on veut mesurer la température. Ils présentent également un temps de réponse très faible ce qui permet d'étudier des phénomènes transitoires de quelques millisecondes.
- *Les imageurs infrarouges :* ce sont des caméras qui permettent de mesurer non plus une température ponctuelle mais un champ de grandeurs proportionnelles à la température. Le nombre d'informations à traiter devient très important et nécessite d'utiliser des techniques de traitement du signal performantes. Les applications sont multiples telles que la détection de défauts sans contact (CND) et l'analyse des champs thermiques des systèmes.

Dans le présent travail, nous avons réalisé des expérimentations à l'aide d'une caméra infrarouge haute résolution de référence 'ca1888' de Chauvin-Arnoux (figure II.5). Cette caméra dispose d'un détecteur infrarouge de type micro-bolomètre UFPA, délivrant des images thermiques extrêmement nettes d'une résolution de 384x288 pixels. Associée à son téléobjectif 24°x18°, cette caméra permet d'identifier distinctement les écarts de température d'éléments positionnés à plus de 10 mètres avec une résolution spatiale de 0.55 milli-radian. Enfin, grâce au logiciel RayCam report, on peut importer les images et accéder à une palette d'outils de traitement performants.

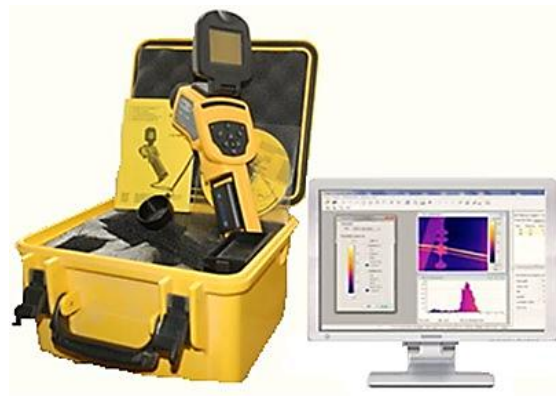


Figure II.5 : Caméra infrarouge ca1888 haute résolution avec ses accessoires installée au laboratoire thermique de l'EST de Salé

II.3 Notions de bases de transferts de chaleur

Le transfert de chaleur est une transmission d'énergie thermique d'une région à une autre, sous l'influence d'un gradient de température. On reconnaît classiquement trois modes de transmission de chaleur prédominant : la conduction, la convection et le rayonnement.

II.3.1 Transfert par conduction

La conduction est le mode de transfert de chaleur sans déplacement apparent de la matière sous l'effet d'un gradient de température. C'est le seul mode de transfert intervenant au sein des milieux solides. Le transfert de chaleur par conduction à l'intérieur d'un corps s'effectue selon deux mécanismes distincts : une transmission par la vibration des atomes et une transmission par les électrons libres. La théorie de la conduction repose sur la loi de Fourier : la densité du flux de chaleur unidirectionnelle transférée dans une direction z donnée est proportionnelle au gradient de température dans cette direction. Elle est donnée par :

$$\varphi = -\lambda \frac{dT}{dz} \quad (\text{II.1})$$

où φ la densité du flux de chaleur, λ conductivité thermique.

Dans le cas des gaz, le transfert thermique par conduction est le résultat de la diffusion moléculaire alors que dans les liquides et les solides diélectriques il a lieu à l'aide des ondes élastiques. Pour les métaux, la conduction est déterminée essentiellement par la diffusion des électrons libres des zones plus chaudes vers les zones plus froides, les oscillations élastiques de la matrice cristalline jouant un rôle mineur.

II.3.2 Transfert par rayonnement

Le rayonnement est une forme particulière de transfert thermique dans laquelle l'énergie est portée par des ondes électromagnétiques. Le phénomène de rayonnement est créé par l'émission et l'absorption des ondes électromagnétiques et par la transformation de celle-ci en chaleur. Ce mode de transfert ne nécessite aucun support matériel et ne fait intervenir ni déplacement de la matière, ni contact entre les objets ou les milieux échangeant de l'énergie. Par exemple, le rayonnement solaire est capable d'échauffer la terre bien que le milieu traversé soit à une température plus basse que la terre.

D'après la loi de Stéphan, le flux de chaleur échangé entre la surface d'un corps et le milieu ambiant peut s'écrire :

$$\phi = \epsilon \cdot \sigma \cdot S \cdot (T_s^4 - T_a^4) \quad (\text{II.2})$$

où $\sigma = 5.67 \cdot 10^{-8} \text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-4}$ la constante de Boltzmann, S la surface d'échange, ϵ le coefficient d'émission de la surface ($\epsilon = 1$ pour un corps noir et $\epsilon \ll 1$ pour corps gris), T_s la température de surface du corps et T_a la température ambiante.

II.3.3 Transfert par convection

La convection se réfère aux transferts thermiques qui a lieu dans les fluides, (liquides ou gaz) en mouvement. La convection est le processus de transfert thermique déterminé par le mouvement des particules élémentaires d'un fluide (liquide ou gaz) entre des zones ayant des températures différentes ; ce mouvement entraîne un mélange intense des particules fluides, qui échangent de l'énergie et de la quantité de mouvement entre elles. Si l'on désigne par h le coefficient d'échange de convection et par $(T_s - T_f)$ l'écart entre les températures moyennes de la surface d'échange et du fluide au contact, le flux thermique ϕ par unité de surface de contact se définit par :

$$\phi = h \cdot (T_s - T_f) \quad (\text{II.3})$$

où T_s la température de surface et T_f la température du fluide (liquides ou gaz).

II.3.4 Paramètres de base pour la caractérisation des propriétés thermophysiques

- **La conductivité thermique :**

En physique, la conductivité thermique est la grandeur introduite pour quantifier l'aptitude d'un corps à conduire de la chaleur. Elle représente la quantité de chaleur transférée par unité de surface et par unité de temps sous l'action d'une différence de température entre les deux extrémités d'un échantillon de ce corps, donc en présence d'un gradient de température.

Dépendant essentiellement de la nature des matériaux considérés, on la trouve généralement en relation directe avec la conductivité électrique d'un corps et peut s'exprimer de la manière suivante : à l'intérieur d'un matériau, on considère un petit élément de surface dS entourant un point M . Cette surface est traversée pendant un temps dt par une quantité de chaleur dQ suivant sa normale $\vec{n}$. La densité de flux de chaleur (figure II.6) $\vec{\phi}$ est proportionnelle au gradient de la température :

$$\vec{\phi}(x, y, z, t) = -\lambda \overrightarrow{\text{grad}}(T(x, y, z, t)) \quad (\text{II.4})$$

Le terme λ est la conductivité thermique du matériau, c'est le paramètre de référence dans l'étude du transfert en régime permanent.

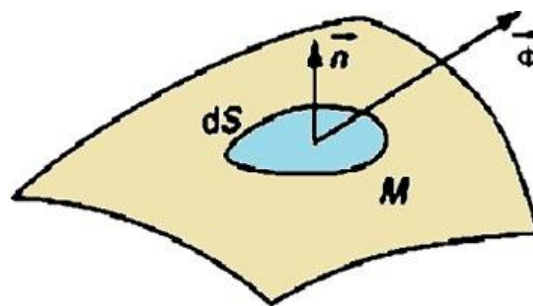


Figure II.6 : Densité de flux de chaleur

En général, ce sont les électrons libres dans un matériau solide qui sont le plus souvent associés aux transferts de chaleur. Par conséquent, la conductivité thermique va de pair avec la conductivité électrique. Par exemple, les métaux, bons conducteurs d'électricité sont aussi de bons conducteurs thermiques avec quelques exceptions très rares (comme le cas du diamant).

- **La diffusivité thermique :**

La diffusivité thermique est la grandeur physique qui caractérise la capacité d'un matériau à transmettre un signal de température d'un point à un autre de ce matériau. Elle dépend de la

capacité du matériau à conduire la chaleur (sa conductivité thermique) et de sa capacité à stocker la chaleur (capacité thermique). Physiquement, la diffusivité thermique exprime l'aptitude d'un corps à transmettre la chaleur plutôt qu'à l'absorber. Par conséquent, plus la diffusivité thermique d'un matériau est faible et plus la chaleur met plus de temps à le traverser.

La diffusivité thermique détermine l'inertie thermique d'un matériau, c'est-à-dire sa prédisposition à garder longtemps sa température initiale lorsqu'intervient une perturbation de cet équilibre thermique. Si la perturbation l'amène vers une nouvelle température d'équilibre, cette inertie thermique représente la "lenteur" avec laquelle ce nouveau point d'équilibre est atteint.

Lorsqu'un flux de chaleur traverse un matériau solide, en tenant compte de la relation (II.4) et de l'équation de conservation de l'énergie en conduction pure, on peut écrire :

$$\rho c \frac{\partial T}{\partial t} = \text{div}(\lambda \overrightarrow{\text{grad}}(T)) \quad (\text{II.5})$$

où ρ la densité volumique de matériau, et c la chaleur massique. Pour un milieu homogène isotrope où la plage de variations des températures est restreinte, la conductivité est considérée comme constante et on obtient alors :

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \alpha \cdot \Delta T \text{ avec } \alpha = \frac{\lambda}{\rho c} \quad (\text{II.6})$$

C'est l'équation de la chaleur où le symbole Δ désigne le Laplacien et le coefficient α est appelé diffusivité thermique du milieu.

- ***L'effusivité thermique :***

Cette grandeur détermine la capacité d'un matériau à stocker ou à déstocker rapidement une grande quantité d'énergie thermique en régime de température variable. Elle est déterminée à partir de la formule :

$$b = \sqrt{\lambda \rho c} = \sqrt{\alpha \rho c} \quad (\text{II.7})$$

Deux phénomènes se combinent simultanément : l'énergie est stockée localement en fonction de la capacité thermique du matériau et cette énergie est transférée aux régions voisines en fonction de la conductivité thermique du matériau.

II.4 Evolution de la méthode flash thermique transitoire

II.4.1 Première méthode flash thermique de Parker

La méthode flash a été proposée par W.J Parker et coauteurs [PAR61]. C'est une expérience en régime transitoire qui permet la caractérisation de la diffusivité thermique des matériaux des milieux homogènes. Cette méthode fut développée pour pallier aux insuffisances d'autres techniques de métrologie de l'époque, dont on reprochait les temps d'expériences trop longs, la nécessité d'utiliser des échantillons de taille importante, ainsi que les difficultés éprouvées face à leur extension aux hautes températures. Cette méthode a été développée de façon à répondre aux difficultés liées à la résistance de contact entre l'échantillon et la source d'excitation (utilisation d'une source d'excitation photothermique), ainsi qu'à celles liées aux pertes thermiques (en effectuant des expériences de courtes durées).

Comme le montre la figure II.7, la méthode flash, consiste à exciter l'échantillon d'épaisseur e sur sa face avant, par un flux photothermique de forte puissance pendant un temps très court – on utilise souvent des lampes flash ou un laser –. Un détecteur thermique avec ou sans contact, permet de suivre l'évolution de la température soit en face avant (face qui reçoit l'excitation), c'est le mode réflexion, soit en face arrière (face opposée à celle recevant l'excitation), c'est le mode transmission. L'analyse du thermogramme obtenu permet d'estimer la diffusivité thermique du matériau.

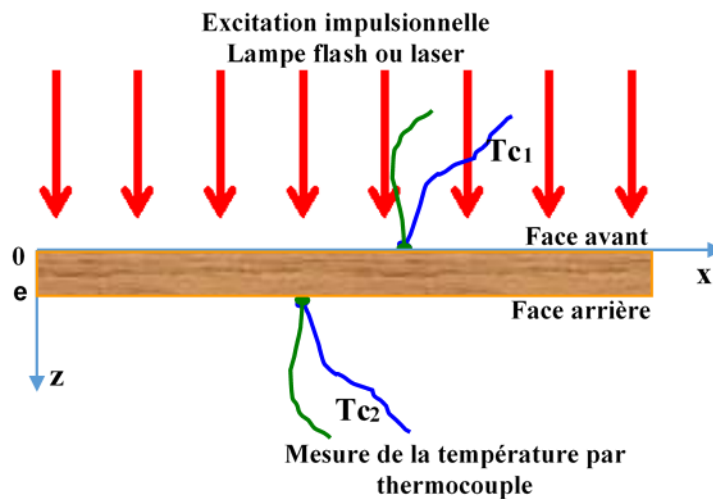


Figure II.7 : Schéma de principe de la méthode flash thermique transitoire

Dans le cas où les pertes convectives sont négligées, les réponses en température en face avant ($z = 0$) et en face arrière ($z = e$) issues de cette méthode expérimentale de mesure thermique sont présentées (adimensionnées) sur la figure II.8.

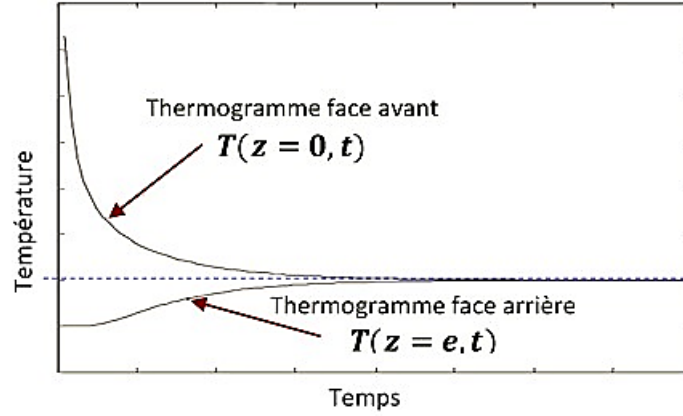


Figure II.8 : Thermogrammes sur les faces avant et arrière d'un échantillon d'épaisseur e

II.4.1.1 Thermogramme de la face arrière

Si on considère un matériau solide dont le transfert de chaleur s'est effectué par conduction unidirectionnel suivant une direction z . Le bilan énergétique du système et l'expression de la loi de Fourier conduit à l'équation générale de conduction de la chaleur :

$$\frac{\partial^2 T}{\partial z^2} = \frac{1}{\alpha} \frac{\partial T}{\partial t} \quad (\text{II.8})$$

où α la diffusivité thermique de l'échantillon supposée homogène.

Dans le cas de la méthode flash (figure II.7), le flux d'excitation est de courte durée et uniformément réparti sur la face avant de l'échantillon. Si on suppose que les pertes convectives sont négligeables, la résolution de l'équation de la chaleur dans ces conditions s'obtient par une méthode de séparation de variables ou à l'aide de la transformation de Laplace. À une profondeur z donnée de l'échantillon, la solution est donnée par [PAR61] :

$$T(z, t) = \frac{Q}{\rho c e} \left\{ 1 + 2 \sum_{n=1}^{\infty} \cos\left(\frac{n\pi}{e} z\right) \exp\left(-\frac{n^2 \pi^2 \alpha t}{e^2}\right) \right\} \quad (\text{II.9})$$

À la surface arrière de l'échantillon ($z = e$), la solution s'écrit comme suit :

$$T(z = e, t) = \frac{Q}{\rho c e} \left\{ 1 + 2 \sum_{n=1}^{\infty} (-1)^n \exp\left(-\frac{n^2 \pi^2 \alpha t}{e^2}\right) \right\} \quad (\text{II.10})$$

où α désigne la diffusivité thermique, e l'épaisseur de l'échantillon, Q l'énergie photothermique d'excitation par unité de surface, ρc la chaleur volumique. Généralement, on normalise cette température par :

$$T_N(z = e, t) = \frac{T(z=e, t) - T_i}{T_{Lim} - T_i}, \quad (\text{II.11})$$

où T_i la température ambiante initiale, $T_{Lim} = \frac{Q}{\rho c e}$ étant la valeur limite de la température atteinte en face arrière aux temps longs.

L'objectif de la méthode flash est l'estimation de la grandeur thermophysique de la diffusivité. Cette méthode ne s'applique que dans le cas où la durée du flux d'excitation est très petite et où les pertes thermiques sur les différentes faces de l'échantillon sont négligeables. La diffusivité thermique est estimée à partir du temps $t_{1/2}$ nécessaire pour la température de la face arrière soit égale à la moitié de la température maximale atteinte (figure II.9). Parker a proposé la formule :

$$\alpha = 0.139 \frac{e^2}{t_{1/2}} \quad (\text{II.12})$$

Pour ce cas idéal, la détermination de l'épaisseur e et du temps de demi-montée $t_{1/2}$, suffisent pour estimer la valeur de la diffusivité thermique α . Il n'est donc pas nécessaire de connaître l'énergie absorbée Q .

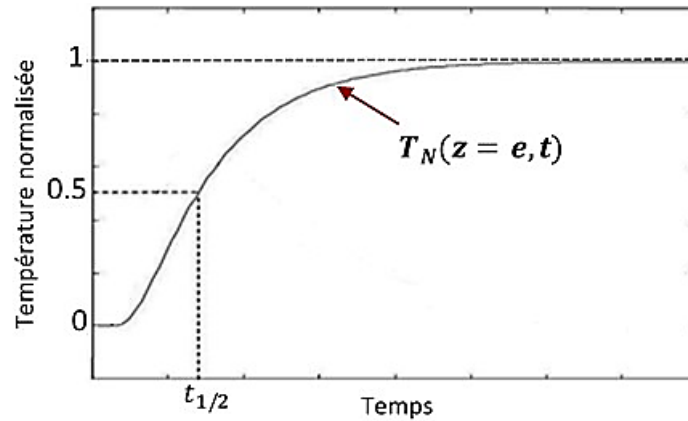


Figure II.9 : Thermogramme normalisé T_N en face arrière et le temps de la demi-montée $t_{1/2}$

II.4.1.2 Thermogramme de la face avant

L'évolution de la température en face avant de l'échantillon est déduite de la relation (II.9) en $z = 0$ par :

$$T(z = 0, t) = \frac{Q}{\rho c e} \left\{ 1 + 2 \sum_{n=1}^{\infty} \exp\left(-\frac{n^2 \pi^2 a t}{e^2}\right) \right\} \quad (\text{II.13})$$

Aux temps courts la réponse en face avant est singulière et pose certaines difficultés pour l'analyse [PAR61]. Le tracé des comportements asymptotiques du thermogramme aux temps courts et aux temps longs (figure II.10), permet d'estimer la diffusivité à partir du temps caractéristique t_c défini à l'intersection des deux asymptotes :

$$\alpha = \frac{e^2}{\pi t_c} \quad (\text{II.14})$$

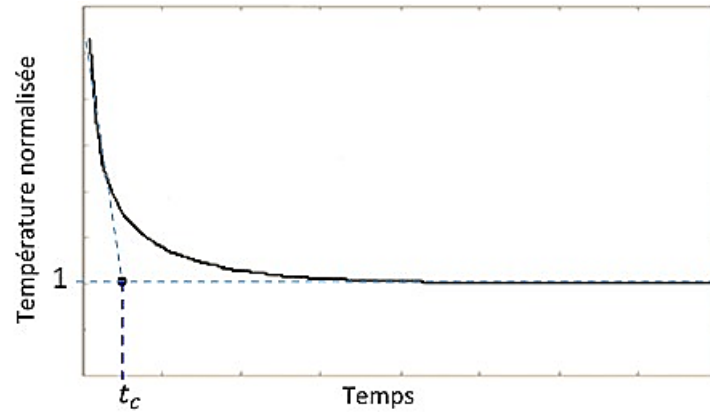


Figure II.10 : Thermogramme normalisé en face avant et le temps caractéristique t_c

Classiquement, ce sont les mesures en face arrière qui sont exploitées. Cette méthode permet une estimation simple de la diffusivité aux temps courts, nécessitant peu de traitements. Cette simplicité de mise en œuvre et la rapidité de la méthode ont assuré son succès. Cependant, elle possède des inconvénients majeurs tels que :

1. le modèle employé néglige les pertes convectives en faces avant et arrière, ainsi que les parois latérales sont considérées adiabatiques,
2. la précision de la diffusivité mesurée dépend de l'estimation du temps de demi-montée $t_{1/2}$, elle-même biaisée par le bruit de mesure de la chaîne d'acquisition du signal,
3. la répartition spatiale du flux incident est supposée uniforme,
4. la diffusivité est supposée indépendante de la température.

Plusieurs contributions à l'amélioration de l'estimation de la diffusivité thermique, ont été apportées à la méthode de Parker. Les améliorations concernent, plus particulièrement des corrections dues à la durée et à la répartition spatiale de l'impulsion [HAY04, BAL84, DEG77]. Dans ces améliorations, les mêmes principes expérimentaux à ceux de Parker ont été utilisés.

II.4.2 Méthode flash thermique transitoire avec pertes

II.4.2.1 Méthode des temps partiels

Pour tenir compte des pertes thermiques et diminuer le biais associé à la mesure de la diffusivité à partir d'un seul point du thermogramme, Degiovanni [DEG77] a proposé de considérer plusieurs couples de points, aux temps caractéristiques $t_{1/3}, t_{1/2}, t_{2/3}$ et $t_{5/6}$, (figure II.11).

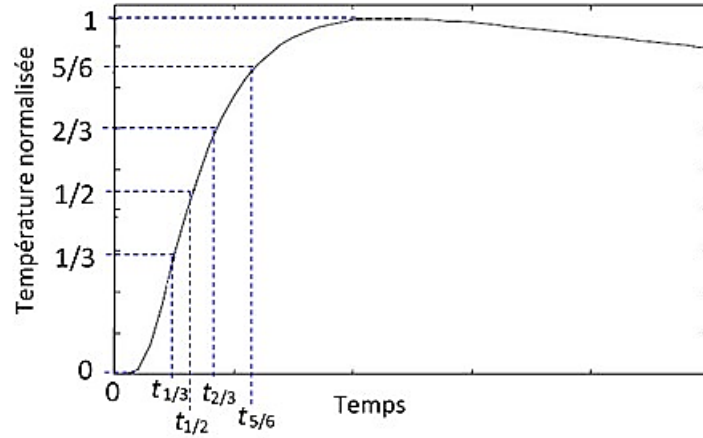


Figure II.11 : Thermogramme normalisé en face arrière et les temps caractéristiques relatifs à la méthode de Degiovanni [DEG77]

Trois valeurs de diffusivités peuvent être estimées à partir des expressions suivantes, en plus de celle obtenue à partir du temps de la demi-montée seul :

$$\begin{cases} \alpha_1 = \frac{e^2}{t_{5/6}} \left(0.818 - 1.708 \frac{t_{1/3}}{t_{5/6}} + 0.885 \left(\frac{t_{1/3}}{t_{5/6}} \right)^2 \right) \\ \alpha_2 = \frac{e^2}{t_{5/6}} \left(0.954 - 1.581 \frac{t_{1/2}}{t_{5/6}} + 0.558 \left(\frac{t_{1/2}}{t_{5/6}} \right)^2 \right) \\ \alpha_3 = \frac{e^2}{t_{5/6}} \left(1.131 - 1.222 \frac{t_{2/3}}{t_{5/6}} \right) \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

A partir de ces expressions il est possible de calculer une valeur moyenne de la diffusivité thermique et ainsi minimiser l'influence du bruit de mesure et tenir compte des pertes thermiques. Le progrès qui a connu les systèmes de traitement numérique, offre la possibilité d'utilisation de tous les points du thermogramme, via la méthode des moments temporels partiels. Une analyse complète de la réponse en température devient réalisable.

II.4.2.2 Méthode des moments partiels

Degiovanni et co-auteurs ont proposé la méthode des moments partiels pour estimer la diffusivité thermique [DEG86]. Cette approche, a su avantageusement tirer profit des techniques modernes d'acquisition et de traitement des données. Permettant d'exploiter le thermogramme entier et ainsi traiter une grande quantité de données par le calcul de sommes pondérées. Elle consiste à déterminer la diffusivité à partir des moments d'ordre 0 et -1 du thermogramme, définis par :

$$M_0 = \int_{t_{0.1}}^{t_{0.8}} T_N(t) dt, \text{ et } M_{-1} = \int_{t_{0.1}}^{t_{0.8}} \frac{T_N(t)}{t} dt \quad (\text{II.16})$$

L'estimation du paramètre de la diffusivité thermique est obtenue à partir de la relation suivante :

$$\alpha = e^{2 \frac{F(M_{-1})}{M_0}} \quad (\text{II.17})$$

avec :

$$F(M_{-1}) = 0.08548 - 0.314(0.5486 - M_{-1}) + 0.5(0.5486 - M_{-1})^{2.63}, \text{ pour } 0.44 > M_{-1} > 0.27$$

$$F(M_{-1}) = -0.08519 - 0.305(M_{-1}), \text{ pour } 0.44 > M_{-1}$$

La méthode ainsi obtenue est moins sensible au bruit car l'estimation de la diffusivité est issue d'un processus de moyenne temporelle.

II.5 Modélisation de la méthode flash

II.5.1 Modélisation par la méthode des quadripôles

La modélisation de la méthode flash à l'aide d'un modèle complet a pris une place prépondérante dont le but d'obtenir une estimation robuste de la diffusivité thermique en réduisant les effets parasites (influence des pertes, bruit de mesure, durée de l'excitation...).

La méthode des quadripôles a été développée dans de nombreuses configurations liées à la mesure de propriétés thermophysiques [MAI00]. Elle est bien adaptée à la modélisation des effets parasites et des variantes intervenant dans la méthode flash, car elle permet d'obtenir des expressions mathématiques compactes dans un espace transformé et des solutions approchées de forme simple.

Dans le cas de la méthode flash, les hypothèses suivantes sont généralement retenues :

- ✓ Uniformité du flux radiatif absorbé sur toute la surface de l'échantillon,
- ✓ Température uniforme nulle (au sens normalisé) à l'instant $t = 0$,
- ✓ Coefficient d'échange convectif h identique sur toutes les faces,
- ✓ Les pertes latérales ont une influence négligeable sur les mesures

De plus, on notera :

- ✓ $\theta(z, p)$ la transformée de Laplace du signal de la température $T(z, t)$
- ✓ $\Phi(z, p)$ la transformée de Laplace du flux de chaleur de la température $\phi(z, t)$

Si on considère que le transfert de chaleur s'est effectué par conduction unidirectionnelle suivant une direction z (figure II.12). L'équation de la chaleur (II.8) peut être exprimée dans l'espace de Laplace par :

$$\frac{d^2\theta(z,p)}{dz^2} = \frac{p}{\alpha} \theta(z,p) \quad (\text{II.18})$$

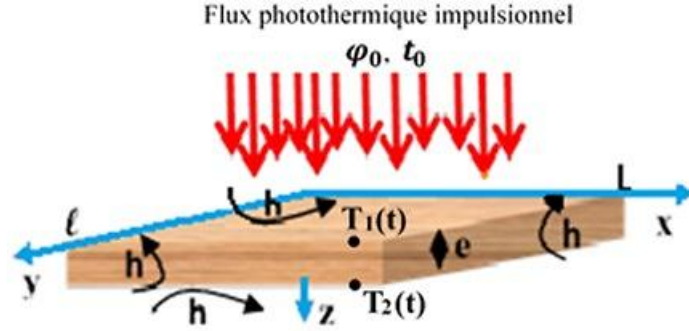


Figure II.12 : Schématisation des flux de chaleur dans la méthode flash.

On a donc obtenu une équation différentielle du second ordre qui admet une solution de la forme :

$$\theta(z,p) = K_1 \cosh(q.z) + K_2 \sinh(q.z) \quad (\text{II.19})$$

où $q = \sqrt{\frac{p}{\alpha}}$, K_1 et K_2 sont deux constantes qui peuvent être déterminées à partir des conditions limites. Le flux de chaleur transféré dans le matériau est régi par la loi de Fourier :

$$\phi(z,t) = -\lambda.S.\frac{dT(z,t)}{dz} \quad (\text{II.20})$$

où λ désigne la conductivité thermique et S la section de passage du flux. Dans l'espace de Laplace, l'équation (II.20) s'écrit :

$$\Phi(z,p) = -\lambda.S.\frac{d\theta(z,p)}{dz} \quad (\text{II.21})$$

Cette relation permet d'exprimer $\Phi(z,p)$ en fonction de K_1 , K_2 et z :

$$\Phi(z,p) = -\lambda SK_1 q \sinh(qz) - \lambda SK_2 q \cosh(qz) \quad (\text{II.22})$$

Les relations (II.19) et (II.22) peuvent être écrites en $z = 0$ (face avant) et en $z = e$ (face arrière), on obtient :

$$\begin{cases} z = 0 & \theta(0,p) = K_1 & \Phi(0,p) = -\lambda SK_2 \\ z = e & \theta(e,p) = K_1 \cosh(q.e) + K_2 \sinh(q.e) & -\lambda SK_1 q \sinh(qa) - \lambda SK_2 q \cosh(qe) \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

Il est possible d'éliminer K_1 et K_2 entre ces quatre équations ce qui revient par exemple à exprimer les grandeurs de la face avant ($\theta(0, p)$, $\Phi(0, p)$) en fonction des grandeurs de la face arrière ($\theta(e, p)$, $\Phi(e, p)$), on aboutit à la représentation matricielle :

$$\begin{bmatrix} \theta(z = 0, p) \\ \Phi(z = 0, p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta(z = e, p) \\ \Phi(z = e, p) \end{bmatrix} \quad (\text{II.24})$$

où les coefficients $A = D = \cosh(qe)$, $B = \frac{\sinh(qe)}{\lambda S q}$ et $C = \lambda S q \sinh(qe)$ dépendent de la diffusivité a , de la conductivité λ avec $q = \sqrt{\frac{p}{a}}$.

Puisqu'on a ($\cosh^2(qe) - \sinh^2(qe) = 1$), alors on peut établir la relation réciproque par inversion matricielle :

$$\begin{bmatrix} \theta(z = e, p) \\ \Phi(z = e, p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & -B \\ -C & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta(z = 0, p) \\ \Phi(z = 0, p) \end{bmatrix} \quad (\text{II.25})$$

Par ailleurs, le bilan thermique de la face avant s'écrit :

$$\phi(z = 0, t) = \varphi_0(t) - h(T(z = 0, t) - T_a) \quad (\text{II.26})$$

où le flux $\varphi_0(t)$ est défini comme étant une fonction Dirac de courte durée t_0 :

$$\varphi_0(t) = \begin{cases} \varphi_0 & t < t_0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.27})$$

Puis celui de la face arrière :

$$\phi(z = e, t) = h(T(z = e, t) - T_a) \quad (\text{II.28})$$

Dans l'espace de Laplace, on écrit pour les équations (II.26) et (II.28) :

$$\Phi(z = 0, p) = L[\varphi_0(t)] - h\theta(z = 0, p) \quad (\text{II.29})$$

$$\Phi(z = e, p) = h\theta(z = e, p) \quad (\text{II.30})$$

La transformée de Laplace $L[\varphi_0(t)]$ peut être déduite de celle de la fonction Dirac :

$$L[\varphi_0(t)] = \frac{\varphi_0}{p} (1 - e^{-pt_0}) \quad (\text{II.31})$$

En combinant Les relations (II.25), (II.29), (II.30) et (II.31), on montre l'expression du modèle qui permet d'estimer la température en face arrière dans l'espace de Laplace:

$$\theta(z = e, p) = \frac{\varphi_0}{p} \frac{(1 - e^{-pt_0})}{C + 2hA + h^2B} \quad (\text{II.32})$$

Si le vecteur des paramètres du modèle $\beta = [\alpha \quad h \quad \varphi_0]$ est supposé connu, l'expression de la température dans l'espace réel (thermogramme théorique) peut se calculer en appliquant la méthode de Stehfest [STE70] pour l'inversion de la transformée de Laplace :

$$T(z = e, t) = \frac{\text{Ln}(2)}{t} \sum_{k=1}^N V_k \theta \left(z = e, \frac{k \cdot \text{Ln}(2)}{t} \right) = T(\beta, t) \quad (\text{II.33})$$

où θ est la fonction donnée par l'équation (II.32). N est le nombre de Stehfest qui doit être pair. Les coefficients de pondération V_k ne dépendent que de N . Dans cette étude, un nombre $N = 10$ est suffisant pour assurer une précision satisfaisante du modèle. Le thermogramme théorique ne dépend que du vecteur de paramètres β et le temps t .

II.5.2 Estimation des paramètres du modèle par méthode inverse

La méthode flash transitoire est une méthode destinée principalement pour l'estimation de la diffusivité thermique effective de matériaux solides. Cette estimation peut être réalisée de manière efficace par méthode inverse en utilisant des algorithmes d'ajustement de modèle [KUR95]. En effet, on détermine les paramètres du modèle qui permet de reproduire le thermogramme du matériau en réponse au flux excitateur du flash. Pour cela, nous avons besoin d'établir le modèle direct de l'expérience i.e. le modèle théorique (II.32) associé qui va servir à déterminer ces paramètres à partir du thermogramme expérimental (figure II.13).

Une fois le modèle direct établi, on ajuste ces paramètres de manière à ce que ce modèle théorique reproduise au mieux le thermogramme expérimental issu de la manipulation flash sur le matériau étudié. La nuance se situe dans le terme "au mieux" : cette notion a été précisée avec les différentes méthodes progressivement mises en place et améliorées pour faire des estimations de paramètres. Par exemple, dans le cadre de la méthode flash, la méthode de Parker (II.12) se sert du temps de demi-montée pour estimer la diffusivité thermique. Une amélioration de cette méthode par Degiovanni (II.15), utilise une approche faisant intervenir les temps à différents niveaux de température. Ces méthodes sont peu précises car elles ne font intervenir qu'un ou quelques points de thermogrammes pour l'estimation des paramètres.

C'est pourquoi nous avons choisi d'utiliser la méthode des moindres carrés non linéaire pour réaliser nos estimations de paramètres. Cette méthode utilise l'ensemble des points du thermogramme puisqu'elle cherche à minimiser la somme des écarts quadratiques entre le thermogramme expérimental $\hat{T}$ et le thermogramme théorique $T(\text{II.33})$ en ajustant dans ce dernier les paramètres du vecteur $[\beta] = [\alpha \quad h \quad \varphi_0]$ qu'on cherche à estimer.

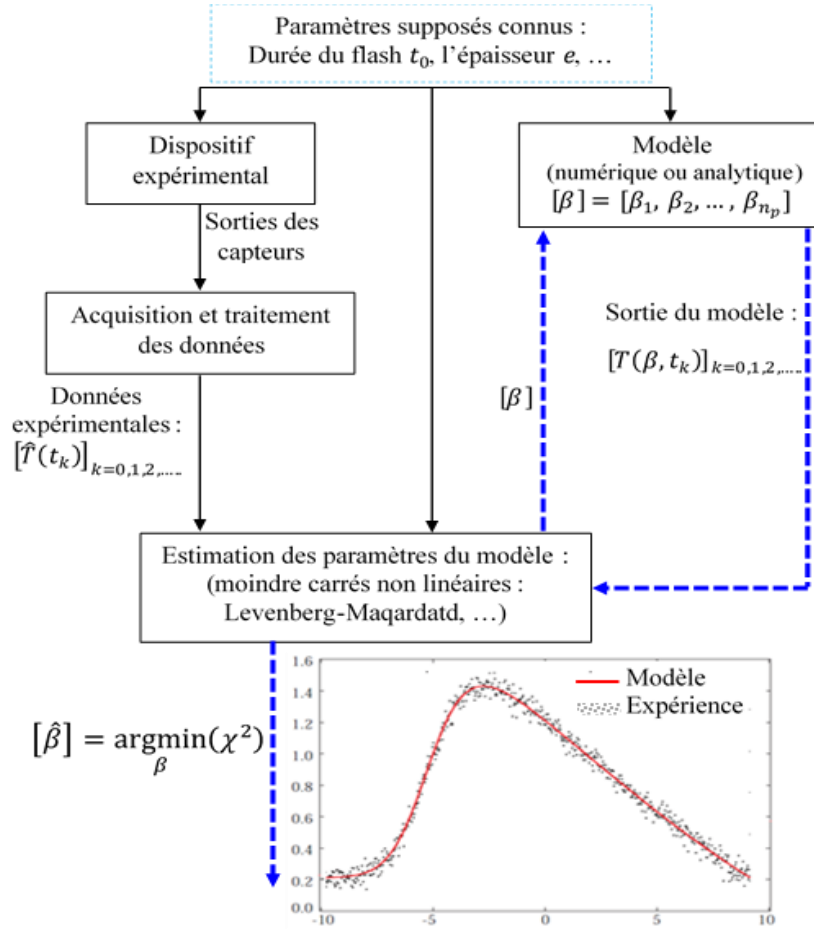


Figure II.13 : Schéma de principe de l'estimation des paramètres du modèle non linéaire par méthode inverse.

Formellement, il s'agit de minimiser la somme suivante où N_p est le nombre de point du thermogramme :

$$\chi^2 = \sum_{k=1}^{N_p} \left(\hat{T}(t_k) - T(\beta, t_k) \right)^2, \text{ avec } \hat{\beta} = \operatorname{argmin}_{\beta}(\chi^2) \quad (\text{II.34})$$

$\hat{T}(t_k)$, représente le thermogramme expérimentale mesuré, $T(\beta, t_k)$ le thermogramme théorique défini par (II.33). Lorsque l'écart quadratique χ^2 est minimal, on considère que les valeurs des paramètres β sont celles qui correspondent le mieux "au sens des moindres carrés" au matériau étudié, dans la mesure où l'expérience est suffisamment bien modélisée. Différents algorithmes de minimisation permettent de réaliser l'estimation de paramètres, parmi lesquels celui de Levenberg-Marquardt qui s'avère être très efficace et que nous avons retenu. Il utilise des pondérations pour donner plus d'importance aux temps où le paramètre est sensible.

L'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) est une amélioration de la méthode classique de Gauss-Newton dans la résolution des problèmes de régression non-linéaire des

moindres carrés. La méthode est présentée en détail dans [SHU10]. Il s'agit de la méthode recommandée pour les problèmes de régression non-linéaires des moindres carrés, car il est plus efficace par rapport aux algorithmes d'optimisation plus généraux telles que les méthodes Quasi-Newton ou Simplexe.

• **Position du problème** : Trouver une estimation optimale des paramètres $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n_p}]$ tels que la courbe modèle $T(\beta, t)$ représente au mieux N_p couples de points expérimentaux $[\hat{T}(t_k)]_{k=0, \dots, N_p-1}$. La forme de la fonction du modèle est donnée par (II.33), et les paramètres $[\beta_j]_{j=1, \dots, n_p}$ sont inconnus et à déterminer. Le nombre $n_p = 3$ dans le cas de la méthode flash.

• **Algorithme de Gradient** : C'est un algorithme itératif ayant comme but de trouver les valeurs optimales des paramètres d'un modèle donné. Il tente d'ajuster ces paramètres afin de minimiser une fonction de coût [TRI88], dans notre cas c'est la fonction (II.34). Cet algorithme est souvent utilisé en apprentissage machine dans le cadre de régressions non linéaires puisqu'il permet de trouver rapidement une solution approximative à des problèmes très complexes. Le vecteur $[\beta_j]_{j=1, \dots, n_p}$ des paramètres inconnus se calcule de manière itérative par :

$$[\beta]_{i+1} = [\beta]_i - \alpha \begin{bmatrix} \frac{\partial \chi}{\partial \beta_1} \\ \frac{\partial \chi}{\partial \beta_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial \chi}{\partial \beta_{n_p}} \end{bmatrix}_i \quad (II.35)$$

avec :

$$\left(\frac{\partial \chi}{\partial \beta_k} \right)_i = -2 \sum_{j=0}^{N_p-1} \left(\hat{T}(t_j) - T([\beta]_i, t_j) \right) \frac{\partial T([\beta]_i, t_j)}{\partial \beta_k} \quad (II.36)$$

Le pas α est une constante positive dont son choix est important dans la stabilité de l'algorithme. En cas de divergence, il faut réessayer avec une autre valeur de α . Cet inconvénient associé au fait que l'algorithme du gradient est un algorithme d'ordre 1 lui fait souvent préférer la méthode de Newton.

• **Algorithme de Gauss-Newton** : C'est une méthode itérative d'ordre 2 où le vecteur $[\beta_j]_{j=1, \dots, n_p}$ des paramètres inconnus se calcule de manière itérative par [BER95] :

$$[\beta]_{i+1} = [\beta]_i - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_1^2} & \frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_1 \partial \beta_2} & \dots & \frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_1 \partial \beta_{n_p}} \\ \frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_1 \partial \beta_2} & \frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_2 \partial \beta_{n_p}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_1 \partial \beta_{n_p}} & \frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_1 \partial \beta_{n_p}} & \dots & \frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_{n_p}^2} \end{bmatrix}_i^{-1} \begin{bmatrix} \frac{\delta \chi}{\delta \beta_1} \\ \frac{\delta \chi}{\delta \beta_2} \\ \vdots \\ \frac{\delta \chi}{\delta \beta_{n_p}} \end{bmatrix}_i = [\beta]_i - [\chi'']_i^{-1} [\chi']_i \quad (\text{II.37})$$

où $\frac{\partial \chi}{\partial \beta_k}$ est défini par (II.36). La matrice $[\chi'']_i$ est appelée le Hessien du critère de minimisation (II.34) à la $i^{\text{ème}}$ itération, avec :

$$\frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_k \partial \beta_l} = 2 \sum_{j=0}^{N_p-1} \frac{\partial T([\beta]_i, t_j)}{\partial \beta_k} \cdot \frac{\partial T([\beta]_i, t_j)}{\partial \beta_l} - 2 \sum_{j=0}^{N_p-1} \left(\hat{T}(t_j) - T([\beta]_i, t_j) \right) \frac{\partial^2 T([\beta]_i, t_j)}{\partial \beta_k \partial \beta_l} \quad (\text{II.38})$$

L'approximation du Gauss-Newton néglige pratiquement le second terme devant le premier, et on calcule les termes du pseudo-hessien par :

$$\frac{\partial^2 \chi}{\partial \beta_k \partial \beta_l} = 2 \sum_{j=1}^{N_p} \frac{\partial T([\beta]_i, t_j)}{\partial \beta_k} \cdot \frac{\partial T([\beta]_i, t_j)}{\partial \beta_l} \quad (\text{II.39})$$

où $T([\beta]_i, t_j)$, $\frac{\partial T([\beta]_i, t_j)}{\partial \beta_k}$ et $\frac{\partial^2 T([\beta]_i, t_j)}{\partial \beta_k \partial \beta_l}$ sont calculés à la $i^{\text{ème}}$ itération en utilisant valeurs estimées de $[\beta]_i$.

Cet algorithme n'est stable que si le hessien $[\chi'']$ est défini positif. L'algorithme peut ne pas converger si le point de départ est choisi trop loin de la solution. Lorsque les résidus sont grands au point de la solution, l'approximation de la matrice des dérivées secondes peut s'avérer insuffisante, avec comme conséquence soit une convergence très lente ou pas de convergence du tout.

• **Algorithme de Levenberg-Marquardt** : Lorsque la méthode de Gauss-Newton échoue, la méthode de Levenberg-Marquardt constitue une alternative intéressante. En effet, La méthode du gradient permet de s'approcher plus rapidement du minimum de χ que la méthode de Newton lorsqu'on est loin de ce minimum mais converge plus lentement lorsqu'on s'approche du minimum. Marquardt a proposé un algorithme qui combine les avantages des deux méthodes. Il a proposé d'appliquer la méthode de Newton mais en remplaçant, dans l'équation (II.37), la matrice $[\chi'']$ du Hessien (ou pseudo-hessien) par la matrice $[\Gamma'']$ définie de la manière suivante [SHU10] :

$$[\Gamma''] = [\chi''] + \gamma[I] \quad (\text{II.40})$$

où I la matrice d'identité et Y le pas de Levenberg-Marquardt choisi à partir des considérations pratiques. Si Y est choisi judicieusement, la méthode de Levenberg-Marquardt s'avère très robuste en pratique. Elle constitue l'algorithme de base dans un grand nombre de logiciels spécialisés.

II.5.3 Etude de la sensibilité

Une question se pose en modélisation par méthode inverse : n'importe quel paramètre du modèle peut-il être estimé et avec quelle précision ? Plusieurs éléments permettent d'y répondre. Tout d'abord la sensibilité de la grandeur mesurée à un paramètre dans une expérience est calculée par un modèle analytique approprié. La sensibilité d'une grandeur (pour nous la température en face arrière) à un paramètre permet de quantifier l'influence qu'a ce paramètre sur cette grandeur [ORL11, KUR95].

Soit $[\beta] = [\beta_j]_{j=1,\dots,n_p}$ un vecteur regroupant les n_p paramètres du modèle dont dépend a priori la grandeur d'intérêt qui est dans notre cas la température $T([\beta], t)$; la sensibilité X_{β_j} au paramètre β_j est définie comme la dérivée de $T([\beta], t)$ par rapport à β_j :

$$X_{\beta_j} = \left(\frac{\partial T([\beta], t)}{\partial \beta_j} \right)_{\beta_k, k \neq j} \quad (\text{II.41})$$

Pour pouvoir comparer les sensibilités entre elles et de façon homogène à la grandeur d'intérêt, on préfère étudier les sensibilités réduites définies de la façon suivante :

$$X_{\beta_j}^* = \beta_j X_{\beta_j} = \beta_j \left(\frac{\partial T([\beta], t)}{\partial \beta_j} \right)_{\beta_k, k \neq j} \quad (\text{II.42})$$

Ces coefficients $X_{\beta_j}^*$ mesurent donc les variations induites sur la grandeur par de faibles variations d'un paramètre β_j et plus ces variations sont importantes (plus la sensibilité est grande), plus la grandeur d'intérêt est sensible au paramètre et meilleure en sera son estimation par méthode inverse. Un paramètre ne pourra être estimé correctement que si la grandeur mesurée est suffisamment sensible à ce paramètre dans le modèle, i.e. qu'une faible variation de la valeur de ce paramètre entraîne une variation suffisamment grande de la grandeur d'intérêt. Les différentes dérivées partielles (II.42) peuvent se calculer numériquement par :

$$\left(\frac{\partial T([\beta], t)}{\partial \beta_j} \right)_{\beta_k, k \neq j} = \frac{T(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j + \varepsilon, \dots, \beta_{n_p}, t) - T(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j - \varepsilon, \dots, \beta_{n_p}, t)}{2\varepsilon} \quad (\text{II.43})$$

où ε a une faible valeur (typiquement de l'ordre de 5 %).

Une étude de sensibilités permet donc de vérifier que les paramètres que l'on cherche à estimer ont une influence dans le modèle. Si un paramètre a une sensibilité trop faible, il ne pourra pas être déterminé correctement avec l'expérience considérée. De manière générale, moins nombreux sont les paramètres à estimer et meilleure est leur estimation. On a alors intérêt à fixer (à l'aide d'une autre expérience) ces paramètres en question pour les retirer du vecteur des paramètres à estimer.

La figure II.14 résume les résultats expérimentaux obtenus sur un échantillon de bois homogène en utilisant la méthode flash thermique. Le thermogramme théorique simulé par l'algorithme de Levenberg-Marquardt converge correctement avec le thermogramme expérimental. Le résidu défini comme étant la différence entre les deux thermogrammes, présente de très faibles variations autour d'une valeur moyenne proche de zéro. L'analyse des courbes de la sensibilité réduite (X_α^* , $X_{\varphi_0}^*$, X_h^*) montre que la sensibilité X_α^* à la diffusivité, atteint rapidement son maximum avant celle du flux $X_{\varphi_0}^*$ et de la convection X_h^* . Le maximum de la sensibilité X_α^* correspond à un temps au voisinage du $t_{1/2}$ de la demi montée du thermogramme. Ceci justifie le choix de ce temps par Parker et prouve bien que le modèle de la méthode flash estime correctement le paramètre de la diffusivité. Pour la sensibilité du flux $X_{\varphi_0}^*$, atteint son maximum lentement à un temps situé dans la phase de refroidissement du thermogramme quand à X_h^* le recherche encore.

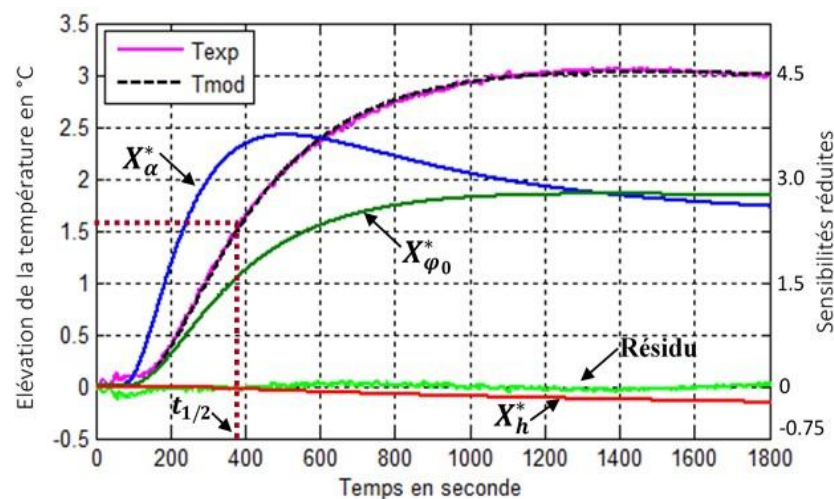


Figure II.14 : Évolution temporelle du thermogramme expérimental, simulé et leur résidu pour la méthode flash ; et les sensibilités réduites des paramètres d'ajustement du modèle

II.6 Synthèse : Méthode flash et CND

Considérons un échantillon d'un matériau à inspecter qui est initialement à l'équilibre thermique en ses faces avant et arrière à la température ambiante T_a (Figure II.15). Ensuite, cet échantillon est exposé sur sa face avant à une forte excitation photothermique uniforme de courte durée. Deux cas peuvent être considérés en fonction des propriétés thermophysiques de l'échantillon. Le premier cas suppose que l'échantillon à inspecter est constitué d'un matériau homogène sans aucun défaut. Après un certain temps, la température de sa face arrière commence à augmenter jusqu'à ce que sa valeur maximale T_{max} soit atteinte (Figure II.16). Cette valeur T_{max} dépend de l'apport calorifique total et de la capacité thermique de l'échantillon. Les temps t_{max} et $t_{1/2}$ correspondent respectivement au temps de la température T_{max} et du celle de la demi montée, dépendent essentiellement de l'épaisseur e de l'échantillon et de la diffusivité thermique α_h du matériau.

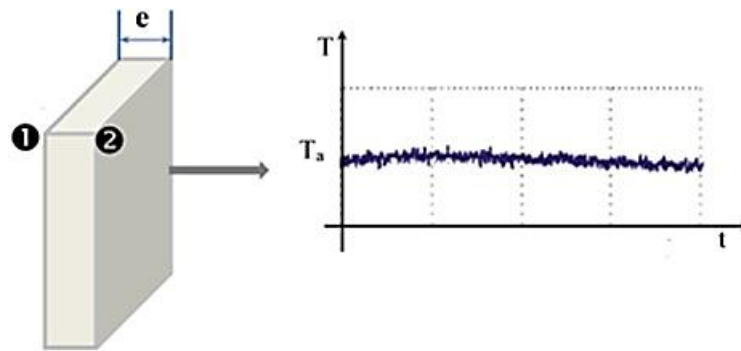


Figure II.15 : Echantillon du matériau à température ambiante

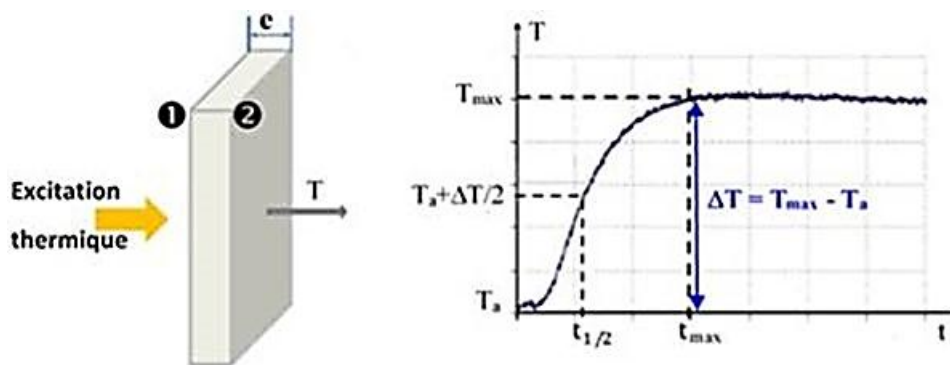


Figure II.16 : Thermogramme de la face arrière après excitation thermique de courte durée sur la face avant

Le second cas suppose que l'échantillon présente certaines zones d'hétérogénéités (zones de défauts) surfaciques ou enterrés à l'intérieur de la zone homogène (figure II.17). De nouveau, deux cas peuvent survenir en fonction de la valeur de la diffusivité thermique du défaut α_d par

rapport à celle du matériau α_h . Le premier correspond à $\alpha_d < \alpha_h$, il s'agit d'un défaut isolant (figure II.17-a). En raison de sa diffusivité thermique plus faible, le défaut agit comme un obstacle à la transmission de la chaleur, et la distribution de la température sur la face arrière, présente toujours un minimum dans la zone du défaut. Le second correspond à $\alpha_d > \alpha_h$, il s'agit d'un défaut conducteur (figure II.17-b). En raison de sa diffusivité thermique plus grande, la transmission de la chaleur est importante dans la zone du défaut, et la distribution de température sur la face arrière, présente toujours un maximum. Dans les deux cas de $\alpha_d < \alpha_h$ ou $\alpha_d > \alpha_h$, la température dans la zone du défaut atteint son écart maximal par rapport à celle de la zone homogène, à un instant au voisinage de $t_{1/2}$ [KAB17d, KAB17e]. Après t_{max} , l'équilibre thermique de la face arrière reviendra lentement vers la température ambiante.

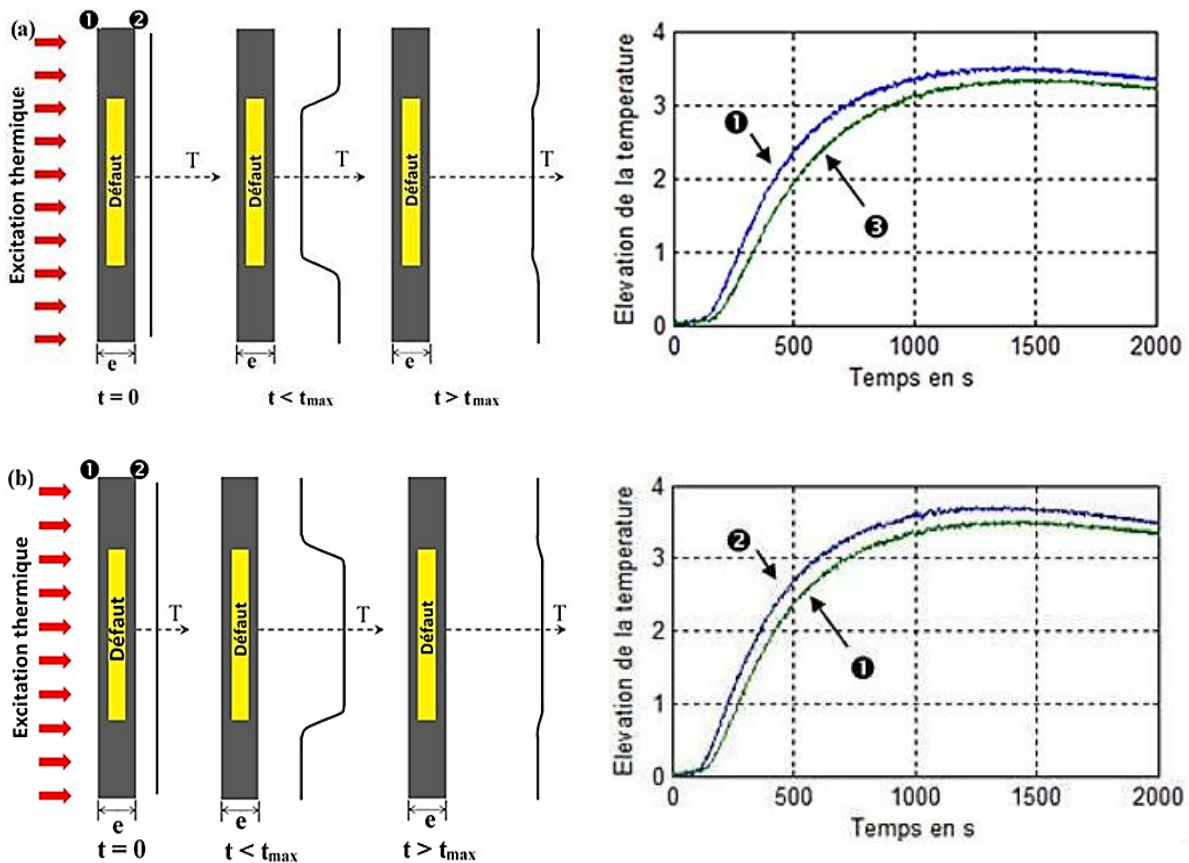


Figure II.17 : Evolution des profils de température de la face arrière :

(a) la diffusivité du défaut est inférieure à celle du matériau ($\alpha_d < \alpha_h$), thermogrammes :

❶ zone homogène, ❸ zone de défaut ; (b) la diffusivité du défaut est supérieure à celle du matériau ($\alpha_d > \alpha_h$), thermogrammes : ❶ zone homogène, ❷ zone de défaut

On suppose que dans le cas de la méthode flash, les conditions expérimentales sont bien vérifiées. Pour un matériau homogène, les résultats expérimentaux sont les mêmes, lorsque le thermogramme de la face arrière est mesuré à n'importe quel point de la surface [KAB15a, KAB16]. Nous avons effectué une étude statistique de l'incertitude des mesures par contacts sur un échantillon homogène sans présence de défauts. Les résultats expérimentaux montrent qu'il existe une plage des valeurs dans lesquelles les mesures sont considérées comme cohérentes avec les capteurs utilisés. De plus, la totalité des mesures appartiennent à un intervalle d'incertitude autour d'une valeur moyenne, borné par une limite inférieure et une limite supérieure égale à l'écart-type de mesure du capteur utilisé.

Par la suite, pour un matériau qui a des hétérogénéités de types surfaciques ou enterrées, tout thermogramme mesuré situé à l'extérieur de l'intervalle d'incertitude défini pour le cas homogène, est un signe de présence de défaut [KAB15b, KAB15c]. Ces résultats seront présentés de manière détaillée au cinquième chapitre de cette thèse.

II.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les principes de la méthode flash thermique transitoire. Cette méthode permet la caractérisation de la diffusivité thermique de matériaux solides. En effet, trois approches ont été présentées pour l'estimation de la valeur de la diffusivité thermique. La première est celle de Parker qui se sert du temps de la demi-montée. La seconde est développée par Degiovanni faisant intervenir les temps à différents niveaux de température. La troisième plus précise, estime le paramètre de la diffusivité à partir d'un modèle non linéaire par méthode inverse en utilisant un algorithme d'optimisation de type de Levenberg-Marquardt.

Par ailleurs, l'estimation du champ de la diffusivité thermique peut donner une information importante sur l'homogénéité du matériau, comme on le verra au dernier chapitre. De plus, la comparaison des élévations de la température, générées en tous points de la face arrière à partir des thermogrammes mesurés permet de trouver une corrélation avec la profondeur des défauts.

CHAPITRE III :

METHODES DE SEGMENTATION D'IMAGES NUMERIQUES : CONCEPTS ET ASPECTS DE BASE

Sommaire du Chapitre III

Nomenclature du Chapitre III	74
III.1 Introduction	75
III.2 Segmentation d'image : Principe et critères	75
III.2.1 Principe et définition	75
III.2.2 Méthodes et critères de segmentation	77
III.3 Segmentation par détection de contour	78
III.3.1 Principe de base	79
III.3.2 Approches classiques de détection de contour	80
III.3.2.1 Détecteurs de gradient	80
III.3.2.2 Détecteurs de contours de Roberts	82
III.3.2.3 Détecteurs de contours de Sobel	83
III.3.2.4 Détecteurs de contours de Prewitt	84
III.3.2.5 Détecteurs de contours de Kirsh	84
III.3.3 Approches analytiques de détection de contour	85
III.3.3.1 Critères de Canny	85
III.3.3.2 Filtre de Deriche	87
III.4 Segmentation par classification des pixels	89
III.4.1 Méthodes de segmentation par seuillage	89
III.4.1.1 Méthodes de seuillage globale	90
III.4.1.1.1 Méthodes de seuillage globale non paramétriques	90
III.4.1.1.2 Méthodes de seuillage globale paramétriques	91
III.4.1.2 Méthodes de seuillage dynamique ou local	93
III.4.2. Segmentation par l'algorithme des K-moyennes	95
III.5 Segmentation par l'approche région	97
III.5.1 Segmentation par croissance de régions	98
III.5.2 Segmentation par division-fusion de régions	101
III.5.3 Segmentation par ligne de partage des eaux	103
III.6 Synthèse	105
III.7 Conclusion	106

Nomenclature du Chapitre III

f	Image en niveaux de gris
• <i>Segmentation par détection de contour</i>	
$\vec{\nabla}f$	Vecteur gradient de f
f_a	Image avec contours accentués
$\emptyset(x, y)$	Orientation du gradient
$\varphi(x, y)$	Orientation du contour
Δ_x	Masque de l'opérateur détecteur de contours suivant la direction x
Δ_y	Masque de l'opérateur détecteur de contours suivant la direction y
$\Delta^{(z)}$	Masques de l'opérateur détecteur de contours de Kirsch
h	Filtre détecteur de Canny
Σ	Critère de bonne décision de Canny
Λ	Critère de bonne localisation de Canny
• <i>Segmentation par seuillage</i>	
C_k	Classe de la $k^{\text{ième}}$ distribution
s^*	Seuil optimal
σ_b^2	Variance interclasse
σ_t^2	Variance totale
p_i	Probabilité d'apparition du niveau de gris i
$h(g)$	Histogramme de l'image
$\hat{h}(g)$	Histogramme approché de l'image
$G(g/C_k)$	Densité de probabilité de la $k^{\text{ième}}$ classe
μ_k	Moyenne de la $k^{\text{ième}}$ classe
$J_1(\theta)$	Erreur quadratique totale
$s(x, y)$	Seuil local
$\mu(x, y)$	Moyenne local
$\sigma(x, y)$	Ecart-type local
• <i>Segmentation par l'approche région</i>	
$\mathcal{H}$	prédicat d'homogénéité
R_i	Régions segmentées
$f_0^{(l)}$	Région non segmentée
$R_{i+1}(0)$	Germe d'une nouvelle région
N_{R_i}	Nombre de pixel dans la région R_i
μ_{R_i}	Moyenne des pixels dans la région R_i
$\sigma_{R_i}^2$	Variance des pixels dans la région R_i

III.1 Introduction

Segmenter une image est une opération de bas niveau qui consiste à partitionner l'image d'une scène en régions distinctes et homogènes et ce, selon un ou plusieurs critères tels que le niveau de gris ou la couleur, la texture, la couleur et la texture en même temps ou tout autre critère spécifié par l'utilisateur. Il s'agit alors de détecter les contours qui constituent les frontières des régions dans la scène selon un ensemble de critères préétablis. L'union des régions segmentées forme l'image source.

La segmentation d'image est un traitement où l'expertise de l'utilisateur est importante. En effet, segmenter une image c'est chercher à mettre en valeur certaines informations pertinentes qui sont souvent masquées ou camouflées dans le fond de l'image. De ce fait, l'opérateur de la segmentation doit maîtriser les éléments de base en traitement d'image pour faire un choix judicieux et convenable de la méthode à appliquer. Cependant, une même image peut être confrontée à différentes approches de segmentation et le résultat obtenu ne correspond pas toujours à la même partition. De plus, la segmentation manuelle, par un expert, est une opération très coûteuse en temps. Des méthodes de segmentation automatique ou semi-automatique ont été définies afin de permettre des segmentations précises et rapides des images.

Dans ce chapitre, nous présentons les fondements et les éléments de base de quelques méthodes de segmentation d'images que nous regroupons en fonction du type de prédicat appliqué [CHE01]. Nous présentons pour chaque méthode, le principe et le critère utilisé ainsi que les résultats de leur application à la segmentation des images thermiques de référence. Les différentes règles d'évaluation de l'efficacité et de la qualité de la segmentation, seront discutées aussi. Cette étude nous permettra de sélectionner les méthodes de segmentation les plus performantes qui s'adaptent mieux à la détection et l'extraction des défauts contenus dans les matériaux homogènes à partir des images infrarouges. Enfin, une conclusion décrivant les avantages et inconvénients des différentes méthodes présentées dans cette liste non exhaustive, clôtura ce chapitre.

III.2 Segmentation d'image : Principe et critères

III.2.1 Principe et définition

Une segmentation est une fonction paramétrée par un prédicat d'homogénéité : $\mathcal{H} \rightarrow \{\text{vrai}, \text{faux}\}$ indiquant si une région est homogène d'après le critère testé. Afin que le prédicat soit consistant, il est nécessaire que chaque sous-ensemble d'une région homogène soit homogène. [HOR76]. Soit f une image en niveaux de gris à segmenter en régions $\{R_k, k =$

$1, 2, \dots, N\}$, et $\mathcal{H}$ un prédicat mesurant l'homogénéité d'un ensemble de pixels. Une bonne segmentation devrait respecter les conditions suivantes :

1. $f = \bigcup_{k=1}^N R_k$, et $R_k \cap R_l = \emptyset, \forall k \neq l$
2. $\mathcal{H}(R_k) = \text{vrai}$ pour tous pixels connexes $f(x_k, y_k) \in R_k$
3. $\mathcal{H}(R_k \cup R_l) = \text{faux}, \forall k \neq l, R_k \text{ et } R_l \text{ sont adjacentes}$

La première condition signifie que la segmentation couvre la totalité de l'image et que les régions segmentées ne se recouvrent pas, c.à.d. sont spatialement disjointes. La deuxième condition indique que chaque région doit être homogène d'après le prédicat défini par l'utilisateur. Enfin la dernière condition précise que la fusion de deux régions adjacentes ne peut pas être homogène.

À partir de cette définition, de très nombreuses méthodes de segmentation existent permettant de résoudre autant de problèmes différents. D'après [SER06], on compte plus d'un millier d'approches distinctes. Dans ce travail, nous distinguons deux composantes dans l'opération de segmentation : d'une part les critères de segmentation et d'autre part les algorithmes réalisant ces segmentations.

Les techniques de segmentation diffèrent selon le type d'application et selon l'information recherchée dans l'image. Les zones d'intérêt extraites peuvent être des points et leur voisinage, des frontières (contours), des régions ou une forme de données. A titre d'exemple, les auteurs dans [KAG09] ont comparé les méthodes basées sur l'approche région contre celles qui détectent les contours dans l'image. Ils ont conclu à ce que les approches de contours ne nécessitent pas la détection des contours fermés comme c'est le cas pour les approches de régions. Un algorithme de détection et comptage automatique d'objets dans une image basé sur un étiquetage double passes, est proposé dans [HAO88]. Dans les sous-sections qui suivent, quelques approches de segmentation permettant de détecter des contours ou extraire des objets du fond d'une image sont analysées.

Prenons comme exemple, les images de la figure III.1 prises à l'intérieur d'un logement récent, avec une isolation par l'intérieur. L'image III.1(a) dans le domaine des visibles, présente un mur exposé sur l'extérieur. L'image III.1(b) montre la même scène mais en infrarouge. Les tâches apparues en infrarouge sur le mur ainsi que le tracé bleu foncé le long de la plinthe sont probablement dus à un problème de pont thermique ou d'un défaut d'isolation avec des panneaux muraux. Les taches sont très localisées et peuvent correspondre aux plots de colle derrière les panneaux isolants ou à un léger manque d'isolant. La zone saine étendue est

matérialisée par une couleur rouge uniforme. Dans la suite, on utilise cette image infrarouge, comme une référence afin de comparer les performances de certaines méthodes de segmentation, et par la suite de sélectionner celles qui s'adaptent mieux à la détection des défauts dans les matériaux.

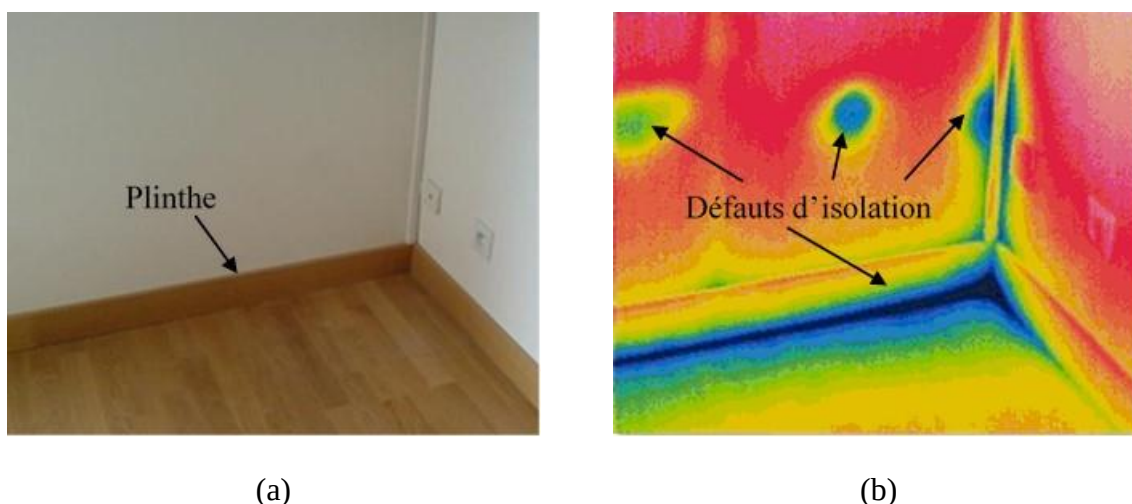


Figure III.1 : Images prises à l'intérieure d'un logement avec isolation dans le domaine :

(a) des visibles ; (b) infrarouge

III.2.2 Méthodes et critères de segmentation

Le choix du critère de segmentation, constitué la partie active dans un processus de segmentation. Ces critères sont nombreux et variés, et ce sont eux qui définissent la nature de la partition à obtenir. On distingue les critères qui utilisent directement l'information fournie par les éléments de l'image afin de déterminer l'homogénéité d'une région. Parmi ces différents critères nous trouvons les critères basés sur l'intensité (pour les images en niveau de gris) ou la couleur. Un autre exemple de ces critères, basé sur l'erreur quadratique des valeurs des pixels de la région que nous définissons comme homogène si l'erreur est inférieure à un seuil. D'autres types de critère basés sur le traitement fréquentiel de l'image. Le traitement le plus connu pour l'utilisation de critères fréquentiels est la transformée de Fourier [TUA06] qui permet de passer d'une représentation spatiale de l'image à une représentation fréquentielle. Une autre transformée proche est la transformée en cosinus discrète [PUN09]. Dans la même catégorie, d'autres types de critères basés sur la transformée en ondelettes [MAL92a], feront l'objet du quatrième chapitre.

À l'instar des critères de segmentation, il n'y a pas de méthode unique de segmentation des images, le choix d'une technique est lié à :

- à la nature de l'image :

- ✓ éclairage non homogène, reflets,
- ✓ présence de bruit, de zones texturées, contours flous,
- *aux opérations situées en aval de la segmentation :*
 - ✓ localisation, mesure, calcul 2D ou 3D, reconnaissance des formes,
 - ✓ interprétation, diagnostic, contrôle qualité,
- *aux primitives à extraire :*
 - ✓ contours, segments de droite, angles,...
 - ✓ régions, formes, texture,
- *aux contraintes d'exploitation :*
 - ✓ complexité algorithmique, fonctionnement en temps réel,
 - ✓ taille de la mémoire disponible en machine.

Du fait de cette diversité, il est difficile de définir, de manière absolue, une « bonne » segmentation. La segmentation n'est pas une fin en soi, sa qualité est fonction des résultats obtenus par les traitements situés en aval qui utilisent les primitives extraites.

La segmentation fait référence aux notions de différence et de similarité comme les perçoit le système visuel humain et ceci donne naissance à deux approches couramment qualifiées d'approche « frontière ou contour » et d'approche « région ». Le schéma bloc de la figure III.2 illustre une taxonomie des différentes approches en segmentation d'image.

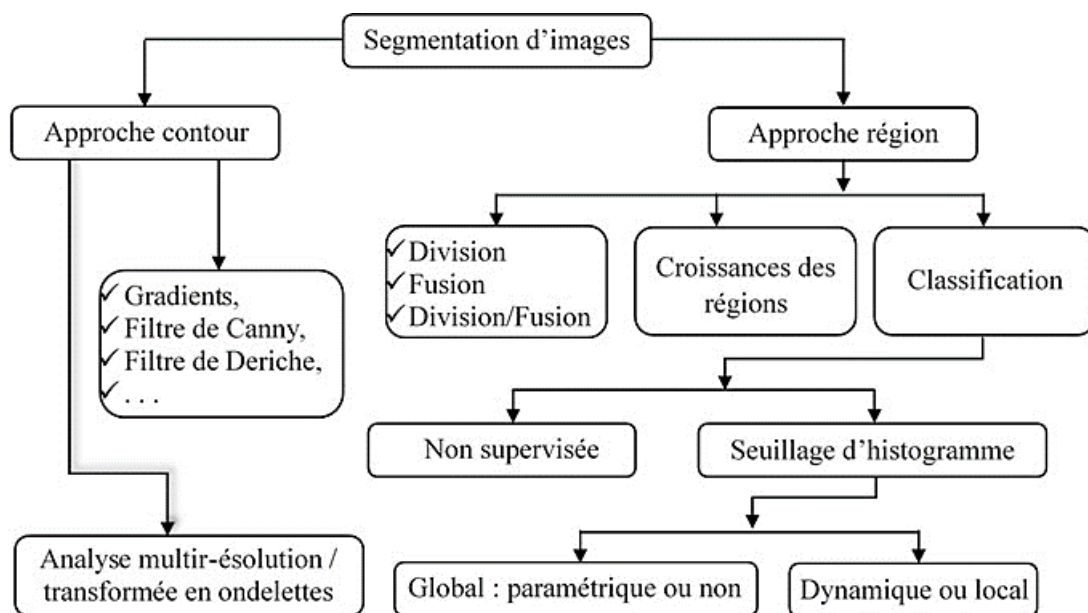


Figure III.2 : Taxonomie des quelques approches de segmentation d'image

III.3 Segmentation par détection de contour

III.3.1 Principe de base

La segmentation par détection de contour est une étape préliminaire à de nombreuses applications de l'analyse d'images. Les contours constituent en effet des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image. Les contours dans une image proviennent des discontinuités de la fonction d'intensité dans les images en raison d'une texture, d'un ombre, des bords de l'objet, etc. Le principe de la détection de contours repose donc sur l'étude des dérivées de la fonction d'intensité $f(x)$ dans l'image à segmenter (figure III.3). En effet, un contour est détecté par la présence des extrema locaux du gradient de la fonction d'intensité ou par les passages à zéro du Laplacien. La difficulté majeure rencontrée dans ces approches, réside dans la présence du bruit dans les images.

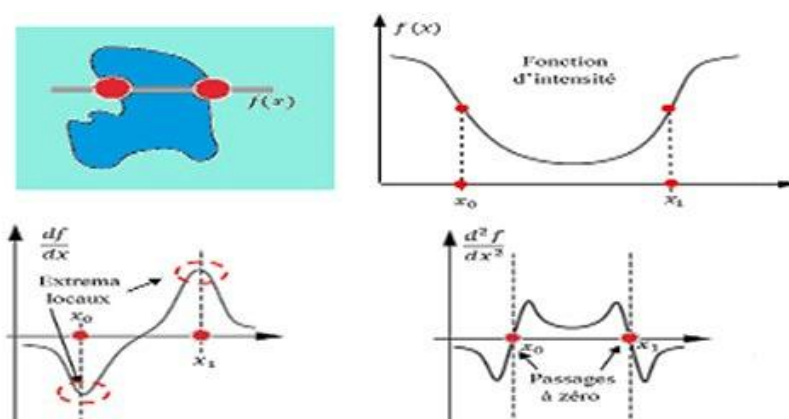


Figure III.3 : Mise en évidence des zones de contours ; les changements de $f(x)$ indiquent les contours en x_0 et x_1 par extrema locaux de $f'(x)$ ou par des passages à zéro de $f''(x)$

La détection de contours dans les images a débuté de façon extrêmement empirique par des opérateurs locaux qui, soit estimaient un gradient, soit convolaient l'image par des filtres de types masques de différences finies de Roberts, Sobel, Prewitt, ... [BLA05]. Vers les années 90, des approches analytiques plus systématiques ont été développées afin d'obtenir à des contours plus significatifs dans une image [MAR80, CAN86]. Les résultats de ces travaux ont montré une certaine performance par rapports aux approches classiques de détection des contours. Bien que le domaine de la segmentation par détection des contours est très vague, le choix et l'utilisation d'une méthode est un problème concret qui est généralement mal posé. Les seuls modèles de contours utilisables sont ceux de contours idéalisés qui sont loin de la réalité (figure III.4). C'est pourquoi, même si de très gros progrès ont été accomplis dans ce domaine, les techniques empiriques d'estimation du gradient proposées dans les années 80 restent souvent encore utilisées en concurrence aux techniques plus modernes [COC95, PAL96].

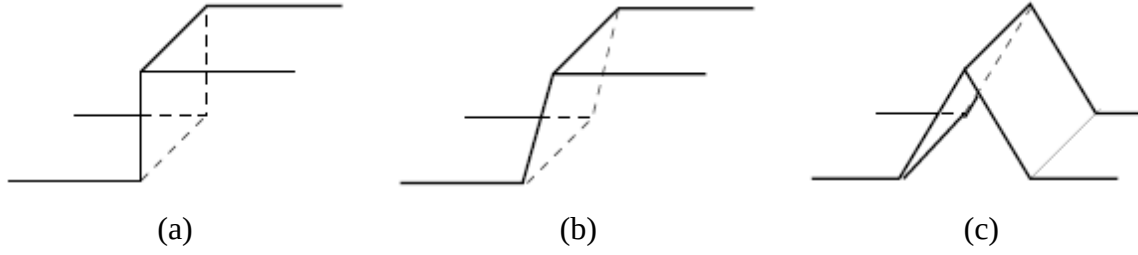


Figure III.4 : Différents modèles de contours : (a) marche d'escalier, (b) Rampe et (c) Toit

III.3.2 Approches classiques de détection de contour

III.3.2.1 Détecteurs de gradient

La première approche possible pour détecter les variations locales de la fonction $f(x,y)$ représentant l'intensité est d'utiliser une transformation du type gradient. Un contour d'orientation $\emptyset$ au point (x,y) est détecté par un maximum de la dérivée directionnelle, dans la direction $\emptyset$ du gradient $\vec{\nabla}f(x,y)$, c'est à dire par le maximum de la fonction :

Dans une image $f(x,y)$ supposée continue, un contour apparait comme une ligne où sont localisées les très fortes variations de $f(x,y)$. Soit $\vec{G}$ le gradient de f :

$$\vec{G} = \vec{\nabla}f(x,y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x}(x,y) \\ \frac{\partial f}{\partial y}(x,y) \end{pmatrix} \quad (\text{III.1})$$

On associe à f une image du module du gradient de f :

$$G = \|\vec{\nabla}f(x,y)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}(x,y)\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}(x,y)\right)^2} \quad (\text{III.2})$$

On se place dans les axes locaux définis par la tangente $\vec{t}$ et la normale $\vec{n}$ à la surface $f(x,y)$ (figure III.5), Un contour d'orientation $\emptyset$ au point de coordonnées (x,y) est détecté par un maximum de la dérivée première, dans la direction $\emptyset$ du gradient $\vec{\nabla}f(x,y)$, c'est à dire par le maximum de la fonction :

$$g(\emptyset) = \vec{\nabla}f(x,y) \cdot \vec{n} \quad (\text{III.3})$$

où $\vec{n}$ représente le vecteur unitaire dans la direction du gradient :

$$\vec{n} = \begin{pmatrix} \cos(\emptyset) \\ \sin(\emptyset) \end{pmatrix} \quad (\text{III.4})$$

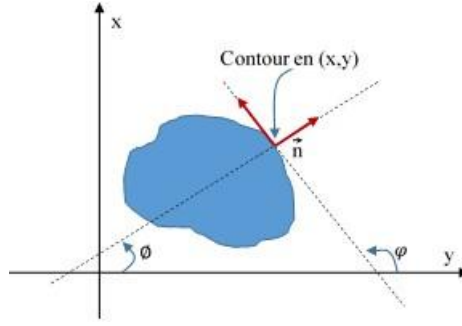


Figure III.5 : Repère local défini par le vecteur normal et le vecteur tangent

On obtient donc,

$$g(\theta) = \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) \cos(\theta) + \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) \sin(\theta) \quad (\text{III.5})$$

En dérivant $g(\theta)$ par rapport à θ et en annulant l'expression, on obtient la relation suivante pour l'orientation du gradient θ et l'orientation du contour φ :

$$\theta(x, y) = \text{Arctg} \left(\frac{\frac{\partial f}{\partial y}(x, y)}{\frac{\partial f}{\partial x}(x, y)} \right) \varphi = \theta + \frac{\pi}{2} \quad (\text{III.6})$$

On fait une approximation des dérivées directionnelles de la fonction image notée $f(x, y)$ par simples différences. Ceci donne deux opérateurs anisotropes qui sont :

$$\Delta_x f(x, y) = \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = \frac{f(x+1, y) - f(x-1, y)}{2} \quad (\text{III.7})$$

suivant la direction x horizontale, et :

$$\Delta_y f(x, y) = \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = \frac{f(x, y+1) - f(x, y-1)}{2} \quad (\text{III.8})$$

suivant la direction y verticale.

On définit les deux masques correspondants aux directions horizontale Δ_x et verticale Δ_y comme suit :

$$\Delta_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \Delta_y = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ +1 \end{bmatrix} \quad (\text{III.9})$$

L'opérateur isotrope norme du gradient $\|\vec{\nabla} f(x, y)\|$ est alors donné par [BLA05] :

$$\|\vec{\nabla} f(x, y)\| = \sqrt{(\Delta_x f(x, y))^2 + (\Delta_y f(x, y))^2} \quad (\text{III.10})$$

ou

$$\|\vec{\nabla}f(x,y)\| = \max(|\Delta_x f(x,y)|, |\Delta_y f(x,y)|) \quad (\text{III.11})$$

Un exemple d'application de ces masques sur l'image infrarouge de la figure III.1(b), est illustré sur la figure III.6.

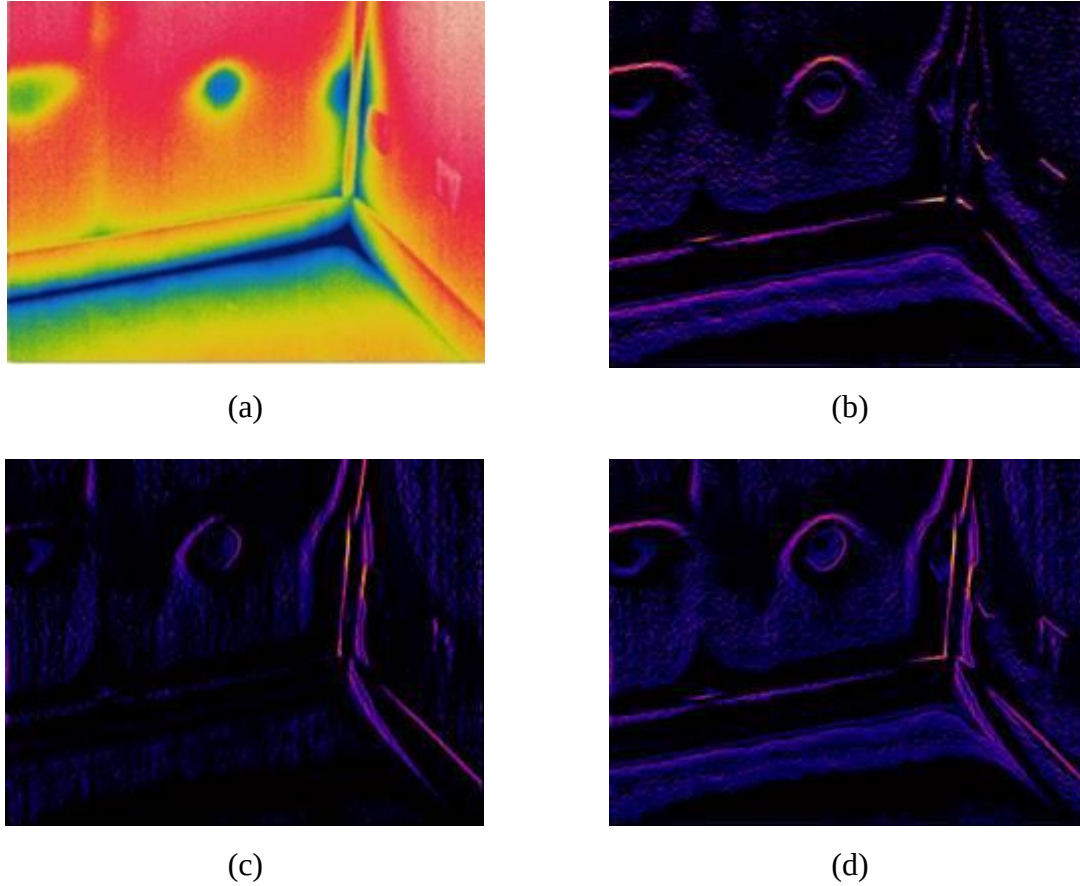


Figure III.6 : Extraction des contours à l'aide du détecteur de gradient :

(a) image originale, (b) contours horizontaux, (c) contours verticaux, (d) module du gradient

III.3.2.2 Détecteurs de contours de Roberts

Les masques discutés jusqu'à présent fournissent une première approximation pour calculer le gradient d'une image dans les directions x et y, ce qui entraîne une accentuation sur les lignes horizontales et verticales de l'image. Par conséquent, ils ne sont pas bons pour détecter des contours obliques à 45°. A cet effet, le gradient de Roberts basé sur l'approximation des gradients de premier ordre en utilisant des différences croisées, est utilisé afin d'améliorer la qualité de détection de l'opérateur gradient. Le filtre de Roberts est obtenu à l'aide d'une convolution de l'image $f(x,y)$ avec des masques 2x2 suivant :

$$\Delta_x = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}; \Delta_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{III.12})$$

Soient $f_x = f * \Delta_x$ et $f_y = f * \Delta_y$ les images obtenues par convolution de l'image originale f avec les deux masques de Δ_x et Δ_y . L'image avec les contours accentués f_a est alors obtenue comme étant l'image approximant la norme du gradient :

$$f_a(x, y) = \|\vec{\nabla} f\| = \sqrt{(f_x(x, y))^2 + (f_y(x, y))^2} \quad (\text{III.13})$$

La direction du contour est alors donnée dans ce cas par :

$$\varphi(x, y) = \frac{\pi}{4} + \text{Arctg} \left(\frac{f_y}{f_x} \right) \quad (\text{III.14})$$

Toutefois, ces masques opèrent sur un vecteur de pixels relativement petit et par conséquent, sont relativement sensibles au bruit. Les applications pratiques des gradients numériques tels que l'opérateur Roberts nécessitent habituellement un prétraitement pour réduire le niveau de bruit inhérent à une image. Une autre approche est de considérer les gradients numériques qui opèrent sur un vecteur de pixels plus grand.

III.3.2.3 Détecteurs de contours de Sobel

L'opérateur de Sobel pour la détection des contours est une extension qui comprend un degré de lissage pour réduire automatiquement certaines discontinuités causées par le bruit. Comme la taille de l'opérateur est grande, le filtre devient trop important, les contours utiles peuvent ne pas être détectés. L'opérateur de Sobel est basé sur les masques numériques suivants :

$$\Delta_x = \frac{1}{8} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \Delta_y = \frac{1}{8} \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{III.15})$$

On peut remarquer que ces deux masques correspondent en fait à l'application d'une opération de lissage à l'aide de l'opérateur $[1 \ 2 \ 1]$ suivi de l'application de l'opération de dérivation $[-1 \ 0 \ 1]$ dans la direction orthogonale.

$$\Delta_x = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} [-1 \ 0 \ 1], \quad \Delta_y = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} [1 \ 2 \ 1] \quad (\text{III.16})$$

Soient $f_x = f * \Delta_x$ et $f_y = f * \Delta_y$ les images obtenues par convolution de l'image originale f avec les deux masques de Δ_x et Δ_y , l'image accentuée $f_a(x, y)$ est alors obtenue comme étant l'image approximant la norme du gradient :

$$f_a(x, y) = \|\vec{\nabla} f\| \quad (\text{III.17})$$

L'image orientation du contour $\varphi(x, y)$ est donnée par :

$$\varphi(x, y) = \text{Arctg} \left(\frac{f_y}{f_{yx}} \right) \quad (\text{III.18})$$

III.3.2.4 Détecteurs de contours de Prewitt

Egalement calculé sur 9 points, ce filtre est une variante du filtre de Sobel. L'opérateur de Prewitt est basé sur les masques numériques suivants :

$$\Delta_x = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \Delta_y = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{III.19})$$

Cette orientation ne constitue malheureusement qu'une approximation. Une autre approche pour la détermination de cette information extrêmement importante est alors d'utiliser des filtres directionnels adaptés à certaines orientations prédéfinies.

III.3.2.5 Détecteurs de contours de Kirsh

L'opérateur de Kirsch est un détecteur de contours non linéaire qui détermine la valeur maximale du contour dans quelques directions prédéterminées. L'opérateur prend un seul masque de noyau et le fait pivoter par incréments de 45 degrés dans les 8 directions : N, NW, W, SW, S, SE, E et NE. Le gradient de Kirsch retenu sera celui correspondant à la valeur maximale dans toutes les directions :

$$\begin{aligned} f_a(x, y) &= \max_{z=1, \dots, 8} (\Delta^{(z)} * f(x, y)) \\ &= \max_{z=1, \dots, 8} \left(\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 \Delta^{(z)} \cdot f(x+i, y+j) \right) \end{aligned} \quad (\text{III.20})$$

L'exposant (z) énumère la direction des noyaux de l'opérateur de Kirsch :

$$\Delta^{(1)} = \begin{pmatrix} +5 & +5 & +5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}, \quad \Delta^{(2)} = \begin{pmatrix} +5 & +5 & -3 \\ +5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}, \quad \Delta^{(3)} = \begin{pmatrix} +5 & -3 & -3 \\ +5 & 0 & -3 \\ +5 & -3 & -3 \end{pmatrix}, \dots (\text{III.21})$$

Les figures III.7(a), (b), (c) et (d) illustrent les résultats de la segmentation par détection des contours sur la même image infrarouge d'exemple, en appliquant les opérateurs de gradient discrets discutés dans les paragraphes (III.3.2.2) au (III.3.2.5). Les contours du défaut de la plinthe sont bien marqués, alors que les lignes des contours des défauts du mur, présentent de fortes discontinuités. Cela rend l'application de ces approches en CND d'un faible intérêt. De plus, ces contours ne sont pas forcément fermés et ne définissent donc pas des régions séparées. Cependant, son intégration avec une approche d'analyse multi-échelle permet de s'affranchir de cette faiblesse de robustesse [LEC04].

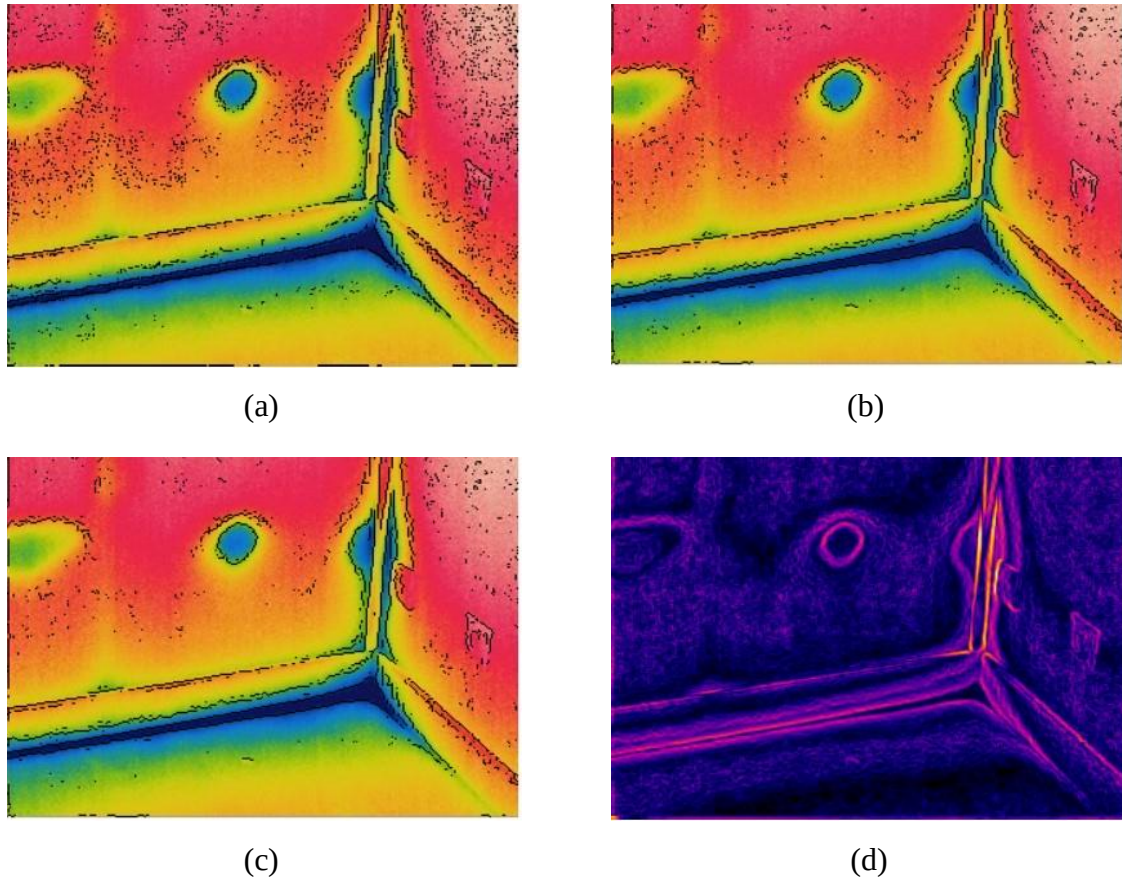


Figure III.7 : Exemple d'extraction des contours à l'aide du détecteur de :
(a) Roberts, (b) Sobel, (c) Prewitt, (d) Kirsh

III.3.3 Approches analytiques de détection de contour

III.3.3.1 Critères de Canny

Dans une approche originale, Canny[CAN86] a proposé un filtre déterminé analytiquement à partir des trois critères suivants :

L'efficacité de la détection est définie comme le quotient de la réponse du filtre à l'emplacement de la transition, par la valeur efficace du bruit après filtrage.

1. *Garantir une bonne détection* : la probabilité de ne pas détecter un vrai contour ou de détecter un contour là où il n'y en a pas, doit être minimisée pour un rapport signal sur bruit donné en entrée du filtre. L'efficacité de la détection est définie comme le quotient de la réponse du filtre à l'emplacement de la transition, par la valeur efficace du bruit après filtrage.
2. *Garantir une bonne localisation* : Garantir une bonne localisation : les points x_0 détectés comme points de contour par l'opérateur doivent être aussi proches que possible des points de contours réels. Plus l'écart type de la distance x_0 du maximum de la réponse du filtre au

centre du contour réel est faible, plus le détecteur assure une localisation correcte du contour.

Un bon détecteur doit maximiser l'inverse de cette variance.

3. *Unicité de la réponse à un contour unique* : Un point du contour ne doit être détecté qu'une seule fois par le filtre mis en œuvre. Si l'on détecte deux contours là où il n'y en a qu'un, une des deux réponses doit être considérée comme fausse.

On cherche la réponse impulsionnelle d'un filtre optimal qui permet d'obtenir un maximum de la sortie pour un contour à l'entrée. Pour Canny un contour idéal est représenté par une fonction de Heaviside (dans la direction orthogonale au contour) :

$$u(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (\text{III.22})$$

Une image $f(x)$ contenant un contour en $x = 0$ peut donc être modélisée par :

$$f(x) = A \cdot u(x) + w(x) \quad (\text{III.23})$$

où A représente l'amplitude du saut et $w(x)$ un bruit blanc gaussien de variance $\sigma_w^2 = E((w(x))^2)$.

Soit $g(x_0)$, la sortie au point x_0 de la convolution de $f(x)$ avec un opérateur de détection $h(x)$:

$$g(x_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) h(x_0 - x) dx \quad (\text{III.24})$$

Le problème posé est de trouver $h(x)$ tel que $g(x_0)$ soit maximum sous les 3 contraintes suivantes :

- a. Bonne décision** : Ce critère revient à chercher $h(x)$ antisymétrique et tel que le rapport signal sur bruit Σ soit maximum :

$$\Sigma = \frac{A \int_{-\infty}^0 h(x) dx}{\sigma_w \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} h(x) dx}} \quad (\text{III.25})$$

- b. Bonne localisation** : Ce critère correspond à la minimisation de la variance σ^2 de la position des passages par zéro et revient à maximiser la localisation Λ définie comme l'inverse de σ :

$$\Lambda = \frac{A |f'(0)|}{\sigma_w \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} h'^2(x) dx}} \quad (\text{III.26})$$

c. *Critère d'unicité de la réponse* : Ce critère correspond à la limitation du nombre de maximas locaux détectés en réponse à un seul contour. La distance moyenne entre les maximas locaux, notée x_{max} est alors contrainte à l'égalité suivante :

$$x_{max} = 2\pi \left(\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} h'(x) dx}{\int_{-\infty}^{+\infty} h''^2(x) dx} \right)^{1/2} \quad (III.27)$$

Trouver $h(x)$ qui maximise le produit $\Sigma. \Lambda$ sous la contrainte que le 3^{ème} critère soit fixé à une constante k revient alors à trouver la solution de l'équation différentielle suivante :

$$2h(x) - 2\lambda_1 h''(x) + 2\lambda_2 h^{(4)}(x) + \lambda_3 = 0 \quad (III.28)$$

Cherchant l'opérateur $h(x)$ sous forme de filtre RIF défini sur l'intervalle $[-W, +W]$ et présentant une pente S à l'origine, Canny a imposé les conditions aux limites suivantes :

$$h(0) = 0, h(W) = 0, h'(0) = S, h'(W) = 0 \quad (III.29)$$

Sous ces conditions, l'équation différentielle (III.28) admet comme solution générale, de la forme:

$$h(x) = a_1 e^{\alpha x} \sin(\omega x) + a_2 e^{\alpha x} \cos(\omega x) + a_3 e^{-\alpha x} \sin(\omega x) + a_4 e^{-\alpha x} \cos(\omega x) + c \quad (III.30)$$

où les paramètres a_i et ω sont déterminés à partir des conditions limites, en fonction de α , ω et $\beta = S/c$ ($h'(0) = S$). $h(x)$ étant impaire, la solution est étendue aux x négatifs avec $h(x) = -h(-x)$.

Utilisant une optimisation numérique sous contrainte, Canny trouva que l'opérateur le plus performant correspondait à un indice de performance $\Sigma. \Lambda = 1.12$ et $k = 0.58$.

L'opérateur ne présentant pas de simplicité au niveau de sa mise en œuvre. Canny montre que la dérivée d'une gaussienne est une bonne approximation de son filtre :

$$h(x) = -\frac{x}{\sigma^2} e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (III.31)$$

L'indice de performance $\Sigma. \Lambda = 0.92$ et $k = 0.51$ présentant ainsi une dégradation de 20%.

III.3.3.2 Filtre de Deriche

Deriche [DER87], utilisant la même démarche que Canny, a cherché une réalisation de l'opérateur sous la forme d'un filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII). Il a abouti à la même équation différentielle avec seulement les conditions aux limites différentes :

$$h(0) = 0, h(+\infty) = 0, h'(0) = S, h'(+\infty) = 0 \quad (III.32)$$

Il en résulte comme solution, l'opérateur optimal suivant :

$$h(x) = \frac{s}{\omega} e^{-\alpha|x|} \sin(\omega x) \quad (\text{III.33})$$

En évaluant pour cet opérateur les différentes intégrales intervenant dans le calcul des critères de performance de Canny (voir § III.3.3.1), on obtient les résultats suivants :

$$\Lambda = \sqrt{2\alpha}\Sigma = \sqrt{\frac{2\alpha}{\alpha^2+\omega^2}}, \quad \Sigma.\Lambda = \frac{2\alpha}{\sqrt{\alpha^2+\omega^2}}k = \sqrt{\frac{\alpha^2+\omega^2}{5\alpha^2+\omega^2}} \quad (\text{III.34})$$

En posant $\alpha = m\omega$, on obtient les cas particuliers suivants :

	m	Λ	Σ	$\Sigma.\Lambda$	k
1	$m \ll 1$	$\sqrt{2\alpha}$	$m\sqrt{2/\alpha}$	$2m$	1.
2	$m = 1$	$\sqrt{2\alpha}$	$\sqrt{1/\alpha}$	$\sqrt{2}$	0.58
3	$m = \sqrt{3}$	$\sqrt{2\alpha}$	$\sqrt{3/2\alpha}$	$\sqrt{3}$	0.5
4	$m \gg 1$	$\sqrt{2\alpha}$	$\sqrt{2/\alpha}$	2	0.44

On voit que pour des valeurs de k identiques, l'opérateur de Deriche présente un indice de performance amélioré de 25% ($\Sigma.\Lambda = \sqrt{2}$) par rapport à l'opérateur optimal de Canny qui donne $\Sigma.\Lambda = 1.12$. Le cas correspondant à la limite de l'opérateur de Deriche ($\omega \rightarrow 0$) présente le meilleur indice de performance (cas $m \gg 1$ et $\Sigma.\Lambda = 2$). Cette limite correspond à l'opérateur de dérivation $g(x)$ qui présente le meilleur compromis, donné par :

$$g(x) = k.xe^{-\alpha x} \quad (\text{III.35})$$

En fait cet opérateur est simplement la solution de l'équation différentielle au cas où le discriminant de son équation caractéristique est nul, ses indices de performance correspondent à ceux donnés dans le cas 4.

En réalisant des tests sur la même image référence, les figures III.8(a)-(b) montrent les résultats de la détection des contours, obtenus respectivement par le filtre de Canny et de Deriche. A cause du filtrage des non-maxima locaux, les contours détectés sont fins et bien orientés. De plus, la localisation des défauts de la plinthe est très bonne pour le filtre de Canny, mais moins bonne pour le cas de Deriche. Sous l'effet de la sensibilité au bruit, les lignes des contours extraites à l'aide du filtre de Canny, présentent quelques discontinuités par comparaison avec le filtre de Deriche. Ce résultat rend l'application du filtre de Canny en CND

est possible. Une intégration inspirée des travaux de Mallat et de ceux de Canny en introduisant la transformée en ondelettes fera l'objet du chapitre 4.

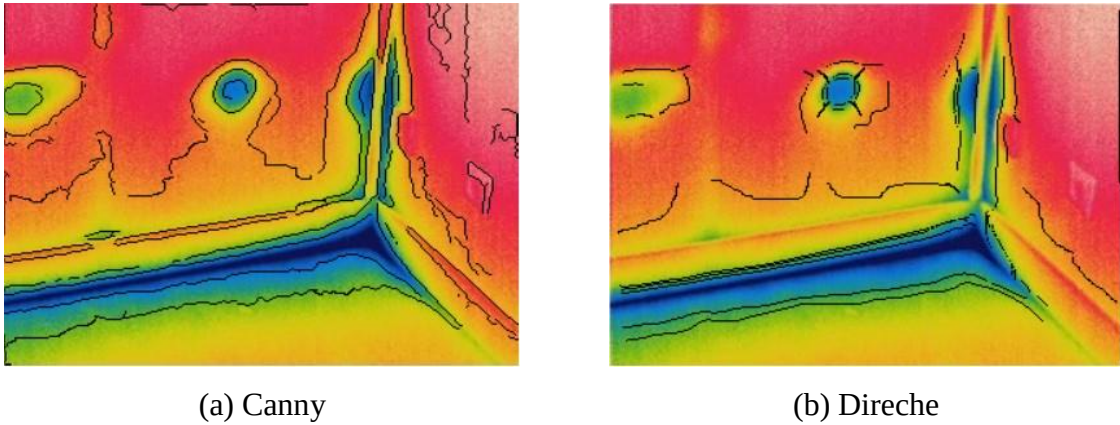


Figure III.8 : Extraction des contours par approches analytiques :
(a) Critères de Canny, (b) Filtre de Direche

III.4 Segmentation par classification des pixels

La segmentation par classification des pixels considère une région de l'image comme un ensemble de pixels connexes appartenant à une même classe. Elles supposent donc que les pixels qui appartiennent à une même région possèdent des caractéristiques similaires et forment un nuage de point dans l'espace des attributs. La classification consiste à retrouver ces nuages de points qui correspondent aux classes des pixels dans l'image. Parmi les méthodes de segmentation par classification des pixels, on distingue les méthodes de segmentation par seuillage, l'algorithme de k-moyennes, l'algorithme Estimation-Maximisation, etc.

III.4.1 Méthodes de segmentation par seuillage

La segmentation par seuillage est l'opération qui associe à chaque pixel de l'image une classe de luminance après comparaison de ses attributs (niveaux de gris) à un ou plusieurs seuils. Une étiquette e est alors affectée à chacun des points en fonction de la classe d'appartenance. Historiquement, cette approche classique a été mise au point pour analyser des images biomédicales. Le succès de cette méthode dépend de la présence de deux modes bien différenciés dans l'histogramme, ce qui n'est pas toujours le cas.

Si $f(x, y)$ dénote un pixel de l'image de coordonnées (x, y) , l'opération de seuillage peut être formalisée par la relation suivante :

$$C_{f(x,y)} = e \quad \text{si} \quad g_{l-1} \leq A_{f(x,y)} < g_l, \quad l = 1, 2, \dots, m \quad (\text{III.36})$$

où $C_{f(x,y)}$ correspond au résultat de la classification du point $f(x,y)$, e est une étiquette, les $\{g_l\}_{l=1,2,\dots,m}$ représentent les valeurs des seuils (niveaux de gris), $A_{f(x,y)}$ est une fonction caractéristique du pixel $f(x,y)$ et m correspond au nombre de classes associées à l'image segmentée.

D'une manière générale, la classification des points de l'image peut s'effectuer de deux manières différentes. Dans le premier cas, les seuils sont déterminés globalement pour tous les points de l'image, alors que dans le second cas le calcul des seuils est fait localement et de manière adaptative à l'ensemble des points auxquels ils vont être appliqués.

III.4.1.1 Méthodes de seuillage globale

Dans les méthodes de segmentation par seuillage global, un seuil unique est calculé pour tous les pixels de l'image à seuiller. En général, une méthode de seuillage consiste à déterminer la valeur optimale du seuil s^* en se basant sur certains critères. Si s^* est déterminé uniquement à partir des niveaux de gris de chaque pixel, alors on parlera de méthodes de seuillage dépendant du point. Si s^* est déterminé à partir de propriétés locales sur un voisinage de chaque point, alors on parlera de méthodes de seuillage dépendant de la région. Dans la suite, nous classerons les différentes méthodes de seuillage globale suivant ces critères et nous pouvons les répartir en deux grandes catégories : méthodes non paramétriques et méthodes paramétriques.

III.4.1.1.1 Méthodes de seuillage globale non paramétriques

Ces méthodes consistent à estimer la valeur optimale du seuil s^* directement à partir de l'histogramme de l'image. Otsu [OTS79] a développé une approche de base pour segmenter une image en deux classes en maximisant un critère de séparabilité. L'opération est vue comme une répartition des pixels de l'image en deux classes C_0 et C_1 suivant un seuil s^* :

$$C_0 = \{0, 1, \dots, s^*\} \text{ et } C_1 = \{s^* + 1, \dots, L - 1\} \quad (\text{III.37})$$

où L le nombre de niveaux de gris. Le seuil optimum s^* peut être déterminé en maximisant le critère suivant [SAH88] :

$$\eta = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_t^2} \quad (\text{III.38})$$

où σ_b^2 la variance interclasse et σ_t^2 la variance totale. Elles sont définies comme suit :

$$\sigma_b^2 = p_s q (\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (\text{III.39})$$

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_t)^2 p_i \quad (\text{III.40})$$

$$\mu_t = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p_i ; \quad \mu_1 = \frac{\mu_t - \mu_s}{1 - p_t} ; \quad \mu_2 = \frac{\mu_s}{p_t} ; \quad \mu_s = \sum_{i=0}^s i \cdot p_i \quad (\text{III.41})$$

où $p_s = \sum_{i=0}^s \frac{h_i}{N}$ et $q = 1 - p_s$ avec h_i étant l'effectif d'apparition du niveau de gris i dans l'image et N la taille de l'image. $p_i = \frac{h_i}{N}$ correspond à la probabilité d'apparition du niveau de gris i . Le seuil optimum s^* est défini par [SAH88] :

$$s^* = \operatorname{argmax}(\eta) \quad (\text{III.42})$$

Cette dernière expression (III.42) signifie que le seuil optimum s^* maximise le critère η .

D'autres méthodes de seuillage basées sur la théorie d'information ont été proposées. Certaines de ces méthodes utilisent uniquement l'entropie de l'histogramme en séparant l'ensemble des niveaux de gris en deux parties de manière à minimiser l'interdépendance entre elles [JOH82, KAP85], d'autres tiennent compte de la distribution spatiale des niveaux de gris de l'image en introduisant des entropies d'ordres supérieurs [ABU89, PAL93].

III.4.1.1.2 Méthodes de seuillage globale paramétriques

Les méthodes de seuillage globale paramétrique consistent à rapprocher l'histogramme de l'image à un mélange de distribution où chacune correspond à une classe. De nombreux travaux ont été proposés dans la littérature afin de contribuer à la résolution du problème lié à l'estimation des seuils optimaux. La majorité des méthodes proposées, considèrent que les modèles statistiques du mélange sont de même type Gaussien [HUA08, GON08, SEZ04, COC95], Gamma [ZAA10, HAU10], Beta [SAL06], Rayleigh [JIN99], etc.

D'autres méthodes font appel à des modèles de distribution Gaussienne généralisée [ELG11, BAZ07] et Rayleigh généralisée [KUR04]. Une autre catégorie de méthodes considère que le mélange est constitué de familles de distributions englobant les distributions les plus connues, Gaussienne, Gamma, Béta, Rayleigh [ZAA07].

Dans les méthodes de même types de distribution (Gaussienne, Gamma, Béta,...) ou de distribution généralisée, les modèles sont fixés et connus a priori, tandis que pour la dernière catégorie englobant plusieurs types de distributions, chaque modèle doit être identifié au préalable. Les méthodes basées sur l'identification des modèles de distribution sont très intéressantes et offrent plus de flexibilité.

Considérons un histogramme $h(g)$ pour $g \in [0, L - 1]$, où L est le nombre de niveaux de gris. On peut approcher cet histogramme à l'aide d'un mélange de distributions où chacune correspond à une classe :

$$\hat{h}(g) = \sum_{k=1}^K P_k \cdot f\left(\frac{g}{C_k}\right) \quad (\text{III.43})$$

où P_k est la probabilité a priori de la classe C_k et $f\left(\frac{g}{C_k}\right)$ la fonction densité de probabilité de la classe C_k correspondant à la $k^{\text{ième}}$ distribution. Chaque distribution est caractérisée par des paramètres qu'on notera θ_k . Le problème de seuillage paramétrique consiste alors à estimer les paramètres (θ_k, P_k) de chaque distribution, en utilisant l'algorithme EM (Estimation Maximization), soit en minimisant l'erreur totale suivante :

$$J_1(\theta) = \frac{1}{L} \sum_{g=0}^L \left(h(g) - \hat{h}(g) \right)^2 \quad (\text{III.44})$$

par l'intermédiaire d'algorithmes d'optimisation standards ou Méta-heuristiques [CHA02, SNY90, COL02, DRE03]. Généralement, toutes distributions sont considérées du même type et Gaussienne. L'expression analytique d'une fonction de densité de probabilité Gaussienne est donnée par :

$$f\left(\frac{g}{\theta_k}\right) = f(g/\mu_k, \sigma_k) = \frac{1}{\sigma_k \sqrt{2\pi}} e^{\left[-\frac{(g-\mu_k)^2}{2\sigma_k^2} \right]} \quad (\text{III.45})$$

où $\theta_k = (\mu_k, \sigma_k)$ représente un vecteur composé de la moyenne μ_k et l'écart-type σ_k . Dans le cas bimodal, l'histogramme de l'image peut être considéré comme un mélange de deux distributions Gaussiennes. Le seuil optimum est obtenu en résolvant l'équation suivante [KIT86] :

$$P_1(g) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(g-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} = P_2(g) = \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(g-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad \forall g \quad (\text{III.46})$$

ou en minimisant le critère suivant :

$$J(s) = 1 + 2[P_1(s)\log\sigma_1(s) + P_2(s)\log\sigma_2(s)] - 2[P_1(s)\log P_1(s) + P_2(s)\log P_2(s)] \quad (\text{III.47})$$

avec :

$$P_1(s) = \sum_{i=0}^s h(i) \quad \text{et} \quad P_2(s) = \sum_{i=s+1}^{L-1} h(i) \quad (\text{III.48})$$

$$\sigma_1^2(s) = \frac{\sum_{i=0}^s (i-\mu_1(s))^2}{P_1(s)} ; \quad \sigma_2^2(s) = \frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} (i-\mu_2(s))^2}{P_2(s)} \quad (\text{III.49})$$

$$\mu_1(s) = \frac{\sum_{i=0}^s i \cdot h(i)}{P_1(s)} ; \quad \mu_2(s) = \frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} i \cdot h(i)}{P_2(s)} \quad (\text{III.50})$$

La figure III.9 présente un histogramme bimodal qui illustre la séparation interclasse par la détection d'un minimum local. Les seuils de classification sont positionnés sur ces minimums

locaux. Il faut choisir le seuil optimal dans un voisinage où le recouvrement des deux lois est minimal.

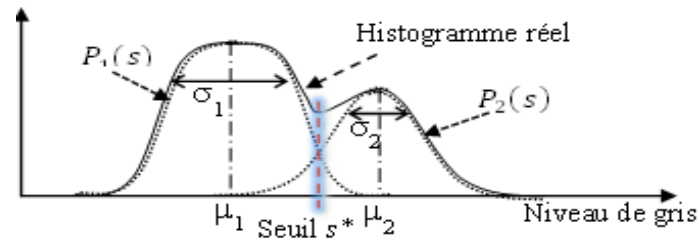


Figure III.9 : Histogramme bimodal illustrant la présence de deux classes

Dans le cas d'un histogramme multimodal, la séparation de m -classes, est réalisée par la détection de $(m-1)$ minimums locaux (seuils). De plus, il faut éviter d'utiliser deux maxima locaux appartenant à une même classe sous peine de sur-discriminer les classes (figure III.10). On peut alors fixer une distance minimale entre les maxima ou réaliser un lissage de l'histogramme par filtrage.

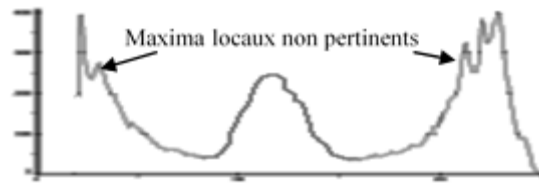


Figure III.10 : Histogramme tri-modal dont deux pics principaux présentent des maxima locaux non pertinents pour la segmentation

III.4.1.2 Méthodes de seuillage dynamique ou local

Le principe du seuillage local est d'utiliser un voisinage centré sur le pixel considéré pour déterminer le seuil à utiliser. On ne calcule plus un seuil qui sera appliqué à l'ensemble des pixels de l'image mais on va déterminer un seuil qui va varier en fonction des zones de l'image où il sera appliqué [WAT84]. Dans les approches locales, le seuil n'est plus unique mais est déterminé pour chaque pixel ou pour des régions de pixels aux caractéristiques voisines. Ces approches sont plus précises [SAU00] mais elles utilisent différents seuils ou une actualisation selon la région considérée. Toutefois, du réglage de ces paramètres dépend la qualité du résultat et un mauvais réglage donne dans certains cas des résultats très bruités avec une perte de l'information pertinente.

Mathématiquement, le calcul du seuil local à appliquer au point (x, y) , peut s'écrire ainsi [BER86] :

$$s(x, y) = \frac{(\max(f(x, y)) + \min(f(x, y)))}{2} \quad (\text{III.51})$$

où $\max(f(x, y))$ et $\min(f(x, y))$ sont respectivement les intensité maximale et minimale de l'image f , déterminées dans une fenêtre carré de taille $N \times N$ centré sur le point (x, y) .

Généralement, ce filtre est très sensible au bruit du fond. En effet, dans le cas où la fenêtre est sur le fond, la mesure de contraste $C(x, y) = (\max(f(x, y)) - \min(f(x, y)))$ peut être inférieure à un certain seuil, alors le voisinage sera constitué d'une seule classe (fond ou bien objet). Une amélioration introduite par Niblack [NIB86] pour le calcul du seuil $s(x, y)$ en utilisant la moyenne $\mu(x, y)$ et l'écart-type $\sigma(x, y)$ de tous les pixels dans la fenêtre (voisinage du pixel en question). Ainsi le seuil $s(x, y)$ est donné par :

$$s(x, y) = \mu(x, y) + k \cdot \sigma(x, y) \quad (\text{III.52})$$

où $\mu(x, y)$ et $\sigma(x, y)$ sont respectivement les valeurs de la moyenne et l'écart-type calculées dans une fenêtre carré, centrée en (x, y) et de taille $N \times N$. k est un paramètre utilisé pour déterminer le nombre de pixels de contours considérés comme des pixels de l'objet, et prend des valeurs négatives. k est fixé à - 0.2 par nombreux auteurs [HE05, TRI95].

Une amélioration introduite par Sauvola [SAU97, SAU00] toujours dans le but de réduire la sensibilité du bruit de fond. Dans la modification de Sauvola, le seuil est donné par :

$$s(x, y) = \mu(x, y) + k \cdot \left(\frac{\sigma(x, y)}{R} - 1 \right) \quad (\text{III.53})$$

avec les mêmes notations que pour le seuil de Niblack (relation III.52). R est le porté dynamique de l'écart-type $\sigma(x, y)$ et le paramètre k prend des valeurs positives appartenant à l'intervalle $[0.2, 0.5]$. Dans ses tests, Sauvola utilise $R=128$ et $k=0.5$, les résultats obtenus montrent plus d'efficacité que la méthode Niblack.

D'autres techniques se basent sur la représentation probabiliste du bruit pour savoir comment fixer le seuil [DON95]. Certaines approches récentes s'intéressent à la binarisation d'images couleurs [GAR05] en utilisant un algorithme modifié des Composantes Connexes pour identifier le fond et les objets. Le comparatif réalisé par Trier [TRI95], compare dix méthodes de seuillage local, et les meilleurs résultats sont obtenus par la méthode Niblack [NIB86], qui fut améliorée plus tard par Sauvola [SAU97]. Une autre approche différente utilisant des outils statistiques tels que le classifieur de Bayes, a été introduite par Mardia et co-auteurs [MAR88]. Ils ont proposé une estimation itérative des paramètres de Bayes et de les utiliser par la suite pour une classification bayésienne sous hypothèse gaussienne.

La figure III.11 illustre les résultats de la segmentation par seuillage global paramétrique (fig. III.11-c) et local (fig. III.11-d). L'histogramme de l'image originale peut être décomposé

entre quatre classes bien séparées, et dues à une répartition thermique non uniforme entre les différentes zones. Les défauts de la plinthe et du mur sont bien détectés et localisés par le seuillage global paramétrique et correspondent aux classes C_1 et C_2 . Par contre, puisque l'histogramme obtenu est quadri-modal, l'utilisation du seuillage local rend difficile l'extraction des zones de défaut.

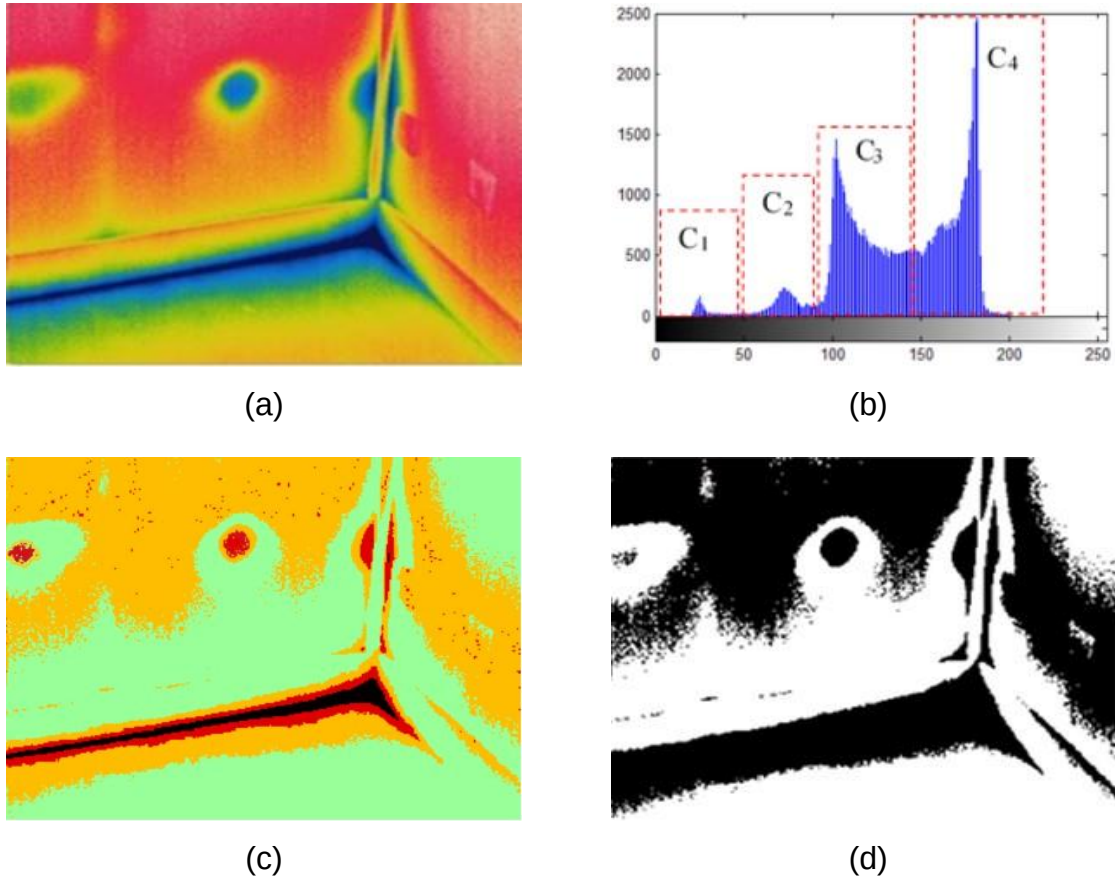


Figure III.11 : Segmentation par seuillage : (a) image originale, (b) histogramme quadri-modal de 4 classes, (c) seuillage global de 4 classes, (d) seuillage binaire

III.4.2. Segmentation par l'algorithme des K-moyennes

L'algorithme des K-moyennes (k-means [JAI10]) est très utilisé dans le domaine de la classification de données multidimensionnelles. C'est un algorithme itératif qui consiste à partitionner l'ensemble des pixels de l'image en un nombre de K classes prédéterminé par l'utilisateur. L'idée principale est de définir K centroïdes, un pour chaque classe $\{C_k\}_{1 \leq k \leq K}$ où les C_k sont caractérisées par leurs centres gravités notés μ_k et leurs nombre d'éléments N_k . Pour chaque classe, un pixel est sélectionné de façon aléatoire parmi l'ensemble des pixels de l'image afin de constituer son centre de gravité initial. Ensuite, à une itération i , chaque pixel de l'image est affecté à la classe dont le centre de gravité est le plus proche. Une fois que tous les pixels de l'image ont été affectés à leurs classes respectives, le centre de gravité de chaque classe est

réactualisé et le processus est réitéré jusqu'à convergence de l'algorithme. Il est à noter que lorsque deux centres de gravité sont proches, les deux classes associées ne sont pas fusionnées. D'autre part, un centre de gravité isolé dans l'espace des couleurs peut être associé à une classe qui ne contient aucun pixel.

L'algorithme k-moyennes dans sa formulation originale cherche à minimiser une fonction de coût global définie par [JAI10] :

$$J = \sum_{k=1}^K \left(\sum_{(x,y) \in C_k} (f(x,y) - \mu_k)^2 \right) \quad (\text{III.54})$$

où représente le niveau de gris du pixel $f(x,y)$ de coordonnées (x,y) .

L'algorithme des k-moyennes peut être résumé comme suit :

1. *Initialisation :*
des centroïdes μ_k et les classes $\{C_k\}_{1 \leq k \leq K}$,
2. *Pour chaque pixel $f(x,y)$:*
calculer la distance aux différents centres des classes μ_k :
 $d(f(x,y), \mu_k) = |f(x,y) - \mu_k|$,
3. *Réaffectation des pixels $f(x,y)$ à la classe C_k la plus proche tel que :*
 $d(f(x,y), \mu_k)$ est minimal,
4. *Mise à jour pour des classes :*
nombre de pixel N_k
centroïde $\mu_k = \frac{\sum_{(x,y) \in C_k} f(x,y)}{N_k}$,
5. *Arrêt à l'itération t si on a stabilisation des classes : $N_{k_t} = N_{k_{t-1}}$,
si non
aller à l'étape 2.*

Le principal inconvénient de cette méthode est que la classification dépend du choix de la partition initiale. Le minimum global n'est pas obligatoirement atteint, on est seulement certain d'obtenir la meilleure partition à partir de la partition de départ [LIK03].

De nombreuses variantes peuvent être rencontrées, telle que la version floue de l'algorithme K-moyennes appelée Fuzzy C-means [TAM15]. Cet algorithme nécessite aussi la connaissance préalable du nombre de classe et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Malheureusement, cet algorithme possède les mêmes inconvénients que l'algorithme K-moyennes à savoir la sensibilité à la répartition initiale et le choix du nombre de classes.

Une autre version de l'algorithme K-moyennes dite algorithme ISODATA [TAK95]. L'avantage de ce dernier est qu'il permet de regrouper par processus itératif, les pixels sans connaître a priori le nombre exact de classes. L'inconvénient de cette approche est que pour les classes n'ayant pas suffisamment d'objets seront détruites. Ceci rend difficile la détection des défauts de faible dimension qu'est l'objectif de ce travail de recherche.

La figure III.12 présente les résultats de l'application de l'algorithme des K-moyennes pour la segmentation de l'image infrarouge de référence avec différents nombres K de classes. Avec deux classes ($K = 2$), l'image segmentée obtenue (figure III.12-d) est en binaire. Les défauts de la plinthe et du mur sont disparus dans le fond de l'image. Pour $K = 3$ (figure III.12-c), les défauts commencent à apparaître, mais avec $K = 4$ (figure III.12-b), tous les défauts sont bien marqués de point de vue tailles et formes. On peut conclure que cette méthode dépend essentiellement du choix du nombre de classe qui doit être fixé au départ.

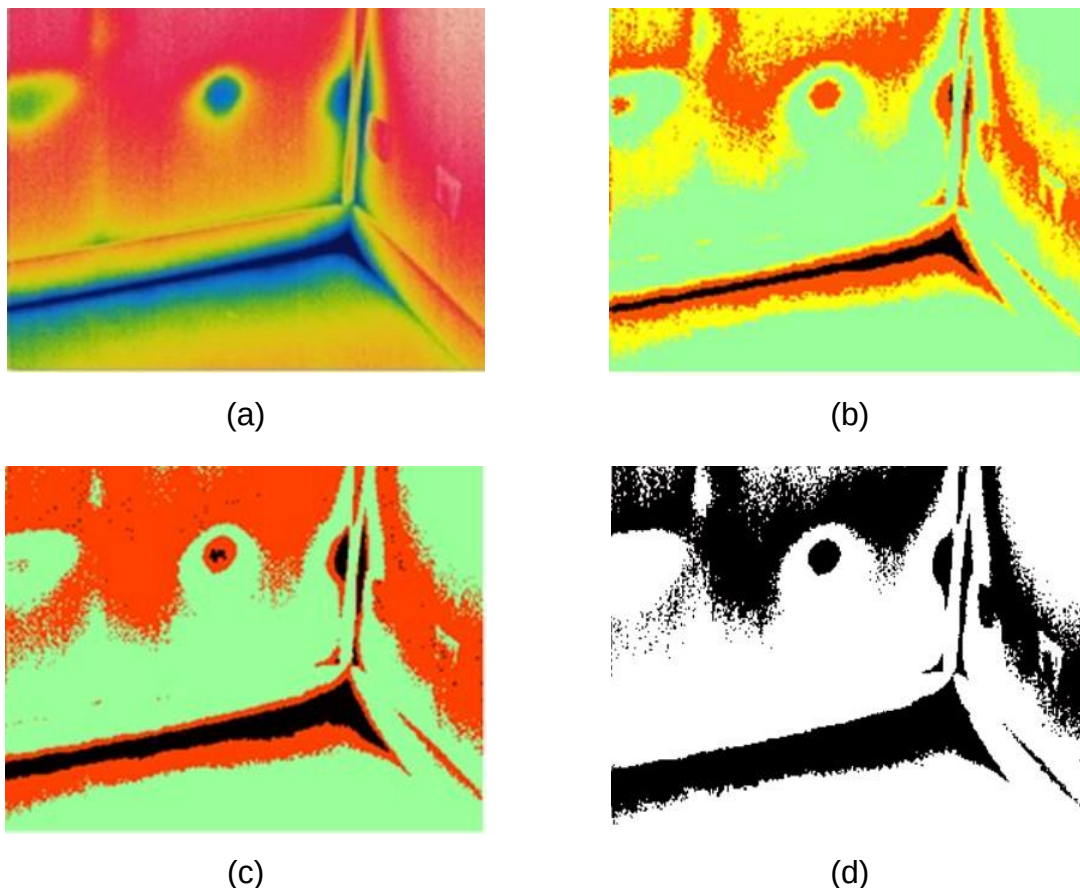


Figure III.12 : Segmentation par l'algorithme K-moyennes:

(a) image originale ; image segmentée avec : (b) $K = 4$, (c) $K = 3$ et (d) $K = 2$.

III.5 Segmentation par l'approche région

Les méthodes de la segmentation par l'approche région cherchent à considérer les régions de l'image comme des ensembles de pixels connexes dont les couleurs sont proches les unes des autres. Ces méthodes font intervenir certaines propriétés de l'image telles que la couleur, texture, forme, ..., pour la prise de décision d'extraction des régions selon la similarité des pixels. On distingue les méthodes de segmentation par : croissance de régions, lignes de partage des eaux, division de régions, fusion de régions, division-fusion de régions, ...

III.5.1 Segmentation par croissance de régions

L'approche de segmentation par croissance de régions consiste à faire croître des régions en y ajoutant successivement les pixels adjacents qui satisfont un critère d'homogénéité. La croissance s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités.

L'étape initiale consiste à sélectionner les germes des régions qui correspondent généralement à un pixel. Puis, les régions sont construites en y ajoutant successivement les pixels qui leur sont connexes et qui vérifient un critère de similarité colorimétrique [CHAS84].

L'agglomération des pixels n'exploite aucune connaissance a priori de l'image ou du bruit qui la dégrade. En fait, la décision d'intégrer à la région un pixel voisin repose seulement sur un critère d'homogénéité imposé à la zone en croissance. L'algorithme général de segmentation par croissance de régions basé sur l'agrégation de pixels, offre la possibilité d'adapter ce critère de croissance à l'image traitée. En effet, l'image f est supposée partiellement segmentée et que l'algorithme a déjà déterminé i régions $\{R_n / n = 1, \dots, i\}$. La région suivante R_{i+1} est construite dans l'ensemble non segmenté $f_0^{(i)}$ définie par [TRE97] :

$$f_0^{(i)} = f - \bigcup_{n=1}^i R_n \quad (\text{III.55})$$

où f désigne l'ensemble des pixels de l'image originale. Le germe $R_{i+1}(0)$ de la nouvelle région R_{i+1} est le site de niveau de gris de la région $f_0^{(i)}$. Puis la région R_{i+1} croît par agrégations successives de pixels. Soit $R_{i+1}(k)$ l'évaluation de R_{i+1} obtenue après la $k^{\text{ème}}$ étape de construction. $R_{i+1}(k+1)$ est alors définie par :

$$R_{i+1}(k+1) = R_{i+1}(k) \cup \left\{ f(x, y) \in f_{k+1}^{(i)} / f(x, y) \mathcal{H}_1 R_{i+1}(k) \text{ et } f(x, y) \mathcal{H}_2 R_{i+1}(k) \right\} \quad (\text{III.56})$$

où $f_{k+1}^{(i)} = f_0^{(i)} - R_{i+1}(k)$: c'est-à-dire que les points rajoutés à $R_{i+1}(k)$ pour former $R_{i+1}(k+1)$ n'ont pas déjà été classés.

$\mathcal{H}_1$ désigne la relation de connexité entre le pixel $f(x, y)$ et la région $R_{i+1}(k)$: on rajoute des points à $R_{i+1}(k)$ de manière à ce que $R_{i+1}(k+1)$ reste connexe. $\mathcal{H}_2$ est la relation de similarité

radiométrique qui lie le pixel $f(x, y)$ à la région $R_{i+1}(k)$: on rajoute à $R_{i+1}(k)$ des points suffisamment proches d'une caractéristique moyenne de $R_{i+1}(k)$ définie par l'utilisateur : moyenne, dynamique, contraste, etc.

L'algorithme suivant explique les étapes de la croissance d'une région R_{i+1} à partir de ses itérés $R_{i+1}(k)$.

1. $i = 0$
2. $k = 0$ /*initialisation du numéro de l'itération de la région $R_i(k)$ */
3. • Si $i = 0$ alors $f_0^{(0)} = f$ /*image originale*/
 • Si non, $f_0^i = f - \bigcup_{n=1}^i R_n$
4. Choisir un germe $R_{i+1}(0)$ /*Phase itérative : construction des itérés $R_{i+1}(k)$ */
5. $f_{k+1}^i = f_k^i - R_{i+1}(k)$ /*Mise à jour de l'ensemble f_k^i des points candidats à l'agrégation*/
- /*Construction $R_{i+1}(k+1)$ à partir de $R_{i+1}(k)$ et f_{k+1}^i */
6. $\nexists$ Si $\mathcal{H}(R_{i+1}(k+1))$ alors
 Si $f_{k+1}^i = \emptyset$ alors ARRÊT /* toutes les régions vérifient le prédicat : $\mathcal{F}_1$ et $\mathcal{F}_2$ */
 Si non,

$$R_{i+1}(k) = R_{i+1}(k+1)$$

 $i = i + 1$
 Aller en 2 /*Initialisation d'une nouvelle région*/
 $\nexists$ Si non
 Si $f_{k+1}^i = \emptyset$ alors ARRÊT /* i régions vérifient le prédicat, la région $i+1$ contenant les points restants, n'est pas homogène */
 Si non,
 $k = k + 1$
 Aller en 5 /* Poursuite de la croissance */

Cet algorithme s'applique sur des images de niveaux de gris pour lesquelles l'attribut est de type texture. Par ailleurs, cet algorithme est parallélisable : les croissances à partir des différents germes $R_i(0)$ peuvent être traitées simultanément par plusieurs processeurs.

La figure III.13 illustre un exemple de partitionnement partiel dans le cas où on aurait déjà identifié 5 régions et où le processus s'intéresse à la localisation d'une sixième région.

Cette méthode a été utilisée dans le cas de la segmentation d'images couleur pour lesquelles le prédicat attaché aux régions était la convexité [COC95].

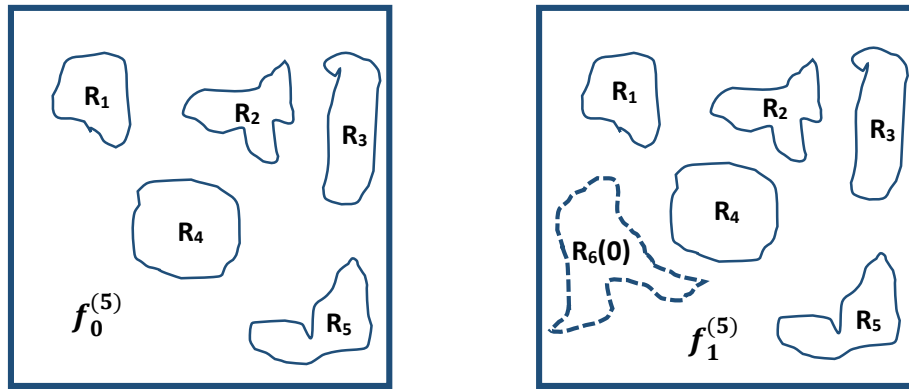


Figure III.13 : Exemple de configuration pour la création d'une 6^{ème} région

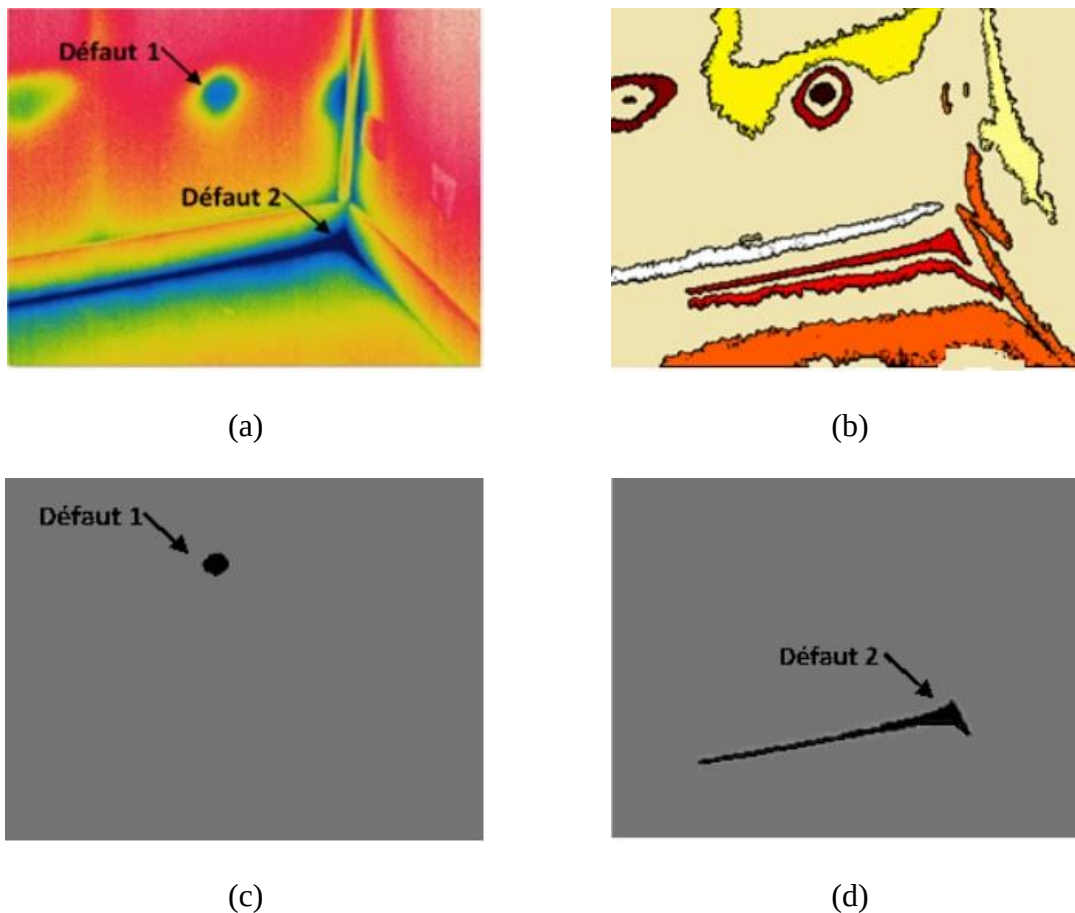


Figure III.14 : Segmentation par croissance de régions : (a) image originale ; résultats de la segmentation avec : (b) 10 germes fixés au départ ; (c) et (d) un seul germe au départ

La figure III.14 présente les résultats obtenus à l'aide de l'algorithme de segmentation par croissance des régions. Nous avons fixé dix germes au départ (figure II.14-b), toutes les zones sont extraites correctement ainsi que les défauts de la plinthe et du mur. La figure II-14 (c et d) illustre un exemple d'extraction d'un seul, lorsqu'on fixe un seul germe au départ. Les objets extraits du mur (défaut 1) et de la plinthe (défaut 2) sont bien marqués de point de vue

tailles et formes. Cette méthode dépend essentiellement du choix du nombre de germes fixés au départ.

III.5.2 Segmentation par division-fusion de régions

La méthode de la segmentation par division-fusion (*Split and Merge*) est une approche mixte qui consiste soit à diviser une image et puis fusionner les régions adjacentes selon des critères d'homogénéité, soit à diviser l'image de façon itérative tant que les régions ne sont pas assez homogènes. On utilise souvent des arbres ou des graphes (*quadtree*) pour effectuer cette étape [HOR76, HOR77, HAR85].

Les approches par division de régions, de haut en bas (*top-down* en anglais) permettent d'obtenir la partition résultante en divisant les régions en régions de plus en plus petites jusqu'à ce que des critères particuliers soient satisfaits [TRE00]. Le point de départ de l'algorithme est une sous-partition de l'image. En général, la segmentation initiale est composée d'une seule région contenant l'image entière. Chaque région ne respectant pas un critère d'homogénéité est ensuite divisée de manière arbitraire en plus petites régions. Les premières approches de division consistent à partitionner une région en régions de taille identique. Ce mécanisme de division ressemble à un processus de construction d'un quad-tree pour une image 2D. Lorsque toutes les régions respectent le critère de division, nous obtenons la partition finale.

A l'opposé des approches par fusion de régions décrites comme de bas en haut (*bottom-up* en anglais) permettent d'obtenir une partition en fusionnant successivement des régions adjacentes répondant à un même critère. Le point de départ d'un algorithme de segmentation par fusion de régions est une image sur-segmentée, c'est-à-dire qui comporte beaucoup de régions. Généralement la partition utilisée à cette fin comporte une région par élément de l'image. L'algorithme procède ensuite par fusions successives de régions adjacentes. Si deux régions respectent le critère de fusion alors elles sont effectivement fusionnées. La partition finale est atteinte lorsqu'il n'est plus possible de fusionner des régions, c'est-à-dire qu'il n'existe pas deux régions dont la fusion respecte le critère.

Plusieurs règles de regroupement ont été proposées, dont certaines mettent en jeu :

- des propriétés statistiques telles que la moyenne μ_{R_k} (III.57) ou la variance $\sigma_{R_k}^2$ (III.58) des régions R_k , le gradient moyen des frontières de régions, le contraste maximum des régions, etc.

$$\mu_{R_k} = \frac{\sum_{i,j} R_k(i,j)}{N_{R_k}} \quad (III.57)$$

$$\sigma_{R_k}^2 = \frac{\sum_{i,j} (R_k(i,j) - \mu_{R_k})^2}{N_{R_k}} \quad (\text{III.58})$$

- des propriétés géométriques ou morphologiques telle que l'élongation ou la compacité des régions. Deux régions sont regroupées si par exemple un facteur de forme est conservé ou amélioré après leur fusion.

où N_{R_k} désigne le nombre de pixels dans la région R_k . La figure III.15 illustre un exemple des grandes étapes de l'implémentation de l'algorithme de segmentation par division-fusion. La partition initiale est constituée de l'image entière. Ensuite, les partitions qui suivent, divisent chaque sous-région en quatre quadrants jusqu'à ce que des partitions homogènes soient obtenues (3^{ème} division). Par la suite, la phase de fusion commence en regroupant les blocs adjacents représentant les régions homogènes selon un prédicat défini, jusqu'à l'obtention du résultat final. La mise en œuvre de l'algorithme de division-fusion est illustrée ci-dessous :

Etape 1 : Division (Split - algorithme récursif)

Pour toute région R_k

Si $\mathcal{H}[R_k]$ est *faux*

Alors **split** (R_k) en sous-région

Si non ($\mathcal{H}[R_k]$ est *vrai*) R_k homogène

Etape 2 : Fusion (Merge)

Pour tout couple de régions (R_k, R_l)

Si voisin(R_k, R_l) et $\mathcal{H}$ [Union(R_k, R_l)] sont vrais

Alors **merge**(R_k, R_l)

Si non R_k et R_l sont inhomogènes et séparées

La figure III.16 illustre un exemple de segmentation par division-fusion de régions. L'image est segmentée en trois régions principales présentées à l'aide des couleurs différentes. Cette méthode, bien qu'elle sépare les zones d'intérêt, reste une méthode moins précise. De plus, nous constatons l'influence de l'effet des bords des régions fusionnées dans l'image segmentée.

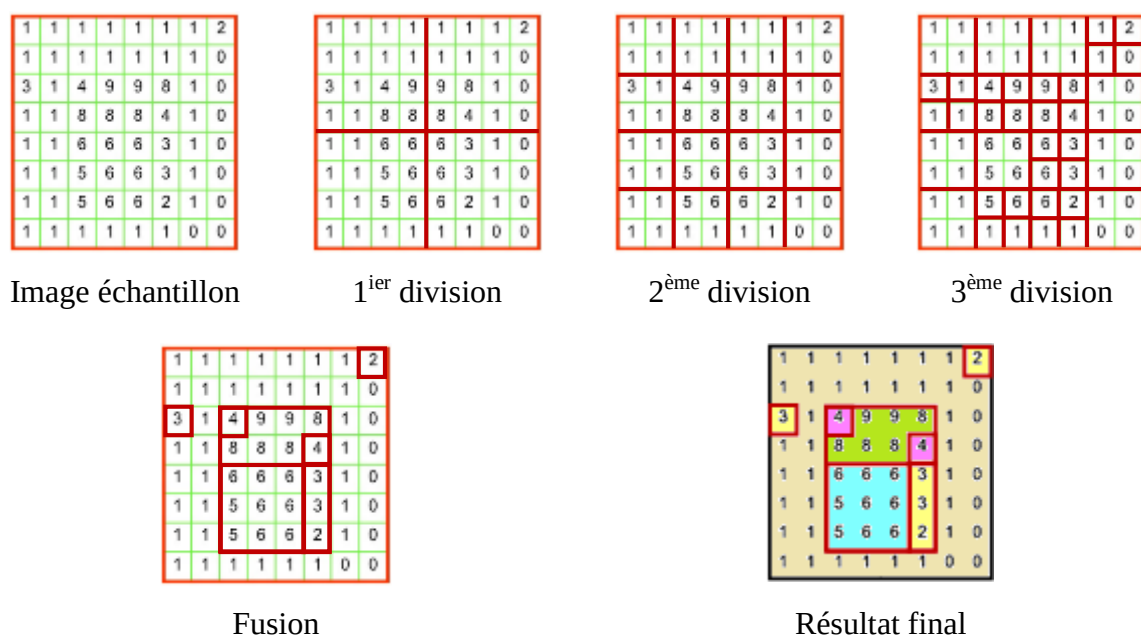


Figure III.15 : Principe de la segmentation par division-fusion de régions

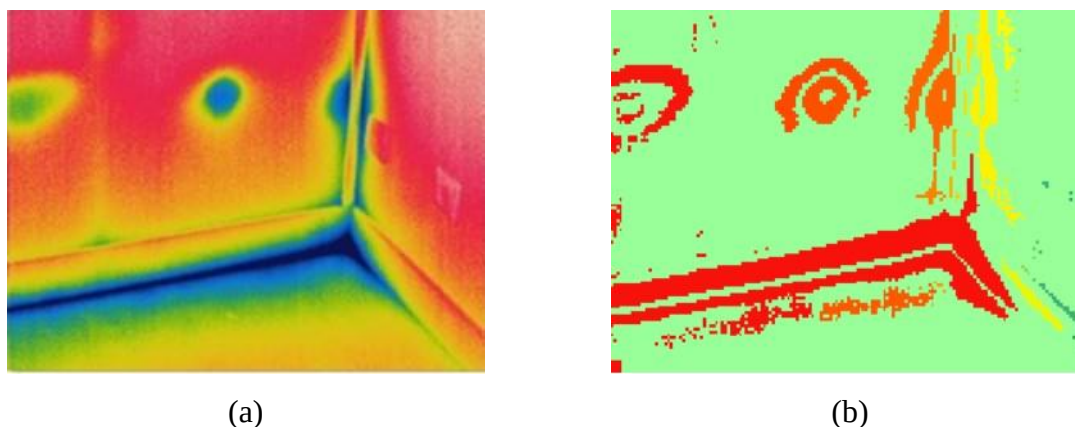


Figure III.16 : Segmentation par division-fusion de régions :

(a) image originale, (b) image segmentée

III.5.3 Segmentation par ligne de partage des eaux

La segmentation par ligne de partage des eaux (LPE) (*watershed* en anglais) [VIN91] utilise la description des images en termes géographiques. En effet, Si l'on considère l'image comme une surface dans l'espace de dimension 3, on peut utiliser la terminologie de la géographie qui définit la ligne de partage des eaux comme la crête qui forme la limite entre deux bassins versants. Pour obtenir une ligne de partage, il faut imaginer l'immersion d'un relief dans de l'eau, en précisant que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima. La ligne de partage des eaux est représentée par les points où deux lacs disjoints se rejoignent au cours de l'immersion (figure III.17).

L'algorithme de LPE ne s'applique pas à l'image originale mais à son gradient (carte topographique). Cela crée ainsi des PLE aux points de discontinuités du niveau de gris, ce qui est intéressant pour les applications de segmentation.

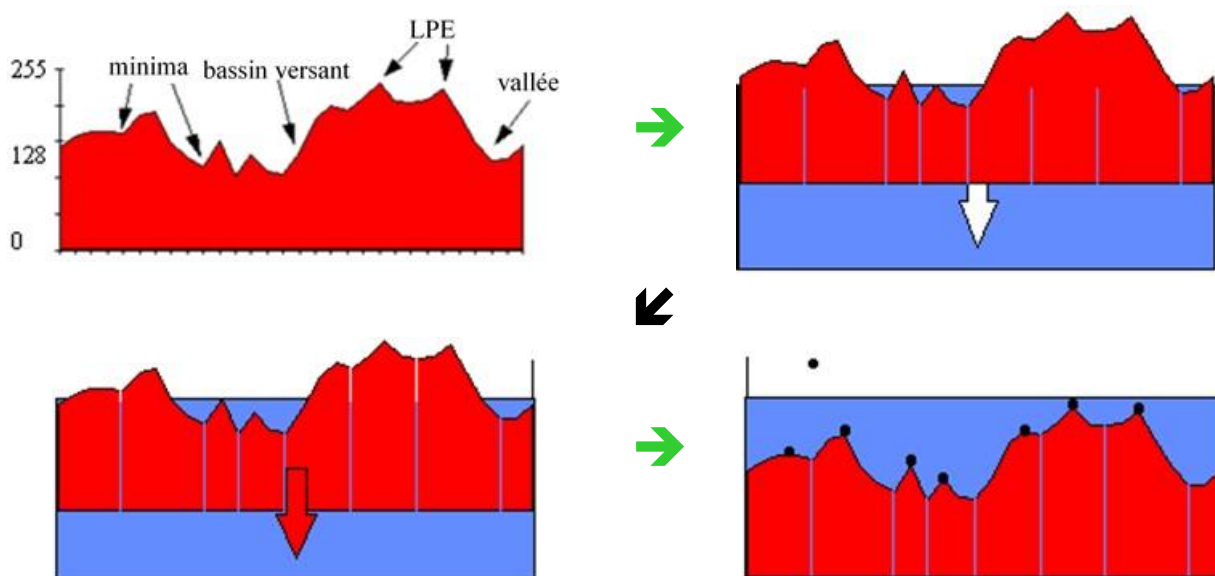


Figure III.17 : Principe de la méthode de ligne de partage des eaux

Ce type de segmentation produit généralement une sur-segmentation de l'image, c'est-à-dire qu'il y a beaucoup de régions et qu'il faut en fusionner afin d'obtenir des régions ayant un sens. Ceci est dû au fait que les images gradient des images naturelles contiennent un grand nombre de minima (dû au bruit du système de prise de vue par exemple ou aux variations locales non significatives des niveaux de gris ou encore aux textures des régions). Cette sur-segmentation peut apporter une meilleure précision dans la détection des contours des structures, mais au détriment de l'homogénéité des régions segmentées. Plusieurs approches sont envisageables pour résoudre ce problème, telles que [BEU93, ROE01] :

- Le *filtrage adapté* de l'image originale afin de supprimer tous les minima non-significatifs,
- Le *choix de marqueurs* indiquant les sources de l'inondation à considérer afin de limiter le nombre de zones que l'on souhaite mettre en évidence, et par la suite les fusionner pour obtenir une segmentation correcte des régions dans l'image,
- Le *processus hiérarchique* qui consiste à associer à chaque contour une valeur de saillance, d'autant plus forte que le contour est significatif. La carte de saillance des contours permet de construire des images segmentées, facilement exploitable par l'utilisateur.

Les figures III.18 (a-d) présentent les résultats du test de la méthode de LPE sur la même image infrarouge traitée dans ce chapitre. Nous constatons que la LPE appliquée à l'image du

gradient (b), fournit une très forte sur-segmentation (c), tous les contours effectivement présents dans l'image font partie de la partition obtenue par la méthode. Afin d'éliminer toute l'information non significative, un prétraitement consiste à modifier les minima de l'image du gradient en imposant un ensemble de marqueurs, qui par reconstruction géodésique de l'image initiale donneront une image synthétique (d).

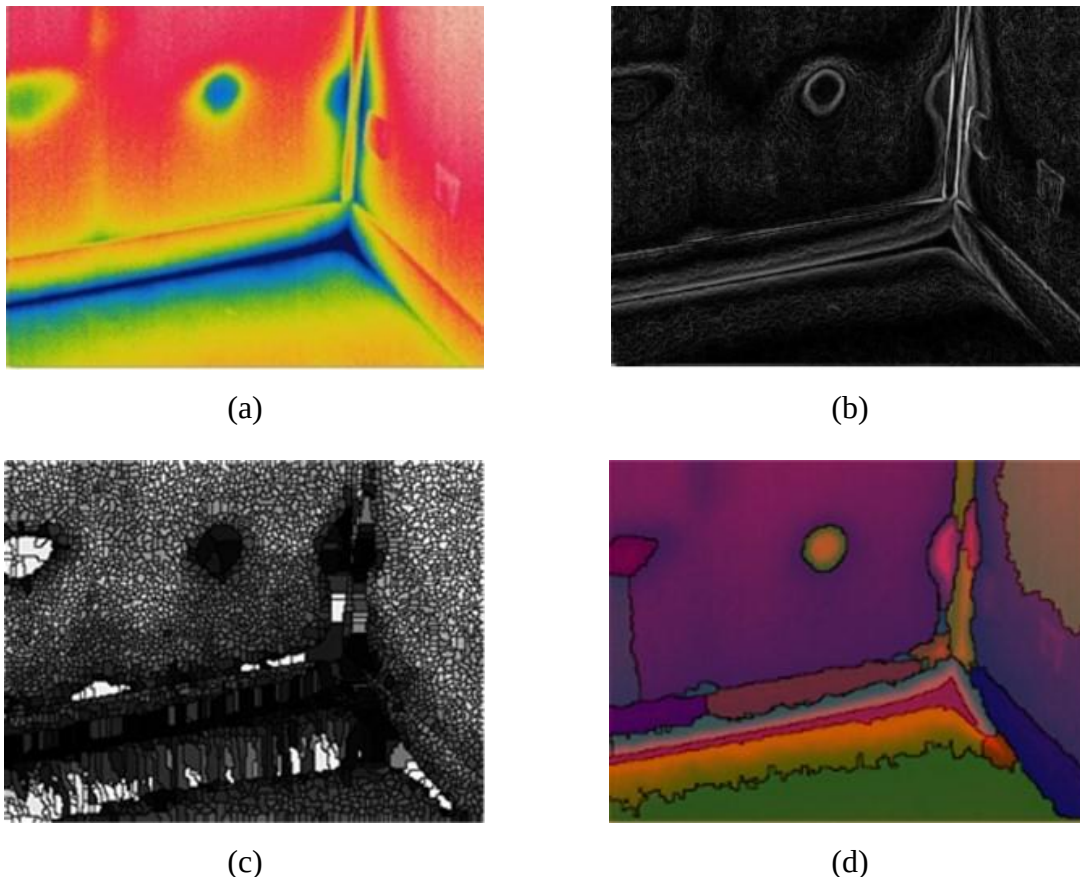


Figure III.18 : Exemple de segmentation par la méthode LPE : (a) Image initiale, (b) Gradient de l'image initiale (c) LPE de l'image gradient (sur-segmentation), (d) LPE de l'image gradient avec marqueurs

La méthode de LPE présente l'avantage de la séparation des structures fines (grande précision). Par contre, elle reste une méthode très sensible au bruit en produisant une forte sur-segmentation. Dans ce cas, un prétraitement est nécessaire.

III.6 Synthèse

Le choix d'une méthode de segmentation est fortement lié au type de l'application désirée (imagerie médicales, contrôle qualité par vision industrielle, détection et analyse des mouvements dans une scène vidéo, etc) et de la nature de l'image à analyser (images très structurées : objets homogènes, images texturées, présence de bruit, etc). En effet, le détecteur de contours de Canny donne de bons résultats par rapport à toutes les approches classiques

basées sur le principe du gradient et ses dérivés (Sobel, Roberts, Prewitt, Kirsh, etc). Les contours sont bien définis même dans les zones faiblement contrastées. Nous avons retenu cette méthode pour une application en CND par thermographie infrarouge.

Pour les méthodes de segmentation par classification des pixels, les approches de seuillage présentent deux grands avantages qui sont la simplicité de mise en œuvre et la rapidité d'exécution. Malgré sa sensibilité à la présence du bruit, ce qui provoque généralement des maxima locaux non pertinents pour la segmentation, la méthode du seuillage global paramétrique, permet de séparer les régions homogènes dans une image. Dans le même contexte, la méthode des k-moyennes présente l'inconvénient de la fixation du nombre de partitions au départ. Ces deux méthodes peuvent être retenues pour des applications de détection des défauts dans les matériaux homogènes par thermographie infrarouges. Une étape supplémentaire de traitement peut être faite si cela est nécessaire.

Dans la segmentation par croissance de régions et la méthode par division-fusion, les pixels sont classés exclusivement sur la base de leur relation spatiale. Le résultat de la méthode de croissance des régions dépend de la sélection des pixels germes qui doit se faire soigneusement. Cette méthode reste très intéressante pour l'extraction de certains objets du fond de l'image. Pour la méthode par division-fusion, bien qu'elle sépare les zones d'intérêt, elle reste moins précise puisque l'effet de bords des régions fusionnées dans l'image segmentée existe toujours. Par ailleurs, la méthode de LPE présente l'avantage de la séparation des microstructures. Par contre, elle reste une méthode très sensible à la présence de bruit en produisant une forte sur-segmentation. Dans ce cas, un prétraitement est toujours nécessaire ce qui alourdi le coût de traitement.

III.7 Conclusion

La segmentation d'images est une étape importante dans le processus d'analyse des images vu qu'elle constitue le cœur de tout système de vision par ordinateur. Dans ce chapitre, nous avons passé en revue différentes approches de segmentation d'images existantes dans la littérature. Nous avons mis en œuvre trois grands types d'algorithmes de segmentation :

- Segmentation par détection de contours : nous avons comparé deux approches, l'une est classique basée sur l'application des opérateurs locaux de type gradient et ses dérivés utilisant des masques de différences finies. L'autre de Canny, plus moderne qui utilise un filtrage analytique afin de garantir la bonne détection et localisation et d'assurer l'unicité de la réponse

à un contour unique. Après une étude comparative, nous avons opté pour la méthode de Canny pour une application au CND.

- Segmentation par classification des pixels : Nous avons comparé deux grandes méthodes, l'une basée sur un seuillage d'histogramme et l'autre fait appel à l'algorithme de k-moyennes. Puisqu'elle a donné des résultats très acceptables, nous avons retenu, la méthode de seuillage globale paramétrique pour être appliquée au CND. Ceci est dû au rapprochement de l'histogramme de l'image à un mélange de distribution où chacune correspond à une classe. Contrairement au cas de la méthode de k-moyennes où le nombre de classe doit être fixé au départ.
- Segmentation basée régions : Trois approches ont été mises en œuvre qui sont les méthodes de segmentation par croissance de régions, de division-fusion et de la méthode LPE. Compte tenu des résultats obtenus, nous avons opté pour la méthode de croissance de régions. C'est une méthode robuste pour l'extraction d'une zone d'intérêt. Par contre, l'effet de bord des régions fusionnées, rend la segmentation imprécise par la méthode de division-fusion. De même pour la méthode LPE qui est très sensible à la présence de bruit et nécessite un prétraitement lourd.

Enfin, après une mise en œuvre comparative des différentes approches de segmentation d'images numériques, nous avons opté pour des méthodes, précises, robustes à la présence de bruit et qui nécessitent juste un léger prétraitement.

CHAPITRE IV :

ANALYSE MULTI-RESOLUTION ET TRANSFORMEE EN ONDELETES POUR LA SEGMENTATION ET LE DEBRUITAGE D'IMAGES NUMERIQUES

Sommaire du Chapitre IV

Nomenclature du Chapitre IV	112
IV.1 Introduction.....	113
IV.2 Temps, fréquence, espace, échelle	114
IV.3 Généralités sur la transformée en ondelettes	116
IV.3.1 Notion de la transformée d'ondelettes	116
IV.3.2 Propriétés de résolution.....	118
IV.3.3 Exemples d'ondelettes usuelles	119
4 L'analyse multi-résolution par ondelettes.....	120
IV.4.1 Principe de base et propriétés.....	120
IV.4.2 Fonction d'échelle et base orthonormale d'ondelettes.....	121
IV.4.3 Approximation et détail multi-résolution d'un signal	122
IV.5 Extension de l'analyse multi-résolution au cas 2D	124
IV.5.1 Approximation et détail multi-résolution d'une image	124
IV.5.2 Algorithme de Mallat 2D.....	125
IV.5.3 Décomposition multi-échelle d'un signal 2D	126
IV.6 Débruitage d'image par seuillage des coefficients d'ondelettes.....	127
IV.6.1 Rappel sur les principales méthodes de débruitage d'images.....	127
IV.6.2 Principe de débruitage par transformée en ondelettes	128
IV.6.3 Opérateurs de seuillage pour débruitage.....	129
IV.6.4 Estimation des valeurs de seuil	131
IV.7 Modules Maxima des coefficients d'ondelettes et détection de contours.....	132
IV.7.1 Chaînage des modules maxima de la transformée en ondelettes	132
IV.7.2 MMTTO et Détecteur de Canny multi-échelles.....	133
IV.7.3 Exemple de détection des contours multi-échelles	135
IV.8 Conclusion	137

Nomenclature du Chapitre IV

$f(t)$	Signal 1D défini dans $L^1(\mathbb{R})$
$\hat{F}(\omega)$	Transformée de Fourier 1D du $f(t)$
$f(t_1, t_2)$	Signal 2D défini dans $L^2(\mathbb{R})$
$\hat{F}(\omega_1, \omega_2)$	Transformée de Fourier 2D du $f(t_1, t_2)$
$\hat{F}(\omega, \tau)$	Transformée de Fourier à fenêtre glissante
$Wf(a, b)$	Transformée en ondelettes d'un signal $f(t)$
$\psi(t)$	Fonction ondelette mère
$\psi_{a,b}(t)$	Ondelette analysante
$\hat{\Psi}(\omega)$	Transformée de Fourier de ψ
V_j	Sous-espaces d'approximation à l'échelle j
W_j	Sous-espaces de détail à l'échelle j
$\phi_{jk}(t)$	Fonction d'échelle 1D à la résolution 2^{-j} dans le sous- espace V_j
$\psi_{jk}(t)$	Ondelette mère à la résolution 2^{-j} dans le sous- espace W_j
$f_{V_j}(t)$	Approximation du signal f à la résolution 2^{-j}
$f_{W_j}(t)$	Détail du signal f à la résolution 2^{-j}
a_{jk}	Coefficients d'approximation à la résolution 2^{-j} .
d_{jk}	Coefficients de détail à la résolution 2^{-j} .
$\Phi_{j,(k,l)}(x, y)$	Fonction d'échelle 2D à la résolution 2^{-j}
$\Psi^H(x, y)$	Ondelette mère suivant la direction horizontale
$\Psi^V(x, y)$	Ondelette mère suivant la direction verticale
$\Psi^D(x, y)$	Ondelette mère suivant la direction diagonale
d_j^H	Coefficients des détails horizontaux à la résolution 2^{-j}
d_j^V	Coefficients des détails verticaux à la résolution 2^{-j}
d_j^D	Coefficients des détails diagonaux à la résolution 2^{-j}
$\{\hat{d}_j^o\}_{Dur}$	Fonction Seuillage dur à l'échelle j
$\{\hat{d}_j^o\}_{Doux}$	Fonction Seuillage doux à l'échelle j
$\{\hat{d}_j^o\}_{DurM}$	Fonction Seuillage dur modifié à l'échelle j
λ_{Visu}	Seuil universel 'Visu Shrink'
$\tilde{\sigma}$	Estimation de la variance du bruit
λ_{Sure}^j	Seuil 'Sure Shrink' à l'échelle j
$\Theta(x, y)$	Noyau 2D de lissage
$W_j^H f(\vec{\tau})$	transformée dyadique horizontale
$W_j^V f(\vec{\tau})$	transformée dyadique verticale
$\vec{W}_j f(\vec{\tau})$	Jacobien des coefficients de la transformée en ondelettes
$M_j f(\vec{\tau})$	Modules maxima de la transformée en ondelettes à l'échelle j
$A_j f(\vec{\tau})$	l'orientation du jacobien

IV.1 Introduction

Les méthodes d'ondelettes sont des outils mathématiques qui ont connu un essor impressionnant ces dernières décennies, grâce à leur efficacité aussi bien pour le débruitage, que pour la compression, ou encore pour la détection de contours. En traitement d'image, la théorie des ondelettes s'est développée en permettant de mettre en valeur les zones les plus significatives de l'image, qu'elles détectent et localisent, palliant certaines carences de la transformée de Fourier. En plus de leur intérêt pour la compression et le débruitage, puisqu'elles ont intégré le dernier standard de compression des images numériques JPEG 2000, les ondelettes sont également d'un grand intérêt pour la segmentation d'images.

Depuis son apparition, les ondelettes ont eu et ont toujours un grand succès. Elles apportent de nombreux outils de bases qui trouvent un cadre parfaitement naturel en traitement du signal et d'image, et ce pour plusieurs raisons. En effet, la transformée en ondelettes appliquée à un signal, génère une représentation à deux paramètres qui sont le temps et l'échelle de celui-ci. La transformée en ondelettes trouve donc un cadre naturel dans l'analyse de signaux, où l'échelle permet de définir une nouvelle notion de caractéristique «fréquentielle» dépendante du temps. De plus, puisque les transformées en ondelettes sont inversibles, elles s'appliquent à tous les domaines du traitement du signal basés sur l'analyse et la synthèse, où le traitement est effectué dans l'espace transformé.

Le principal avantage de l'utilisation de la transformée en ondelettes réside dans sa capacité de détecter les singularités dans une image (ensemble de points, mathématiquement n'est pas bien défini ou bien subit une transition). Cette propriété importante, rend l'utilisation des ondelettes comme un moyen très privilégié pour la segmentation et le débruitage en traitement d'image dans nombreux domaines tels que la médecine [UNS03], l'astronomie [STA06], l'imagerie infrarouge [NI08, BAI11], la géographie [MYI04], la météorologie [MER06], etc. Sur ces images, on peut rechercher les contours caractéristiques (zones très suffisantes pour extraire de l'information d'une image ...), mais on peut aussi séparer et caractériser les différentes textures qui la composent, la débruiter, la restaurer, si celle-ci comporte des trous, changer son contraste, ...

Dans la suite de ce chapitre, afin de mieux comprendre les fondements de l'analyse multi-résolution, un bref historique de la théorie des ondelettes est présenté. De plus, nous étudions en détail quelques approches du débruitage des images par seuillage des coefficients de la transformée en ondelettes, ainsi que la segmentation par le détecteur multi-échelles de contours

basé sur l'estimation des modules maxima de la transformée en ondelettes. La comparaison des performances de ces méthodes à celles présentées au chapitre précédent, fera l'objet du chapitre V pour quelques applications en d'imagerie infrarouge en termes de détection des défauts dans les matériaux homogènes.

IV.2 Temps, fréquence, espace, échelle

Dans le domaine du traitement de l'information, on a l'habitude de décrire les signaux en fonction de la variable temporelle t car notre perception des phénomènes physiques nous y incite. Dans de nombreux domaines de recherche, la connaissance des propriétés spectrales d'un signal est primordiale. Ainsi, on utilise souvent une représentation en fonction de la fréquence pour caractériser un signal ou un système.

La transformée de Fourier (TF) est un outil d'analyse qui permet de projeter un signal sur une base d'ondes exponentielles complexes $\{e^{-i\omega t}\}$. Le signal transformé $\hat{F}(\omega)$ est la représentation fréquentielle du signal de départ $f(t)$. La transformée de Fourier d'un signal continu $f(t)$ dans $L^1(\mathbb{R})$ est défini par :

$$\hat{F}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt \quad (IV.1)$$

Le passage à une transformée bidimensionnelle est donné par l'équation suivante :

$$\hat{F}(\omega_1, \omega_2) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t_1, t_2)e^{-i(\omega_1 t_1 + \omega_2 t_2)} dt_1 dt_2 \quad (IV.2)$$

Les figures IV.1(a-f) illustrent l'application de la TF sur l'image infrarouge (a) (la même image teste utilisée dans le chapitre 3). L'image (b) a été obtenue par lissage avec un filtre moyenneur de taille (3x3). Cette dernière présente des floues, elle contient donc moins de détails. Ces détails perdus apparaissent clairement sur l'image (c) qui est la différence entre l'image (a) et l'image (b). On traduit cela dans l'espace de fréquence. L'image (d), qui représente la TF de (a), contient des informations fréquentielles réparties sur tout l'espace. Les basses fréquences de l'image sont localisées au milieu alors que les hautes fréquences se trouvent en périphérie. L'image (e) qui est la transformée de l'image lissée (b), contient clairement moins de hautes fréquences, l'essentiel des points se situent au centre. Enfin, La transformée (f) de la différence de (d) et (e) illustre bien la présence des hautes fréquences perdues lors du lissage (absence des fréquences basses).

Malgré son immense succès dans de nombreux domaines, cette technique a plusieurs défauts, en particulier son manque évident de localisation temporelle. En effet, l'analyse de Fourier permet de connaître les différentes fréquences existantes dans un signal, c'est-à-dire

son spectre, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises. Cette analyse donne une information globale et non locale, car les fonctions d'analyse utilisées sont des sinusoides qui oscillent indéfiniment sans s'amortir [KAB96]. Cette perte de localité n'est pas un inconvénient pour analyser des signaux dont la structure n'évolue pas ou peu (statistiquement stationnaires), mais devient un problème pour l'étude de signaux non stationnaires.

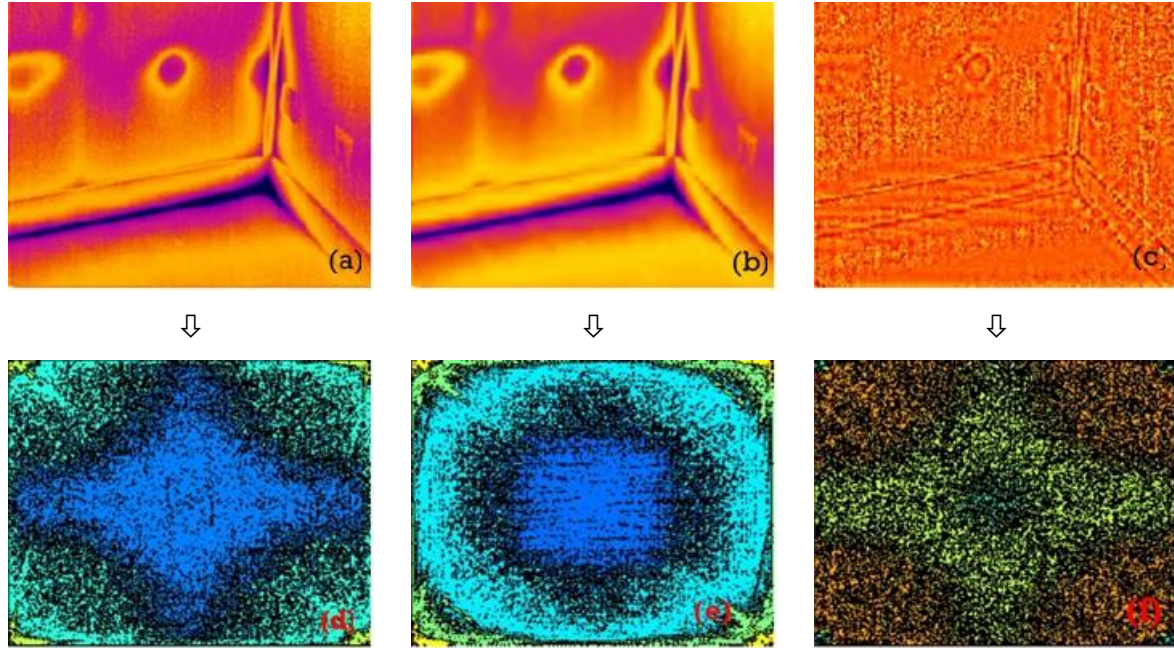


Figure IV.1 : Illustration de la TF d'une image infrarouge : (a) image originale ;

(b) image lissée par un filtre moyenné ; (c) image différence entre les images (a) et (b) ;

(d) TF de l'image originale ; (e) TF de l'image lissée ; (f) TF de l'image différence

La représentation temps-fréquence d'un signal permet d'établir un lien entre ce signal analysé et une fonction de deux variables : le temps (ou la position) et la fréquence. Le plan temps-fréquence permet de donner une description à la fois temporelle et en fréquence du signal. La transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG) ou transformée de Gabor repose sur le principe d'introduction, dans l'analyse de Fourier usuelle, d'une notion de localité spatiale ou temporelle en remplaçant la fonction analysée par un produit de celle-ci et d'une fenêtre possédant les bonnes propriétés de localisation, puis en calculant la transformée de Fourier de ce produit. Cette opération est alors renouvelée sur des copies translatées de la fenêtre, il y a alors une analyse locale en tous points. Concrètement, la TFFG s'exprime par :

$$\hat{F}(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)w(t - \tau)e^{-i\omega t} dt \quad (\text{IV.3})$$

où $w(t)$ est la fonction fenêtre (Gabor avait choisi une fenêtre gaussienne), et ' τ ' est le paramètre de translation de la fenêtre. On notera que la transformée dépend maintenant de deux variables : une variable de fréquence et une variable de localisation temporelle du contenu fréquentiel. Cette approche permet d'avoir une meilleure résolution spatiale que la transformée de Fourier, mais la taille fixe de la fenêtre est un grand inconvénient. L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser. Une autre méthode d'analyse qui ne privilégie aucune échelle particulière mais qui généralise à toutes les échelles l'analyse locale des fréquences obtenues par la TFFG est donc nécessaire. En 1982, Morlet [MOR82] ouvre la voie conduisant à la solution en construisant la transformation en ondelettes.

IV.3 Généralités sur la transformée en ondelettes

IV.3.1 Notion de la transformée d'ondelettes

La transformée en ondelettes [MEY89, MAL89, MEY90] est un outil mathématique récent qui décompose un signal en fréquences en conservant une localisation spatiale. Elle dépend de deux paramètres :

- Le paramètre d'échelle (ou *dilatation*), noté ' a ' qui joue le rôle de la fréquence dans la transformée de Fourier à fenêtre glissante. Un paramètre d'échelle petit correspond à des fréquences élevées et inversement.
- Le paramètre de *translation* (ou *position*), noté ' b ' qui joue le rôle de la position de la fenêtre dans la transformée de Fourier à fenêtre. Ce paramètre correspond donc à l'axe des temps.

Le principe de cette analyse est de projeter le signal de départ sur un ensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions de base s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. Cette transformation permet donc d'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé.

La transformée en ondelettes d'un signal $f(t)$ à l'échelle a et à la position b est définie par:

$$\begin{cases} Wf(a, b) = \langle f(t), \psi_{a,b}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \\ \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \end{cases} \quad (IV.4)$$

Les fonctions analysantes $\{\psi_{a,b}(t)\}$ sont déduites d'une seule et même fonction $\psi(t)$ que l'on appelle ondelette mère. Contrairement à la transformée de Fourier, la fonction $\psi(t)$ n'est pas imposée. Pour le paramètre de translation b , l'ondelette ψ ayant été déplacée pour être

centrée sur b : c'est donc le point autour duquel l'analyse se fait. a est le paramètre d'échelle et décide de la finesse de l'analyse ; plus a est grand, plus $\psi_{a,b}$ est dilatée, donc plus l'analyse se fait sur une large zone de $f(t)$ (figure IV.2).

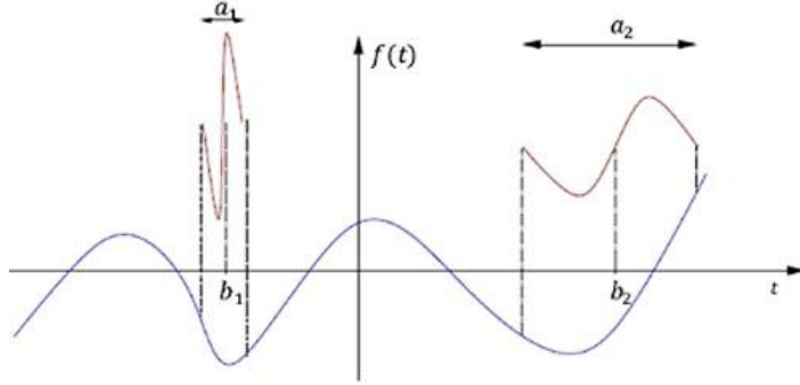


Figure IV.2 : Exemple d'analyse du signal à l'aide d'une ondelette contractée et dilatée.
La résolution fréquentielle varie en fonction de l'échelle.

Une ondelette $\psi(t)$ doit posséder certaines caractéristiques pour que la transformée en ondelettes soit inversible. Toute fonction qui vérifie la condition d'admissibilité ci-dessous est une ondelette possible [KAI94] :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty, \quad \psi \in L^2(\mathbb{R}) \quad (\text{IV.5})$$

c'est-à-dire que l'ondelette est à énergie finie. $\hat{\Psi}(\omega)$ est la transformée de Fourier de ψ . De plus, on a $|\hat{\Psi}(0)|^2 = 0$, autrement dit la fonction est un filtre passe-bande. Cela implique que puisque l'ondelette ψ est de moyenne nulle ($\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$), elle doit donc osciller, d'où le terme d'ondelette. En d'autres termes, l'ondelette doit être localisée en temps et en fréquence. La localisation fréquentielle de l'ondelette étant parfois approximative, on parle souvent plutôt d'analyse temps-échelle.

On définit la transformée en ondelettes dyadique (TOD) à la position b et à l'échelle $a = 2^j$ pour un signal $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ comme suit :

$$Wf(2^j, b) = \langle f(t), \psi_{a2^j, b}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{2^j}\right) dt \quad (\text{IV.6})$$

Nous avons réalisé une discrétisation de l'échelle sur une suite dyadique $\{2^j, j \in \mathbb{Z}\}$, mais pas le paramètre de translation b . Ceci présente un intérêt important pour simplifier son implémentation à l'aide des bancs de filtres.

Dans le cas bidimensionnel, la transformée en ondelettes d'une fonction $f(x,y) : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, est définie comme :

$$Wf(a, b_1, b_2) = \frac{1}{a} \iint_{\mathbb{R}^2} f(x, y) \psi\left(\frac{x-b_1}{a}, \frac{y-b_2}{a}\right) dx dy \quad (IV.7)$$

ce qui, en notant

$$\Theta_a(b_1, b_2) = \frac{1}{a} \psi\left(\frac{-b_1}{a}, \frac{-b_2}{a}\right) \quad (IV.8)$$

s'écrit également comme

$$Wf(a, b_1, b_2) = (f \star \Theta_a)(b_1, b_2) \quad (IV.9)$$

IV.3.2 Propriétés de résolution

La résolution en temps et en fréquence de la TFFG (IV.3) n'est pas infinie. À cause de la dispersion en temps et en fréquence de la densité d'énergie des fonctions de base, chaque fonction de base $\psi(t)$ (dans le cas de la TFFG, $\psi(t)$ serait la fonction $\psi_{\tau,\omega}(t) = w(t - \tau)e^{-i\omega t}$) associe une imprécision au coefficient $\hat{\Psi}(\omega)$ sous la forme d'une région du plan temps-fréquence centrée en (ω, τ) . Une méthode standard pour quantifier la taille de cette région est de calculer la dispersion en temps et en fréquence de l'énergie de la fonction de base $\psi(t)$:

$$\begin{cases} \sigma_t = \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |\psi(t)|^2 dt} \\ \sigma_\omega = \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} \omega^2 |\Psi(\omega)|^2 d\omega} \end{cases} \quad (IV.10)$$

Dans le plan temps-fréquence, le rectangle centré en (ω, τ) et de dimension $\sigma_t \sigma_\omega$ est appelé boîte d'Heisenberg de la TFFG, et représente la résolution temps-fréquence de cette transformée. Le principe d'incertitude d'Heisenberg énonce que l'aire de ce rectangle est bornée par une valeur inférieure [FOL97] :

$$\sigma_\omega \cdot \sigma_t \geq \frac{1}{2} \quad (IV.11)$$

Vérifions que la transformée en ondelettes a bien les propriétés que nous cherchions, à savoir une résolution temporelle croissante pour des fréquences croissantes et inversement.

Pour la dispersion temporelle, nous avons à l'échelle 'a' [YAN06] :

$$\sigma_{t,(a,b=0)} = \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |\psi_{a,0}(t)|^2 dt} = a \cdot \sigma_t \quad (IV.12)$$

Pour la dispersion fréquentielle, nous avons à l'échelle 'a' :

$$\sigma_{\omega,(a,b=0)} = \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} \omega^2 |\Psi_{a,0}(\omega)|^2 d\omega} = \frac{\sigma_{\omega}}{a} \quad (\text{IV.13})$$

où σ_t et σ_{ω} correspondent à la dispersion de l'énergie de l'ondelette mère dans le plan temps-fréquence. La boîte d'Heisenberg correspondante pour l'ondelette analysante $\psi_{a,b}$ est donc un rectangle centré en (ω, τ) de dimension a . $\sigma_t \times \frac{\sigma_{\omega}}{a} = \sigma_t \cdot \sigma_{\omega}$. Cette boîte est soumise au principe d'incertitude d'Heisenberg et son aire est bornée par la formule (IV.11).

Les figures IV.3(a) et (b) illustrent la comparaison du pavage dans l'espace temps-fréquence respectivement pour la TFFG et pour l'analyse en ondelettes. L'inégalité d'Heisenberg [BRA99] (qui lie les dispersions spatio-temporelle), assure que $\sigma_{\omega} \cdot \sigma_t \geq \frac{1}{2}$. Le produit $\sigma_{\omega} \cdot \sigma_t$ définit l'aire de la fenêtre d'analyse du signal. Pour l'analyse de Fourier, la fenêtre est de taille constante, pour l'analyse en ondelettes, la fenêtre est de surface constante mais ses dimensions varient en fonction de la fréquence à analyser.

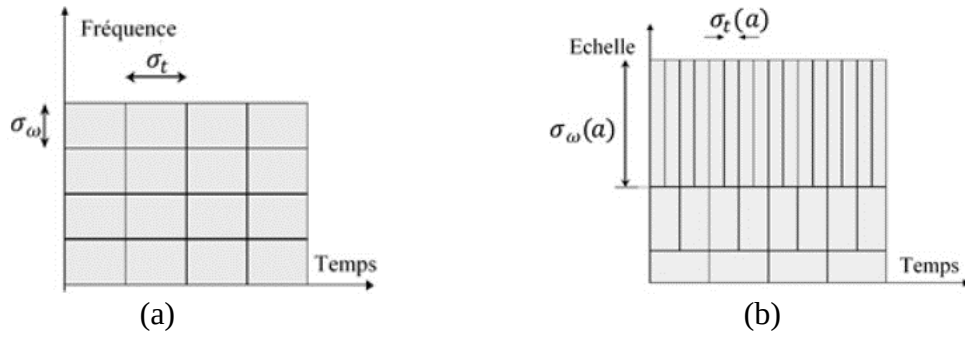


Figure IV.3 : Pavage temps-fréquence : (a) Transformée de Fourier,
(b) transformée en ondelettes.

IV.3.3 Exemples d'ondelettes usuelles

L'utilisation des ondelettes en analyse d'image, suppose que les représentations des singularités et des zones homogènes soient bien différenciées. On cherche donc à construire des ondelettes ψ de manière à ce que les zones homogènes soient représentées par un maximum de coefficients proches de 0 et les singularités par quelques coefficients non négligeables. Cela va dépendre essentiellement du nombre de moments nuls de ψ et de la taille de son support.

Choisir une ondelette avec de nombreux moments nuls lorsque le signal est régulier, sauf en quelques singularités isolées, permet d'obtenir un grand nombre de coefficients de petite amplitude. Lorsque le nombre de singularités du signal augmente, afin de conserver un nombre faible de coefficients de grande amplitude, il est nécessaire de diminuer la taille du support, quitte à avoir moins de moments nuls.

Des structures seront ainsi représentées de manière plus appropriée par une classe d'ondelettes plutôt que par une autre.

Nous allons maintenant décrire brièvement quelques classes d'ondelettes aux particularités intéressantes (figure IV.4 (a-d)) [DAU92, MAL00] :

- L'ondelette de *Haar* correspond à une approximation multi-résolution de fonctions constantes par morceaux (figure IV.4 (a)). C'est une ondelette très utilisée pour la compression des données.

$$\psi(t) = \begin{cases} +1 & \text{si } t \in [0; 0.5] \\ -1 & \text{si } t \in [0.5; 1] \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{IV-14})$$

- L'ondelette dérivée première de Gaussienne (figure IV.4 (b)). utilisée pour la détection des singularités dans un signal :

$$\psi(t) = -tG(t) \text{ où } G(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\left(-\frac{t^2}{2}\right)} \quad (\text{IV-15})$$

- L'ondelette dérivée seconde de Gaussienne, utilisée pour la détection d'éléments caractéristiques.

$$\psi(t) = (-1 + t^2)G(t) \quad (\text{IV-16})$$

L'ondelette Sombrero est obtenue en multipliant l'ondelette dérivée seconde de Gaussienne par (-1) (figure IV.4 (c)).

- L'ondelette de Daubechies, utile pour le débruitage. C'est une ondelette orthogonale définissant une transformée en ondelettes discrète [DAU92], caractérisées par un nombre maximal de moments dissipant pour un support donné figure IV.4 (d).

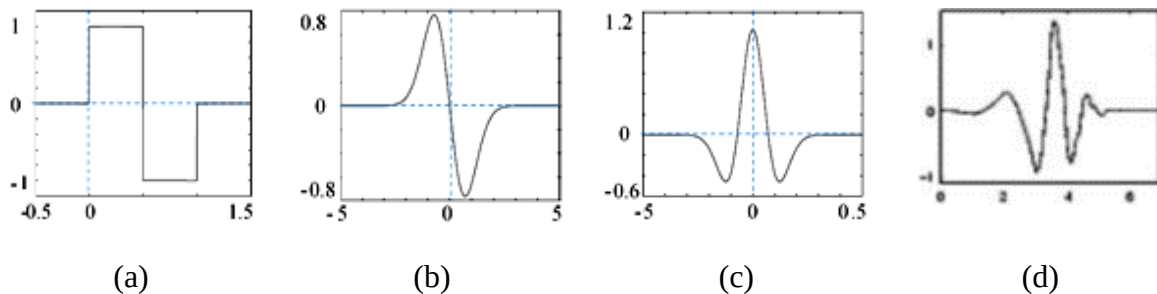


Figure IV.4 : quelques classes d'ondelettes : (a) Haar ; (b) Dérivée première de Gaussienne ; (c) Sombrero (dérivée seconde de Gaussienne) ; (d) Daubechies DB4

4 L'analyse multi-résolution par ondelettes

IV.4.1 Principe de base et propriétés

L'analyse multi-résolution (AMR) est un formalisme mathématique qui permet de construire aisément des bases orthonormées d'ondelettes. Le principe consiste à décomposer le signal à analyser en une suite de coefficients d'*approximation* et de *détails*, chaque suite d'approximation se décomposant à nouveau en approximation plus des détails. A chaque itération de cette décomposition, les coefficients de détail correspondent aux coefficients en ondelette du signal à une échelle donnée.

Par définition, on appelle analyse multi-résolution toute suite $\{V_j, j \in \mathbb{Z}\}$ décroissante de sous-espaces emboîtés $\dots V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \dots$ de $L^2(\mathbb{R})$ (figure IV.5) qui vérifie les conditions suivantes [DAU92] :

1. l'union des V_j est dense dans $L^2(\mathbb{R})$, soit $\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j = L^2(\mathbb{R})$
2. l'intersection des V_j est vide, soit $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{\phi\}$
3. Si $f(t)$ est dans V_j , ses dilatations sont dans V_j , soit $\forall k \in \mathbb{Z}, f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(t - k) \in V_j$
4. $f(t)$ est dans V_j si et seulement si sa version contractée par un facteur de 2 est dans V_{j-1} , c.à.d. $\forall j \in \mathbb{Z}, f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(2^{j+1}t) \in V_{j-1} \Leftrightarrow f(2^j t) \in V_0$
5. Il existe $\varphi \in V_0$ telle que la famille $\{\varphi(t - k), k \in \mathbb{Z}\}$ forme une base orthonormée de V_0 .

L'intérêt d'une AMR de $L^2(\mathbb{R})$ est qu'elle permet une représentation multi-échelles, le passage d'une échelle à une autre étant donné par des relations simples.

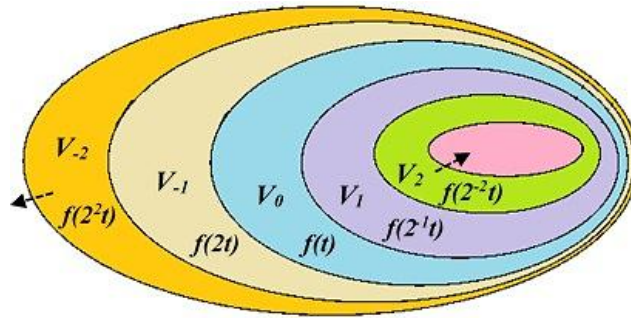


Figure IV.5 : Espaces emboîtés pour une analyse multi-résolution

IV.4.2 Fonction d'échelle et base orthonormale d'ondelettes

Dans le cadre de l'analyse d'un signal f par ondelettes, une certaine fonction échelle conduit à différentes approximations tandis que les ondelettes donnent les détails entre deux

approximations successives. Les ondelettes sont alors définies comme les détails intermédiaires entre deux espaces d'approximation. Pour tout $j \in \mathbb{Z}$, vu que $V_j \subset V_{j-1}$, il existe un espace complémentaire de V_j dans V_{j-1} , noté W_j tel que :

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j \quad (\text{IV.17})$$

Par récursivité, nous avons donc pour un entier naturel N quelconque :

$$\begin{cases} V_{j-N} = V_{j-N+1} \oplus W_{j-N+1} \\ = V_{j-N+2} \oplus W_{j-N+2} \oplus W_{j-N+1} \\ = \dots \\ = V_j \oplus_{i=j-N+1}^{i=j} W_i \end{cases} \quad (\text{IV.18})$$

Pour une AMR donnée, les espaces V_j sont définis de manière unique, mais il peut exister un degré de liberté dans les espaces W_j , puisque l'équation $V_{j-1} = V_j \oplus W_j$ est une somme directe, non nécessairement orthogonale. Maintenant, si nous nous plaçons dans un cadre orthogonal, $\perp$ l'équation $V_{j-1} = V_j \oplus W_j$ définit les espaces d'ondelettes W_j de manière unique. Ceci signifie que par construction, les W_j sont orthogonaux entre eux et leur somme directe couvre $L^2(\mathbb{R})$:

$$L^2(\mathbb{R}) = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j \quad (\text{IV.19})$$

Chaque espace V_j à la résolution 2^j est ainsi caractérisé par une base orthonormale $(\phi_{jk})_{k \in \mathbb{Z}}$ dont les fonctions sont obtenues à partir d'un même motif ϕ , appelé *fonction d'échelle*, suivant la procédure :

$$\left\{ \phi_{jk}(t) = 2^j \phi(2^j t - k) \right\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2} \quad (\text{IV.20})$$

Les ondelettes apparaissent alors naturellement comme un moyen d'écrire la différence entre deux espaces V_j et V_{j+1} consécutifs. Un des principaux résultats de l'AMR fournit en effet l'existence d'une fonction ψ , appelée *ondelette mère*, telle que les familles :

$$\left\{ \psi_{jk}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j} t - k) \right\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2} \quad (\text{IV.21})$$

soient des bases orthonormales des espaces de détail W_j définis comme les complémentaires orthogonaux des espaces d'approximation $V_j \oplus W_j = V_{j+1}$.

IV.4.3 Approximation et détail multi-résolution d'un signal

L'approximation d'un signal f , d'énergie finie, à la résolution 2^{-j} consiste en des projections sur la base orthonormale $\{\phi_{jk}(t)\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$ du sous-espace V_j [MAL89] :

$$f_{V_j}(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_{jk} \phi_{jk}(t) \quad (\text{IV.22})$$

où $a_{jk} = \langle f(t), \phi_{jk}(t) \rangle$ le produit scalaire entre $f(t)$ et $\phi_{jk}(t)$. L'ensemble des coefficients $\{a_{jk}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ est l'approximation du signal à la résolution 2^{-j} .

Le détail d'un signal f à la résolution 2^{-j} est obtenu par projection orthogonal de ce signal sur le complément orthogonal de V_j dans V_{j-1} , c.à.d. la base orthonormale $\{\psi_{jk}(t)\}_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$ du sous espace W_j :

$$f_{W_j}(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{jk} \psi_{jk}(t) \quad (\text{IV.23})$$

avec $d_{jk} = \langle f(t), \psi_{jk}(t) \rangle$ le produit scalaire entre $f(t)$ et $\psi_{jk}(t)$. Autrement dit, le détail d'un signal $f(t)$ à la résolution 2^{-j} est la différence d'information qui existe entre son approximation aux résolutions 2^{-j+1} et 2^{-j} . L'ensemble des coefficients $\{d_{jk}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ constitue le détail du signal à la résolution 2^{-j} .

Plus l'échelle est fine, plus l'approximation est précise. En passant d'une échelle 2^{-j} à une échelle 2^{-j+1} , on rajoute des détails au signal. Ainsi, la relation (IV.17) implique que l'approximation du signal à un niveau 2^{-j+1} , correspond à une approximation plus grossière, au niveau 2^{-j} , complétée par le détail au même niveau :

$$f_{V_{j-1}} = f_{W_j} + f_{V_j} \quad (\text{IV.24})$$

La transformée en ondelettes orthogonale d'un signal $f(t)$, à énergie finie, est défini par :

$$\left\{ \{a_{jk}\}_{k \in \mathbb{Z}}, \{d_{jk}\}_{k \in \mathbb{Z}}, 1 \leq j \leq J \right\} \quad (\text{IV.25})$$

où les a_{jk} est l'approximation à la dernière résolution 2^{-J} . Cet ensemble caractérise la décomposition du signal $f(t)$ dans la base orthonormale d'ondelettes $L^2(\mathbb{R})$ associée à l'analyse multi-résolution $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$

Les équations (IV.22-24) impliquent que pour tout signal $f(t)$ de $L^2(\mathbb{R})$:

$$\begin{aligned} f &= f_{V_0} = f_{V_J} + \sum_{j=1}^J f_{W_j} \\ &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_{Jk} \phi_{Jk}(t) + \sum_{j=1}^J \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{jk} \psi_{jk}(t) \end{aligned} \quad (\text{IV.26})$$

L'avantage du formalisme de l'AMR est lié à l'existence de bancs de filtres discrets qui déterminent de manière unique la fonction d'échelle et l'ondelette mère. Les fonctions ϕ et ψ sont en effet entièrement définies par la seule donnée de filtres miroirs en quadrature h (passe-haut) et g (passe-bas) suivant les relations d'échelle [MAL98] :

$$\begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}\phi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k)\phi(t-k) = h * \phi(t) \\ \frac{1}{\sqrt{2}}\psi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k)\psi(t-k) = g * \psi(t) \end{cases} \quad (\text{IV.27})$$

Notons que l'AMR peut être étendue pour la génération de bases d'ondelettes non-orthogonales.

IV.5 Extension de l'analyse multi-résolution au cas 2D

IV.5.1 Approximation et détail multi-résolution d'une image

L'extension de l'AMR au cas 2D se fait de manière simple et directe. Elle peut être définie comme une séquence de sous-espaces emboîtés V_j de $L^2(\mathbb{R})$. Les définitions en 1D sont également valables, de sorte qu'il existe une fonction d'échelle Φ engendrant l'AMR, c.à.d. telle que les familles de fonctions :

$$\{\Phi_{j,(k,l)}(x,y) = 2^{-j}\Phi(2^{-j}x - k, 2^{-j}y - l)\}_{(k,l) \in \mathbb{Z}^2} \quad (\text{IV.28})$$

soient des bases orthonormées des espaces V_j .

En pratique, la méthode la plus simple consiste à construire des AMR séparables de $L^2(\mathbb{R}^2)$ par produit tensoriel d'une AMR de $L^2(\mathbb{R})$. Chaque espace V_j se développe ainsi en un produit tensoriel de sous-espaces identiques V_j^1 de $L^2(\mathbb{R})$: $V_j = (V_j^1 \otimes V_j^1)_{j \in \mathbb{Z}}$, la propriété $V_{j-1} = V_j \oplus W_j$ permet d'écrire [MAL92b] :

$$V_{j-1} \otimes V_{j-1} = (W_j \otimes W_j) \oplus (V_j \otimes W_j) \oplus (W_j \otimes V_j) \oplus (V_j \otimes V_j) \quad (\text{IV.29})$$

Ceci conduit alors à des ondelettes 2D Ψ^H , Ψ^V et Ψ^D respectivement suivant la direction horizontale (H), verticale (V) et diagonale (D), ainsi qu'à une fonction échelle 2D Φ . Ces fonctions peuvent exprimer comme produits de fonctions 1D d'ondelettes ψ et d'échelles ϕ :

$$\begin{cases} \Phi(x,y) = \phi(x)\phi(y) \\ \Psi^H(x,y) = \psi(x)\phi(y) \\ \Psi^V(x,y) = \phi(x)\psi(y) \\ \Psi^D(x,y) = \psi(x)\psi(y) \end{cases} \quad (\text{IV.30})$$

Les projections sur les espaces V_j et W_j permettent de définir respectivement les coefficients d'approximation et de détail. Ainsi, à l'échelle j , une image $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$ est décomposée en un jeu de quatre coefficients selon :

$$\begin{cases} a_j = \langle f, \Phi_j \rangle \\ d_j^H = \langle f, \Psi_j^H \rangle \\ d_j^V = \langle f, \Psi_j^V \rangle \\ d_j^D = \langle f, \Psi_j^D \rangle \end{cases} \quad (\text{IV.31})$$

Ainsi, on a défini une transformée en ondelettes séparable qui pourra être appliquée sur une image en traitant d'abord les lignes puis les colonnes (ou inversement).

IV.5.2 Algorithme de Mallat 2D

L'analyse par ondelettes consiste donc à déterminer, à chaque niveau de décomposition j , les suites $\{a_j = \langle f, \Phi_j \rangle\}$ et $\{d_j^o = \langle f, \Psi_j^o \rangle\}$ où o désigne l'orientation H , V ou D . Mallat a développé [MAL89] un algorithme récursif permettant de les calculer de façon simple et rapide, suivant un schéma de décomposition en sous-bandes (le long les lignes puis les colonnes ou inversement), utilisant les paires de filtres conjugués en quadrature $\tilde{h}$ et $\tilde{g}$, qui déterminent complètement les ondelettes. La nature dyadique de l'AMR est étroitement liée à la possibilité d'opérer des sous-échantillonnages élémentaires du signal par suppression d'une ligne sur deux, puis la même pour les colonnes à chaque niveau de résolution 2^{-j} (figure IV.6).

La phase de synthèse dans l'algorithme de Mallat est constituée de bancs de filtres h et g , qui sont des filtres conjugués de $\tilde{h}$ et $\tilde{g}$. Les filtres d'analyse et de synthèse peuvent être de même taille, de tailles différentes, symétriques ou asymétriques. Cela dépend de l'ondelette et du type de base choisi pour l'analyse (orthogonale ou autre). La figure IV.7 illustre le schéma de synthèse de l'algorithme de Mallat pour la reconstitution. L'opérateur $\uparrow$ représente un sur-échantillonnage le long des lignes (ou des colonnes). Nous insérons une ligne de zéros entre deux lignes, de même pour les colonnes, à chaque niveau de résolution 2^{-j} .

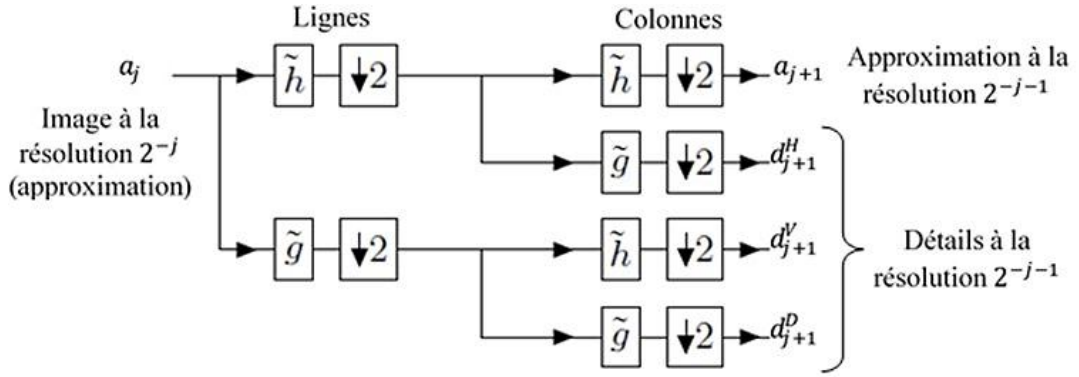


Figure IV.6 : Un niveau de la phase de décomposition multi-résolution d'une image.

Le symbole $\downarrow$ désigne l'opérateur sous-échantillonnage

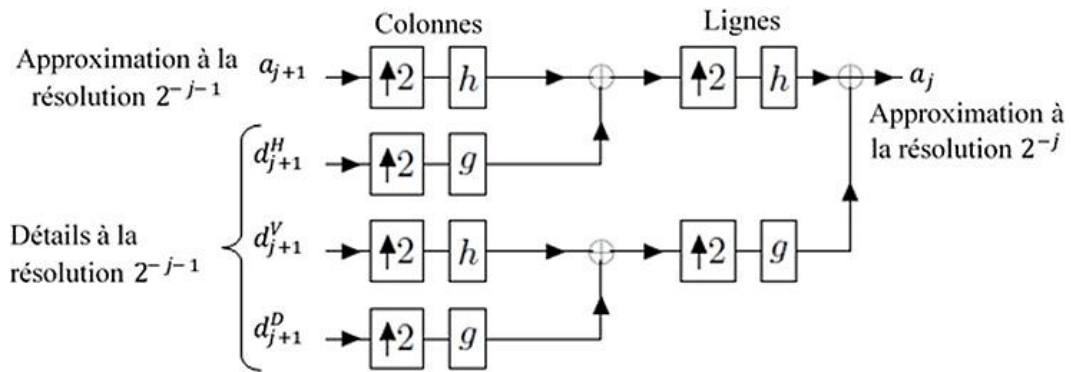


Figure IV.7 : Un niveau de la phase de synthèse multi-résolution d'une image.

Le symbole $\uparrow$ désigne l'opérateur sur-échantillonnage

IV.5.3 Décomposition multi-échelle d'un signal 2D

L'objectif d'une application de l'AMR en 2D est de permettre la décomposition de l'image à différentes échelles afin qu'on puisse extraire l'approximation et les détails pour chacune de ces résolutions. A chaque échelle, on considère une approximation de l'image à étudier, et un certain nombre de détails, correspondant éventuellement à plusieurs orientations, le tout constituant des sous-bandes.

On représente classiquement les coefficients de décomposition d'une image en partageant le plan image en imagerie de façon récursive. Pour $J > 0$ quelconque, une image f est représentée de manière exhaustive par les $3J + 1$ sous-imagerie discrètes suivantes :

$$\{a_J\} \quad , \text{ et } \{d_J^H, d_J^V, d_J^D\}_{1 \leq j \leq J} \quad (\text{IV.32})$$

Nous pouvons remarquer que le nombre d'échantillons représentant l'image de départ reste le même quel que soit la profondeur J de l'échelle. Dans ce processus d'itération, chaque image approximée a_{j-1} est décomposée en a_j, d_j^H, d_j^V et d_j^D jusqu'à la profondeur J . Cette

décomposition en ondelettes peut s'interpréter comme une décomposition de l'image en un ensemble de canaux fréquentiels indépendants spatialement orientés verticalement, horizontalement et diagonalement. En effet, puisque ϕ et ψ réalisent respectivement des filtrages passe-bas et passe-haut :

- ✓ a_j correspond aux basses fréquences de l'image a_{j-1} ,
- ✓ d_j^V donne les hautes fréquences verticales (les contours verticaux),
- ✓ d_j^H donne les hautes fréquences horizontales (les contours horizontaux),
- ✓ d_j^D donne les hautes fréquences dans les deux directions : les coins, les diagonales.

On peut ainsi définir un arbre de décomposition indiquant la hiérarchie des espaces d'approximation et de détail (figure IV.8 (a)). Mallat [MAL00] fournit une description détaillée des algorithmes de transformation directe. Sur la figure IV.8 (b), nous avons décomposé l'image infrarouge de la figure IV.1 (a), sur $J = 2$ échelles en utilisant l'ondelette de Haar. On a obtenu ainsi $3J + 1 = 7$ sous-images représentant l'approximation et les détails.

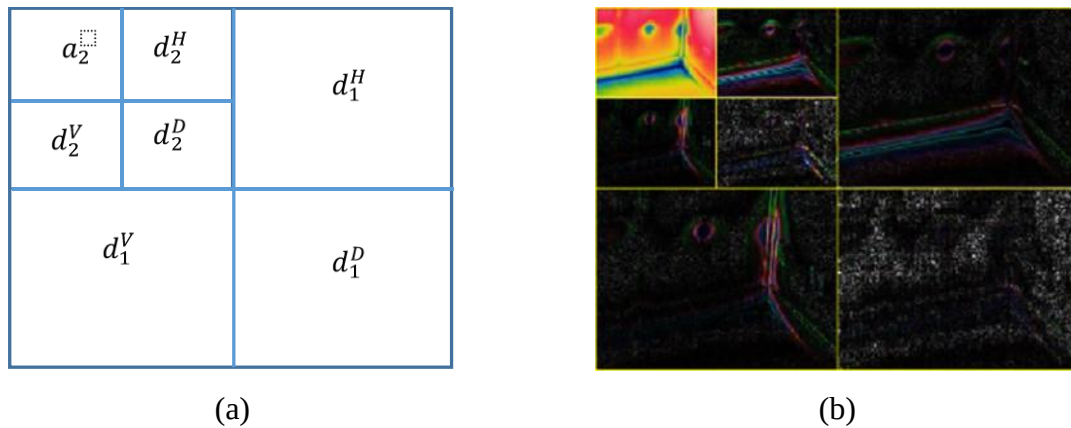


Figure IV.8 : AMR d'une image infrarouge : (a) représentation de l'arbre de décomposition ($J = 2$);
(b) détails et approximation en utilisant l'ondelette de Haar

IV.6 Débruitage d'image par seuillage des coefficients d'ondelettes

IV.6.1 Rappel sur les principales méthodes de débruitage d'images

La réduction du bruit est un sujet immense et complexe en traitement des images et constitue un outil fondamental dans ce domaine. En effet, malgré l'évolution constante des chaînes d'acquisition numérique et les propositions récentes de méthodes sophistiquées de débruitage, les images capturées souffrent toujours de la présence de composantes de bruit d'origines variées qu'il est très difficile d'identifier. L'influence de ces bruits sur l'image

capturée dépend des paramètres d'acquisition, tels que la température, la luminosité de la scène, la résolution du capteur, etc.

Plusieurs classes de dégradations existent à des degrés différents dans toute image : bruit de fond, flou, les non-linéarités ponctuelles, les distorsions géométriques, etc. Cependant, l'élimination du bruit reste un problème difficile et nécessite une modélisation de façon à évaluer et comprendre son influence sur la qualité des images produites. Plusieurs méthodes ont été proposées pour le débruitage d'images. Les premières sont basées sur une connaissance de certaines lois de probabilité de l'image. C'est le cas par exemple des méthodes de filtrages optimales comme le filtre de Wiener [LIM00], les filtres d'ordre ou de rang qui calcule la médiane d'une fenêtre centrée sur le pixel à traiter [AST90], les filtres adaptatifs [WU92], etc. D'autres approches de débruitage s'appuyant sur les techniques de modélisation, d'optimisation et d'identification des systèmes itératives en treillis 2D ont été développées et documentées dans [YOU94, YOU92, JAN91].

Par ailleurs, de nouvelles approches basées sur la décomposition en ondelettes ont été plus récemment introduites. Celles-ci visent à supprimer de manière plus fine les fréquences du signal correspondantes à du bruit tout en prenant en compte les aspects des détails locaux dans l'image, [WEN01, SCH02, MIT03, BRU06, SHI07]. Le principe du débruitage par transformée en ondelettes repose essentiellement sur des algorithmes simples et performants et s'est avérée souvent beaucoup plus efficace par comparaison aux techniques traditionnelles souvent plus lourdes en volume de calcul. Ces approches se basent sur la construction d'estimateurs statistiques à base d'ondelettes et nécessitent essentiellement le calcul d'un seuil qui correspond à l'amplitude maximale du bruit qui dépend de l'énergie du signal et du bruit. Ces méthodes reposent sur le fait que la représentation de plusieurs types de signaux dans le domaine de la transformée en ondelettes est creuse et l'on n'a donc besoin d'estimer juste quelques grands coefficients pour obtenir une bonne restauration du signal. Ces estimateurs sont devenus très populaires dans la pratique et sont largement utilisés dans de nombreux domaines tels que l'imagerie médicale [COI98, VEL13, RAJ11, JIN05], la télédétection spatiale [PIZ06, ACH03], etc.

IV.6.2 Principe de débruitage par transformée en ondelettes

Le principe de débruitage par ondelettes est composé de trois étapes de base quelle que soit la méthode utilisée :

1. Calculer les coefficients d'ondelettes pour différentes échelles,

2. Effectuer un seuillage des coefficients de détails,
3. Reconstituer l'image par transformée en ondelette inverse.

Le modèle retenu pour le débruitage considère que l'image mesurée f est un mélange additif d'une partie informative s et d'un bruit de mesure r :

$$f = s + r \quad (\text{IV.33})$$

Le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes, tel qu'il est défini dans [DON94, DON95b], revient à l'extraction d'une structure cohérente de f . L'hypothèse de départ porte sur le bruit r , qui est considéré comme non cohérent par rapport à une base de formes d'onde prédéfinie, c.à.d. non corrélé avec ces formes d'onde. Les coefficients de la décomposition du bruit sur la base sont faibles. La transformée en ondelettes étant une opération linéaire, on obtient alors :

$$Wf = Ws + Wr \quad (\text{IV.34})$$

L'estimation de l'image f est obtenue par un estimateur de seuillage dans une base d'ondelettes, suivant le schéma de débruitage exprimée par :

$$\hat{f} = W^{-1}(T(Wf)) \quad (\text{IV.35})$$

où W^{-1} la transformée d'ondelettes inverse. T la fonction seuillage qui permet de garder que les coefficients des détails les plus grands et d'éliminer les plus faibles, tout en préservant les coefficients d'approximation.

IV.6.3 Opérateurs de seuillage pour débruitage

Donoho a développé deux approches de seuillage les plus répandues, qui sont le seuillage doux (soft thresholding) et le seuillage dur (hard thresholding). Plusieurs variantes de ces types de seuillage ont été développées pour tenter d'améliorer ces méthodes.

- *Le seuillage dur* propose l'annulation, à chaque niveau de décomposition j et l'orientation o (o désigne l'orientation H , V ou D) de tous les coefficients d'ondelettes (relation IV.32) en dessous d'un seuil λ , les coefficients supérieurs restant inchangés où :

$$\{\hat{d}_j^o\}_{Dur} = \begin{cases} d_j^o & \text{si } |d_j^o| \geq \lambda \\ 0 & \text{si } |d_j^o| < \lambda \end{cases} \quad (\text{IV.36})$$

- *Le seuillage doux* opère, en plus de l'annulation, une soustraction du seuil λ aux coefficients restants afin de réduire les effets de discontinuités dans l'image bruitée :

$$\{\hat{d}_j^o\}_{Doux} = \begin{cases} \text{sign}(d_j^o)(|d_j^o| - \lambda) & \text{si } |d_j^o| \geq \lambda \\ 0 & \text{si } |d_j^o| < \lambda \end{cases} \quad (\text{IV.37})$$

- *Le seuillage dur modifié*, proposé par Chang et co-auteurs en appliquant la loi μ afin de corriger le problème de la discontinuité [CHAN02]. Cet opérateur est défini comme suit :

$$\{\hat{d}_j^o\}_{DurM} = \begin{cases} d_j^o & \text{si } |d_j^o| \geq \lambda \\ \frac{1}{\mu} \text{sign}(d_j^o) \cdot \lambda \cdot \left((1 + \mu)^{\left| \frac{d_j^o}{\lambda} \right|} - 1 \right) & \text{si } |d_j^o| < \lambda \end{cases} \quad (\text{IV.38})$$

La figure IV.9 montre un exemple d'une illustration graphique normalisée des trois types de seuillage dur, doux et dur modifié. Le seuil normalisé choisi $\lambda = 0.5$. A cause de l'utilisation de la loi μ pour le seuillage dur modifié, l'effet de la discontinuité provoqué par le seuillage dur est bien amélioré. L'inconvénient de cette fonction de seuillage est qu'elle exige deux paramètres qui sont le seuil et la constante μ . Cela alourdit d'avantage les procédures du choix de seuil. Pour le seuillage doux, la soustraction du seuil λ aux coefficients d'ondelettes, rend sûrement la reconstruction plus continue (régulière), mais avec une diminution artificielle de l'amplitude de l'estimation.

Le seuillage doux est souvent préféré au seuillage dur en raison de sa plus grande souplesse. Le principal inconvénient de ce seuillage est sa tendance à produire des images trop lissées. En effet, un seuil trop petit tend à engendrer une image proche de l'image de départ, alors qu'un seuil trop grand conduit à une image ayant perdu, en plus du bruit, la plupart de ses caractéristiques. Le choix du seuil dans les méthodes basées sur le seuillage doux est donc une étape cruciale de l'algorithme de débruitage.

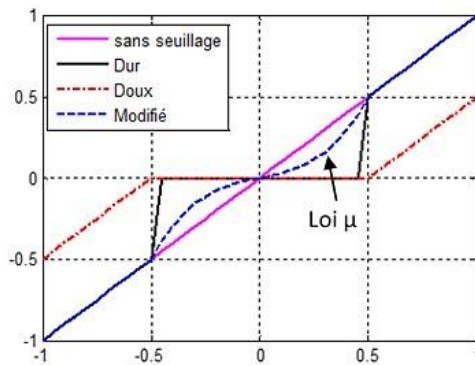


Figure IV.9 : Illustration graphique normalisée des seuillages doux, dur et dur modifié

IV.6.4 Estimation des valeurs de seuil

De nombreuses techniques de seuillage ont été appliquées sur les coefficients d'ondelettes de l'image d'une scène donnée. Parmi les estimateurs pouvant être envisagés, nous citons :

- *Le seuil 'Visu Shrink'* : cette méthode introduite par Donoho et Johnstone, propose un *seuil universel*, qui peut être déterminé de manière automatique à partir de l'énergie estimée du bruit. L'estimation de ce seuil est effectuée en utilisant l'hypothèse d'un bruit blanc gaussien additif de variance σ^2 superposé au signal utile. Puisque le bruit est considéré blanc, son énergie est équi-répartie sur toutes les bandes de fréquence (les échelles) de la décomposition. En conséquence, l'écart-type σ est calculé dans une bande où le signal informatif est inexistant ou quasi-inexistant, notamment dans les plus hautes fréquences. Il a été montré que l'amplitude du bruit gaussien a une très forte probabilité d'être juste en dessous de [DON95a, DON95b] :

$$\lambda_{visu} = \sigma \sqrt{2 \log(N)} \quad (IV.39)$$

où N le nombre de coefficients d'ondelettes dans une image de détail. Pour ce seuil, il est nécessaire d'avoir une estimation de la variance σ^2 du bruit. L'estimateur robuste utilisé est celui de la médiane des coefficients d'ondelettes à l'échelle la plus fine :

$$\tilde{\sigma} = \frac{\text{median}(|d_1^D|)}{0.6745} \quad (IV.40)$$

où $d_1^D = \langle f, \Psi_1^D \rangle$ représente les coefficients de détail diagonal obtenus au premier niveau de décomposition. Le facteur 0.6745 est utilisé par Donoho d'après une étude statistique afin d'avoir un estimateur adapté pour l'écart-type σ .

- *Le seuil 'Sure Shrink'* : un des principaux inconvénients du seuillage universel '*Visu Shrink*' est sa tendance à effectuer un lissage trop important des images. Il a été par la suite amélioré par Donoho et Johnstone [DON95c] qui ont développé une méthode de calcul de seuil obtenue par minimisation de l'estimateur de risque de Stein (SURE : Stein's Unbiased Risk Estimate) [STE81]. Le seuil Sure Shrink est défini pour les coefficients d'ondelettes de chaque échelle de décomposition par :

$$\lambda_{Sure}^j = \underset{0 \leq \lambda \leq \lambda_{visu}}{\text{Argmin}} \left(\lambda, \frac{d_j^o}{\tilde{\sigma}} \right) \quad (IV.41)$$

où λ_{visu} est le seuil universel donné par l'équation (IV.39). Les d_j^o représentent les coefficients de détails de la transformée d'ondelettes à l'échelle j et l'orientation o (relation IV.32).

- *Le seuil 'Bayes Shrink'* : Cette méthode proposée par Chang et co-auteurs [CHA00], est basée sur la mesure adaptative en fonction de la sous bande étudiée. Ce seuil est obtenu par minimisation du risque Bayésien en faisant l'hypothèse d'une distribution gaussienne généralisée. C'est une méthode de seuillage doux avec un calcul du seuil dépendant de la sous-bande étudiée de l'image. Ces performances sont meilleures que celles du SureShrink en termes d'erreur quadratique moyenne (MSE). Prenons le modèle d'observation ($f = s + r$) de la relation (IV.33) avec s et r deux indépendants entre eux, donc

$$\sigma_f^2 = \sigma_s^2 + \sigma_r^2 \quad (\text{IV.42})$$

où σ_r^2 et σ_s^2 sont respectivement la variance du bruit et de l'image f en absence de bruit. σ_f^2 peut être calculée directement à partir de l'image observée f . Pour chaque sous-bande la formule de calcul du seuil est donnée par :

$$\lambda_{Bayes} = \frac{\tilde{\sigma}^2}{\sigma_s} \quad (\text{IV.43})$$

où $\tilde{\sigma}^2$ la variance estimée du bruit (équation IV.38) et σ_s l'écart-type estimé de l'image f en absence de bruit. L'estimation de σ_s , est donnée par [CHA00] :

$$\sigma_s = \sqrt{\max(\sigma_f^2 - \tilde{\sigma}^2, 0)} \quad (\text{IV.44})$$

IV.7 Modules Maxima des coefficients d'ondelettes et détection de contours

Dans cette section, nous présentons le détecteur multi-échelles de Canny, fondée sur les travaux originaux de J. Canny [CAN86], et utilisé dans le contexte des ondelettes par Mallat et coauteur [MAL92a, MAL92b]. Nous l'étudions en profondeur, et nous montrons en particulier qu'il combine des propriétés de détection inhérentes aux transformées en ondelettes (forts coefficients sur les points de contour, ...) et des propriétés géométriques intéressantes (orientation locale des contours de l'image).

IV.7.1 Chaînage des modules maxima de la transformée en ondelettes

Il apparaît, dans le cadre du traitement d'image, l'étude des modules maxima de la transformée en ondelettes (MMTO) est d'une importance majeure dans la mesure où ces modules maxima sont liés aux singularités de l'image. Ces modules maxima sont illustrés par des coefficients de grande amplitude aux points où l'image f est irrégulière et de faible amplitude là où f est régulière [DAM08].

Le principe de la représentation par les MMTO, est basé sur l'existence d'une corrélation géométrique entre les coefficients des différentes échelles. En effet, les modules maxima sont définis dans le cadre d'une analyse multi-échelle avec les ondelettes et les coefficients retenus doivent correspondre directement aux différents contours multi-échelles [LEC04] (figure IV.10).

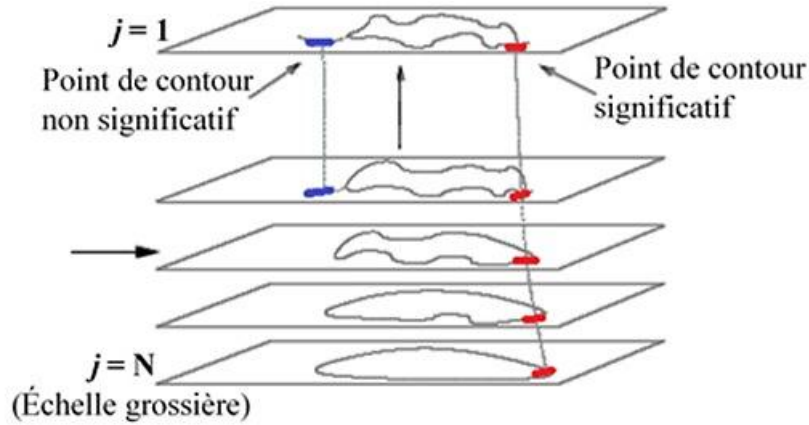


Figure IV.10 : illustration du chaînage des points de contours significatifs à travers les échelles

IV.7.2 MMTO et Détecteur de Canny multi-échelles

Dans son article original, sans parler encore d'ondelette, Canny [CAN86] proposa une approche analytique de détection des contours fondée sur la recherche des maxima locaux du gradient de l'image, lissée de sorte à ce que ce gradient soit bien défini partout. De nombreux travaux se sont appuyés sur cet article, dont ceux de Mallat et coauteur [MAL92a], qui enrichissent le détecteur de Canny en le rendant multi-échelles. En effet, une convolution de l'image à analyser avec un noyau de lissage de type gaussien isotrope ou spline tensoriel est réalisée à plusieurs échelles. L'avantage de l'utilisation de la méthode multi-échelle est qu'elle offre la possibilité d'évaluer la régularité locale de l'image à partir du suivi à travers les échelles de ces 'contours multi-échelles'.

Avec un noyau 2D de lissage $\Theta(x, y)$, Mallat et coauteur font intervenir une ondelette vectorielle $\vec{\Psi} = (\psi^V, \psi^H)$ dont les composantes sont définies par :

$$\psi^V = \frac{\partial \Theta}{\partial x}, \text{ et } \psi^H = \frac{\partial \Theta}{\partial y} \quad (\text{IV.45})$$

Le choix du noyau de lissage Θ doit être positif, isotrope et à variables séparées. Il doit vérifier :

$$\int_{\mathbb{R}^2} \Theta = 1 \quad (\text{IV.46})$$

$$\Theta(x, y) = \Theta_x(x) \cdot \Theta_y(y) \quad (\text{IV.47})$$

Grâce à ses propriétés de régularité et ses caractéristiques d'une fonction isotrope et tensorielle, la gaussienne 2D est le noyau de lissage le plus utilisée en traitement de l'image. Une gaussienne 2D de variance σ^2 est une fonction définie de $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ par :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{IV.48})$$

$G(x, y)$, et ses dérivées vérifiées bien les conditions (IV.46-47), Ce qui les qualifie pour être des bons noyaux de lissage.

Maintenant, on définit deux transformées en ondelettes dyadiques en $\vec{\tau} = (\tau_1, \tau_2)$, l'une détectant les singularités verticales et l'autre les singularités horizontales d'une image, dont les valeurs à l'échelle j et au point (x, y) sont :

$$\begin{cases} W_j^H f(\vec{\tau}) = \iint_{\mathbb{R}^2} f(x, y) 2^{-j} \psi^H(2^{-j}(x - \tau_1), 2^{-j}(y - \tau_2)) dx dy = f \star \check{\psi}_j^H(\vec{\tau}) \\ W_j^V f(\vec{\tau}) = \iint_{\mathbb{R}^2} f(x, y) 2^{-j} \psi^V(2^{-j}(x - \tau_1), 2^{-j}(y - \tau_2)) dx dy = f \star \check{\psi}_j^V(\vec{\tau}) \end{cases} \quad (\text{IV.49})$$

avec,

$$\psi_j^o(\vec{\tau}) = 2^{-j} \psi^o(2^{-j}\tau_1, 2^{-j}\tau_2), \text{ et } \check{\psi}_j^o(\vec{\tau}) = \psi_j^o(-\vec{\tau}) \text{ pour } o = H \text{ ou } V \quad (\text{IV.50})$$

Le noyau de lissage Θ apparaissant dans (IV.45) est en fait utilisé, via ses dilatations, pour lisser l'image. Les coefficients de la transformée en ondelettes dyadique correspondent au jacobien :

$$\vec{W}_j f(\vec{\tau}) = \begin{pmatrix} W_j^H f(\vec{\tau}) \\ W_j^V f(\vec{\tau}) \end{pmatrix} = 2^j \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial \tau_1} (f \star \bar{\Theta}_j)(\vec{\tau}) \\ \frac{\partial}{\partial \tau_2} (f \star \bar{\Theta}_j)(\vec{\tau}) \end{pmatrix} = 2^j \vec{\nabla} (f \star \bar{\Theta}_j)(\vec{\tau}) \quad (\text{IV.51})$$

Nous avons trouvé une transformée $\vec{W}_j f(\vec{\tau})$ proportionnelle au vecteur gradient de l'image f lissée par un noyau de convolution $\bar{\Theta}_j$ d'échelle j :

$$\bar{\Theta}_j(\vec{\tau}) = \Theta_j(-\vec{\tau}) = 2^{-j} \Theta(-2^j \tau_1, -2^j \tau_2) \quad (\text{IV.52})$$

Selon Mallat et co-auteur, les MMTO pour chaque échelle j , sont définis aux points où le module du jacobien (IV.51) est localement maximal le long des points parallèles à la direction donnée par ce jacobien. Il sera plus pratique, dans l'optique de trouver les points de contours de l'image f , d'utiliser à chaque échelle j , le module $M_j f(\vec{\tau})$ et l'orientation $A_j f(\vec{\tau})$ de la transformée $\vec{W}_j f(\vec{\tau})$:

$$\vec{W}_j f(\vec{\tau}) = (M_j f(\vec{\tau}), A_j f(\vec{\tau})) \quad (\text{IV.53})$$

où

$$M_j f(\vec{\tau}) = \sqrt{|W_j^H f(\vec{\tau})|^2 + |W_j^V f(\vec{\tau})|^2} \quad (\text{IV.54})$$

$$A_j f(\vec{\tau}) = \begin{cases} \text{Arctg}\left(\frac{W_j^V f(\vec{\tau})}{W_j^H f(\vec{\tau})}\right) & \text{si } W_j^V f(\vec{\tau}) \geq 0 \\ \pi - \text{Arctg}\left(\frac{W_j^V f(\vec{\tau})}{W_j^H f(\vec{\tau})}\right) & \text{si } W_j^V f(\vec{\tau}) < 0 \end{cases} \quad (\text{IV.55})$$

La direction de la transformée $\vec{W}_j f(\vec{\tau})$ à l'échelle j est pointée par le vecteur unitaire $\vec{n}_j(\vec{\tau}) = (\cos(A_j f(\vec{\tau})), \sin(A_j f(\vec{\tau})))$. Les MMTO correspondent aux points $\vec{\tau}_0$ pour lesquels le module $M_j f(\vec{\tau})$ est localement maximal en $\vec{\tau} = \vec{\tau}_0$ lorsque $\vec{\tau} = \vec{\tau}_0 + \lambda \vec{n}_j(\vec{\tau})$ pour $|\lambda|$ infiniment petit. Ces points particuliers se traduisent par la notion de contours.

IV.7.3 Exemple de détection des contours multi-échelles

Dans ce paragraphe, on cherche à tester l'approche de la segmentation d'image par le détecteur de contours multi-échelles de Canny basé sur les MMTO. Ce test a été effectué sur une image thermique avant et après un débruitage par transformée en ondelettes en utilisant un seuillage universel 'Visu Shrink' de Donoho.

Sur Les figure IV.11 (a-f), nous avons représenté un exemple de la segmentation d'image en appliquant le détecteur de contours multi-échelles de Canny basé sur les MMTO. Les cartes des contours illustrées sur les figures (b), (c) et (f) représentent les résultats obtenus respectivement pour l'image originale (a) sans débruitage et après débruitage avec seuillage universel dur (b) et doux (f). Dans les trois cas, les contours détectés sont fins et bien orientés. De plus, la localisation des défauts de la plinthe très bonne avec une légère amélioration dans le cas du seuillage doux. Ce résultat montre que les méthodes basées sur la transformée en ondelettes présentent certains avantages par rapport à d'autres approches de type filtrage par gradient pour la détection de contours en traitement d'images.

Par ailleurs, nous avons testé l'efficacité de ces méthodes en présence d'un bruité additif de type gaussien de rapport signal sur bruit égal à 30 dB. Les figures IV.11 (g-l) présentent une

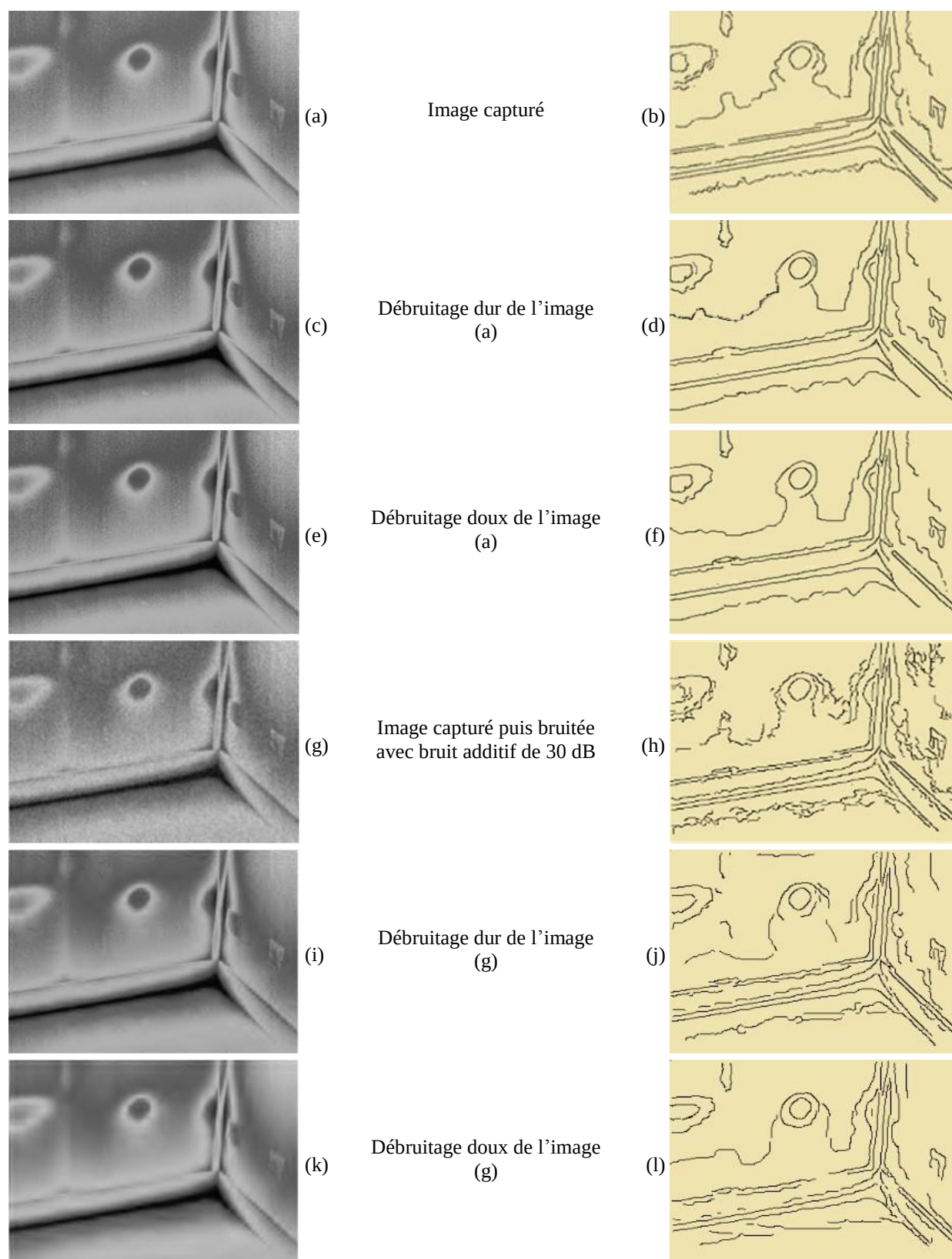


Figure IV.11 : Images thermiques à gauche et ses cartes des contours estimées à droite

illustration des résultats obtenus avec l'image bruitée (g) et restaurée à l'aide d'un seuillage : dur (i) et doux (k). Les cartes des contours (h), (j) et (l) représentent respectivement les résultats de la segmentation pour les trois cas d'images (g), (i) et (k). Nous observons l'apparition de quelques contours non pertinents due à l'effet du bruit additif (g-h). Après réduction du bruit, quelques contours non significatifs sont éliminés pour les deux types de seuillage avec une légère amélioration pour le seuillage doux (k-l).

Ces résultats, montrent l'efficacité des méthodes basées sur l'analyse multi-résolution par transformée en ondelettes. En effet, à partir d'une seule décomposition, on peut réaliser à la fois un débruitage dur ou doux suivi d'une segmentation par un détecteur de contours multi-échelles de Canny basé les MMTO.

Dans le chapitre suivant, on s'intéresse à la détection des défauts dans les matériaux homogènes par thermographie infrarouge. Nous allons appliquer les techniques avancées de traitement d'image numérique, décrites dans ce manuscrit, sur des images infrarouges capturées à l'aide de la méthode flash thermique. Nous mettons en œuvre des critères pertinents pour la comparaison de la qualité de détection, de localisation et de caractérisation des défauts.

IV.8 Conclusion

La transformée en ondelettes que nous avons présentée donne de l'image une représentation avantageuse pour la détection de contours, puisque ses coefficients sont importants là où l'intensité de l'image présente de forte singularité. Elle peut être vue comme un 'microscope mathématique' bien adapté à la caractérisation des propriétés d'invariance d'échelle. De plus, elle se prête à une programmation rapide et efficace ; enfin, elle donne une information géométrique sur l'image via les tableaux des coefficients d'ondelettes à différentes échelles. Nous avons vu au cours de ce chapitre plusieurs approches d'application d'ondelette, qui tirent tout profit de ces avantages. En effet, à partir d'une seule décomposition à plusieurs échelles, les coefficients d'ondelettes peuvent être exploités à des usages différents. Elle permet d'extraire les zones d'intérêt dans l'image par un détecteur de contours multi-échelles de Canny basé les MMTO et aussi d'améliorer sa qualité par un débruitage à l'aide d'un seuillage doux ou dur. Les résultats préliminaires de traitement d'une image thermique de référence, montrent que les méthodes basées sur la transformée en ondelettes sont véritablement des outils d'analyse performants qui permettent une meilleure extraction et interprétation de l'information contenue dans le signal ou l'image traitée.

CHAPITRE V :

CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR

THERMOGRAPHIE :ANALYSE EXPERIMENTALE DE LA

METHODE FLASHTHERMIQUETRANSITOIRE

Sommaire du Chapitre V

Nomenclature du Chapitre V	142
V.1 Introduction	143
V.2 CND par mesure de champ thermique en mode contact.....	144
V.2.1 Etudes de la chaîne de mesure : capteur et instrumentation.....	144
V.2.1.1 Principe de mesure du champ thermique	144
V.2.1.2 Description du dispositif expérimental en laboratoire	145
V.2.1.3 Précision de mesure du capteur thermique surfacique.....	147
V.2.2 Analyse thermique locale pour la détection des défauts	150
V.2.2.1 Détection et localisation des défauts	150
V.2.2.2 Estimation de l'étendue des défauts	152
V.2.3 Etude de l'influence de la profondeur des défauts sur la détection	154
V.2.3.1 Préparation des échantillons d'essais	154
V.2.3.2 Acquisition des mesures expérimentales	156
V.2.3.3 Détection des défauts par comparaison des diffusivités thermiques locales	157
V.2.3.4 Analyse du contraste thermique	158
V.3 CND par thermographie infrarouge en mode sans contact	162
V.3.1 Chaîne de mesures et acquisition des données.....	162
V.3.1.1 Description du dispositif expérimental	162
V.3.1.2 Acquisition des données et résolution spatiale	163
V.3.1.3 Détection des défauts de différentes natures	165
V.3.2 Débruitage d'images infrarouges par transformée en ondelettes	167
V.3.3 Extraction des zones de défaut par segmentation d'images thermiques	170
V.3.3.1 Segmentation d'images thermiques par détection de contours	170
V.3.3.2 Transformation en binaires des images segmentées par détection de contours	172
V.3.3.3 Segmentation d'images thermiques par classification des pixels	176
V.3.3.3.1 Segmentation par seuillage global binaire	176
V.3.3.3.2 Segmentation d'images thermiques par la méthode des K-moyennes.....	178
V.3.3.4 Segmentation d'images thermiques par croissance de régions	179
V.4 Caractérisation et analyse des défauts détectés	180
V.4.1 Séparation des défauts détectés.....	180
V.4.2 Analyse et caractérisation thermique des défauts détectés.....	182
V.4.3 Comparaison et interprétation des mesures 2D des défauts détectés	187
V.5 Conclusion.....	189

Nomenclature du Chapitre V

α	Diffusivité thermique, $\text{m}^2.\text{s}^{-1}$
λ	Conductivité thermique, $\text{W}.\text{m}^{-1}.\text{K}$
ρ	masse volumique, $\text{Kg}.\text{m}^{-3}$
$\sigma_T(t)$	Ecart-type instantané, $^{\circ}\text{C}$
$\sigma_{D_{imax}}$	Ecart-type des températures maximales dans la zone de défaut D_i , $^{\circ}\text{C}$
σ_{Hmax}	Ecart-type des températures maximales dans la zone homogène H, $^{\circ}\text{C}$
t_0	Temps du flash, s
$t_{1/2}$	Temps de la demi-montée de Parker, s
$t_{cmax}^{D_i}$	Temps du contraste thermique maximal pour le défaut D_i , s
• Températures mesurées par le capteur thermique surfacique	
$T_i(t)$	Thermogramme du $i^{\text{ème}}$ thermocouple, $^{\circ}\text{C}$
$\bar{T}(t)$	Thermogramme moyenne, $^{\circ}\text{C}$
$T_N(t)$	Thermogramme normalisé, $^{\circ}\text{C}$
T_0	Température initiale, $^{\circ}\text{C}$
T_{max}	Température maximale, $^{\circ}\text{C}$
$\overline{(T_{D_i})}_{max}$	Moyenne des élévations maximales des thermogrammes du défaut D_i , $^{\circ}\text{C}$
$\overline{(T_H)}_{max}$	Moyenne des élévations maximales des thermogrammes dans la zone H, $^{\circ}\text{C}$
$\Delta T_{D_i}(t)$	Contraste thermique instantané du défaut D_i , $^{\circ}\text{C}$
$(\Delta T_{D_i})_{max}$	Contraste thermique maximale dans le défaut D_i , $^{\circ}\text{C}$
$\Delta T_{D_i}^N(t)$	Contraste thermique instantané normalisé du défaut D_i , $^{\circ}\text{C}$
$\Delta T_{D_i}^N(t)$	Contraste thermique instantané normalisé du défaut D_i
• Températures mesurées par la caméra infrarouge	
$M \times N$	Nombre de pixels de l'image capturée
N_{D_i}	Nombre de pixels estimé dans la zone du défaut D_i
r	Résolution spatiale, m^2/pixel
S_{D_i}	Surface de la zone du défaut D_i , m^2
$\bar{T}_H$	Température moyenne dans la zone homogène H, $^{\circ}\text{C}$
$\bar{T}_{D_i}$	Température moyenne dans la zone du défaut D_i , $^{\circ}\text{C}$
$\Delta T_{D_{imax}}$	Contraste thermique maximale dans le défaut D_i , $^{\circ}\text{C}$
σ_H	Ecart-type thermique de la zone homogène H, $^{\circ}\text{C}$
σ_{D_i}	Ecart-type thermique de la zone du défaut D_i , $^{\circ}\text{C}$

V.1 Introduction

Dans ce chapitre, on s'intéresse à la mise en œuvre d'une approche expérimentale pour la détection et la caractérisation des défauts dans les matériaux homogènes en utilisant la méthode Flash thermique transitoire en mode transmission. A ce titre, nous avons conçu et réalisé deux dispositifs expérimentaux complémentaires de la méthode flash : le premier avec contact utilisant un capteur surfacique de température [KAB15a, KAB16] et le second sans contact [KAB17a, KAB17b] à l'aide d'une caméra infrarouge haute résolution.

Dans l'approche avec contact, l'élément fondamental est un capteur de température surfacique réalisé à partir de quarante-neuf thermocouples K de type Chromel-Alumel. Ce capteur est placé en contact avec la face arrière d'un échantillon recevant sur sa face avant une excitation thermique de courte durée. Les réponses des thermocouples traduites par plusieurs thermogrammes locaux, sont mesurées simultanément en plusieurs points de la face arrière. L'analyse des résultats expérimentaux, montre que les élévations de température fournissent des informations importantes pour établir un système de détection et de caractérisation des défauts dans les matériaux. En effet, nous avons créé des défauts artificiels dont les tailles et les positions sont connues et par la suite, nous avons mené une série d'expériences afin de mesurer les champs thermiques locaux (températures, contrastes thermiques, diffusivités thermiques locales, ...). De plus, nous avons effectué une analyse comparative entre les champs mesurés afin de détecter la présence des défauts par détermination de leurs emplacements et l'estimation de leurs étendues.

Dans l'approche sans contact utilisant un imageur thermique, nous avons appliqué des approches avancées de traitement d'images thermiques afin de dégager les principales caractéristiques des défauts détectés dans des matériaux homogènes. En effet, nous avons segmenté les images infrarouges capturées en face arrière afin qu'on puisse effectuer une extraction puis une séparation de tous les défauts du fond de l'image. Ensuite, on opère sur chaque zone détectée seule pour estimer la taille de sa surface correspondante, sa distribution de la température (valeur moyenne, écart-type, ...) et son contraste thermique maximal par rapport à la zone homogène. Les résultats obtenus montrent que les capacités de détection des défauts dans les matériaux, peuvent être grandement améliorées par l'utilisation des techniques avancées telles que le traitement par segmentation ou débruitage d'images infrarouges.

Dans la suite de ce chapitre, Deux bancs expérimentaux complémentaires de la méthode flash thermique transitoire sont réalisés permettant la détection des défauts suivant deux modes :

le mode contact où la mesure de la température de surface s'effectue par un capteur thermique surfacique ou bien le mode sans contact utilisant un imageur thermique infrarouge. Les essais sont réalisés sur des échantillons homogènes de bois massif où on a créé des défauts artificiels. Les résultats obtenus par les différentes méthodes ont été comparés entre eux permettant ainsi une analyse constructive de la précision de la détection.

V.2 CND par mesure de champ thermique en mode contact

V.2.1 Etudes de la chaîne de mesure : capteur et instrumentation

V.2.1.1 Principe de mesure du champ thermique

Le principe utilisé, s'appuie sur la méthode flash qui consiste à exciter un échantillon sur sa face avant par un flux impulsionnel infiniment bref et réparti uniformément, et ensuite à effectuer simultanément plusieurs mesures locales de l'évolution temporelle de la température en face arrière par un capteur thermique surfacique de quarante-neuf thermocouples de type K (figure V.1). L'utilisation de la méthode flash est justifiée d'une part par sa précision, sa fiabilité et sa simplicité de mise en œuvre, et d'autre part, elle est considérée comme un outil standard dans les laboratoires scientifiques et industriels du monde entier pour la détermination de la diffusivité thermique [ASTM15, ASTM13].

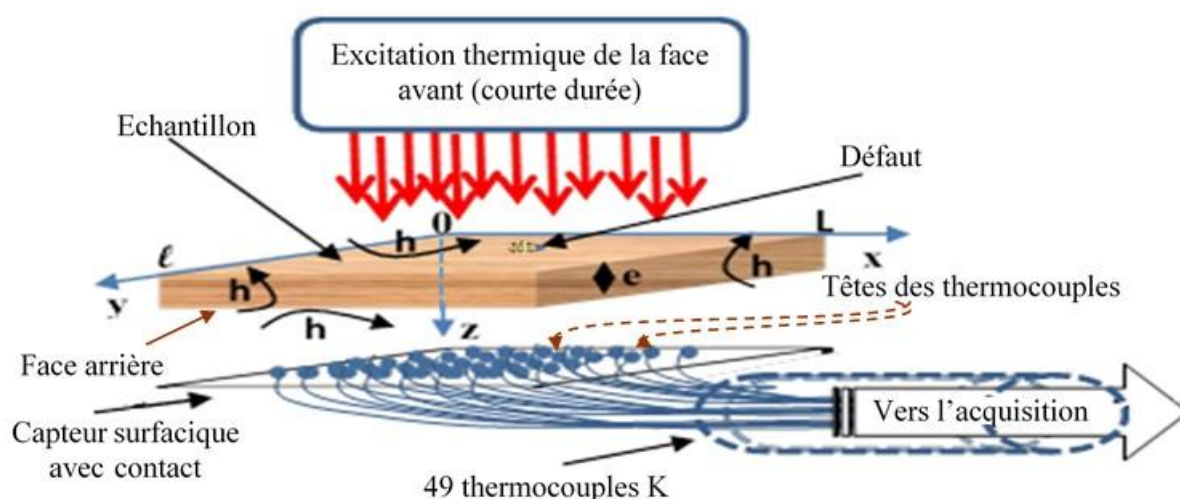


Figure V.1 : Illustration schématique du principe de la mesure de température par le capteur surfacique avec contact

Pour effectuer une analyse thermique locale, nous avons conçu un capteur surfacique de température de contact, réalisé à partir d'une matrice de quarante-neuf thermocouples K de type Chromel-Alumel, assemblés sous la forme de sept lignes par sept colonnes [KAB16, KAB15a]. Les thermocouples du capteur sont fixés en des points équidistants, et sont localisés à l'aide des

coordonnées (i,j) dans le plan oxy comme indique la figure V.2. Dans le cas où on désire localiser une zone de défaut, on utilise le capteur de contact dont la distance entre les thermocouples est de un centimètre. Pour l'estimation de l'étendue de la zone de défaut localisée, on rapproche les thermocouples à un millimètre. Les têtes de mesures sont réalisées par soudure dans un bain à mercure et fixées par pression en contact direct avec le matériau. Notons que les thermocouples utilisés sont conformes à la classe de tolérance N°1 définie par la Commission Electrotechnique Internationale CEI-584.2 pour les couples K [ISO91]. Après la conception du capteur thermique surfacique par les 49 thermocouples, un test de mesure réalisé dans un bain thermostaté où la température contrôlée est de 20 °C, montre que la totalité des mesures ont un écart-type inférieur à 0.1 °C.

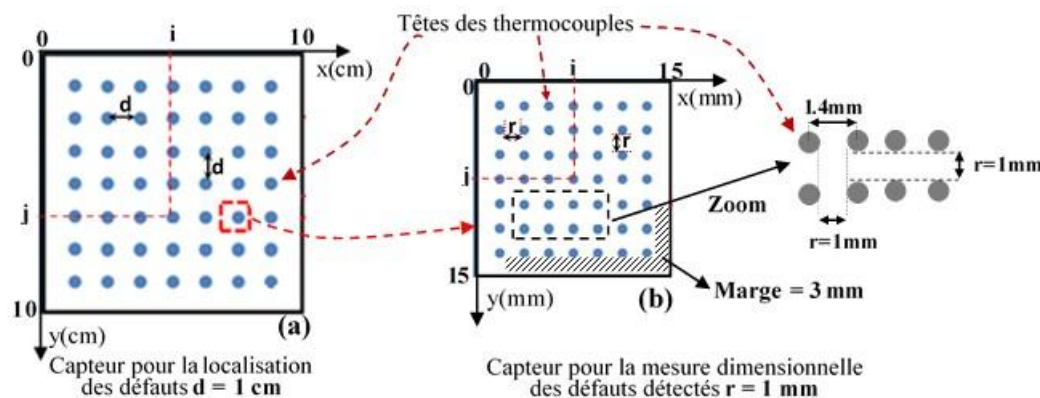


Figure V.2 : Schéma de principe du capteur thermique surfacique avec contact :

(a) capteur de localisation $d=1$ cm ; (b) capteur pour la mesure dimensionnelle $r=1$ mm

L'analyse des maximums de l'ensemble des thermogrammes locaux mesurés simultanément en tous points de la face arrière de l'échantillon, présente un grand intérêt pour l'estimation du champ thermique et la détection de la présence des défauts. La répétition des essais de mesure en modifiant la position du capteur de contact dans chaque expérience, permet d'augmenter la résolution du maillage de la face arrière et de diminuer le biais de la localisation des zones présentant des défauts.

V.2.1.2 Description du dispositif expérimental en laboratoire

Nous avons conçu et réalisé un dispositif expérimental de la méthode flash thermique afin d'effectuer une analyse thermique locale en examinant l'homogénéité du matériau testé. Ce banc, représenté par son schéma de principe (figure V.3) et illustré par une vue en trois dimensions (figure V.4), est composé de deux chambres, l'une en haut pour le chauffage et l'autre en bas pour la mesure simultanée de la température en plusieurs points de la face arrière. Ces deux chambres sont isolées thermiquement pour limiter les pertes de chaleur et les

perturbations avec l'environnement extérieur. De plus, un système de contrôle de la température constitué d'un bain thermostaté et un échangeur thermique, est installé dans la chambre inférieure afin d'éviter les perturbations des mesures. La source d'échauffement utilise deux lampes flash à halogène de 1000 W. Le système est relié à une unité d'acquisition de soixante entrées liée à un ordinateur pour le traitement.

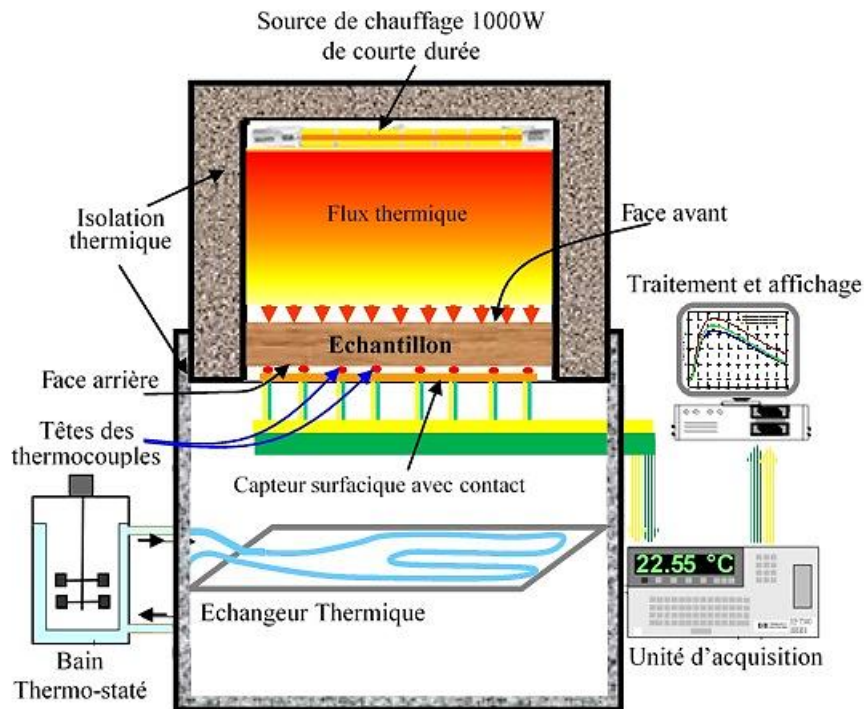


Figure V.3 : Illustration schématique du principe de la méthode flash thermique avec contact pour la détection de défauts

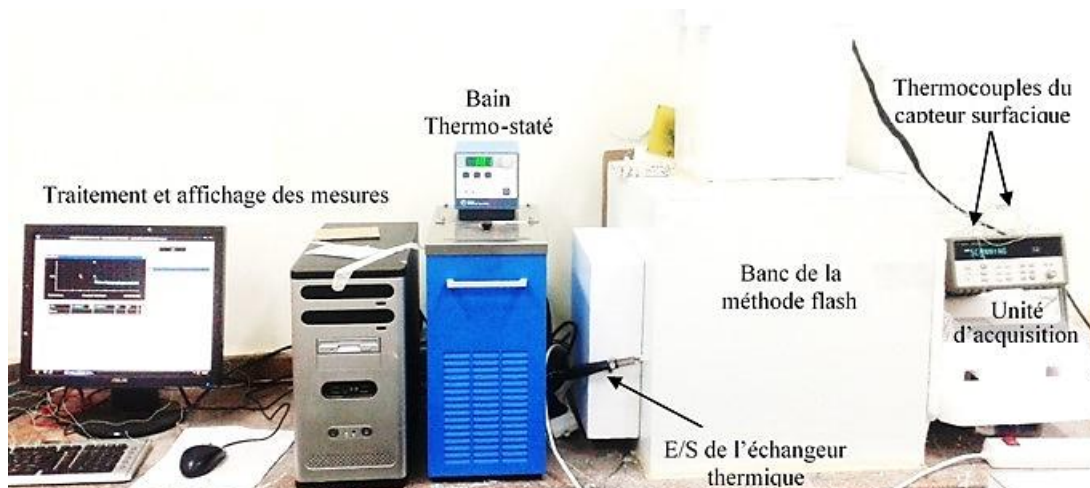


Figure V.4 : Vue en trois dimensions du dispositif expérimental de la méthode flash thermique pour la détection de défauts

Par ailleurs, ce banc peut être adapté aux différentes formes géométriques de l'échantillon à caractériser (parallélépipédique, cylindrique, ...). Cependant, l'élément principal du banc est le capteur surfacique de 49 thermocouples de type K monté sous la forme d'une matrice de sept lignes et sept colonnes. Ce capteur est mis en contact direct avec l'échantillon et permet de mesurer simultanément quarante-neuf thermogrammes locaux pour un seul test (figure V.1). L'analyse des élévations maximales des thermogrammes mesurés, permet d'avoir un champ important d'information thermique local en face arrière dont leur traitement conduit d'une part à l'identification du champ de la diffusivité thermique dans les zones en contact avec le capteur surfacique et d'autre part d'établir une carte de contraste thermique [KAB16].

V.2.1.3 Précision de mesure du capteur thermique surfacique

Dans le but de valider expérimentalement le système décrit dans cette section, nous avons réalisé une série d'expérimentation sur un échantillon homogène de bois massif de masse volumique $\rho \approx 544 \text{ Kg.m}^{-3}$, et de dimension $10 \times 10 \times 2 \text{ cm}^3$ (figure V.5). A cet effet, l'échantillon possède une inertie thermique moyenne, la durée choisie pour le flash est $t_0 = 6 \text{ s}$.

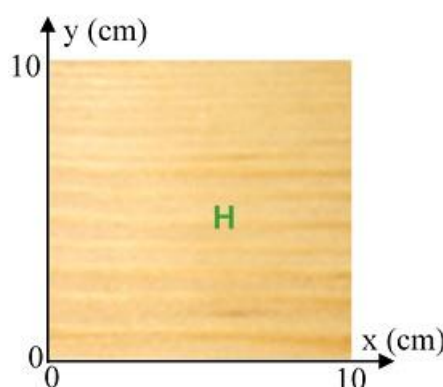


Figure V.5 : Echantillon homogène de bois massif sans aucun défaut artificiel

Nous avons conçu le capteur thermique surfacique pour mesurer simultanément 49 valeurs de température en plusieurs points de la face arrière. Dans ce cas, nous avons effectué une étude statistique de l'incertitude des mesures sur l'échantillon homogène sans aucuns défauts artificiels [KAB15b]. Ensuite, nous avons déterminé expérimentalement les intervalles de confiance qui représentent les plages de précision associée à l'estimation d'une statistique (moyenne, écart-type etc...). Ces intervalles de confiance sont utiles pour établir des bornes inférieures et supérieures et par la suite on décide si les mesures sont cohérentes ou non par rapport aux thermocouples K utilisés.

Dans la suite, nous considérons toutes les mesures, y compris l'incertitude du capteur, comme un intervalle de précision centré sur la valeur moyenne et ayant une limite inférieure et supérieure égale à l'écart-type donné par :

$$\sigma_T(t) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (T_i(t) - \bar{T}(t))^2}{N}} \quad (V.1)$$

avec $\bar{T}(t)$ le thermogramme moyenne obtenu par :

$$\bar{T}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i(t) \quad (V.2)$$

où $N = 49$ dans le cas d'un échantillon homogène sans aucuns défauts. Quant à un échantillon présentant des défauts, N est choisi en fonction du nombre de thermogrammes représentant les zones de défauts et la zone homogène. $T_i(t)$, est le thermogramme mesuré par le $i^{ième}$ thermocouple, $\bar{T}(t)$ le thermogramme moyenne des N thermogrammes mesurés. Dans ce qui suit, nous représentons les thermogrammes mesurés en utilisant la notion de température normalisée définie par :

$$T_N(t) = \frac{T_m(t) - T_0}{T_{max} - T_0} \quad (V.3)$$

où $T_m(t)$ la température mesurée à un instant t après application de flash, T_0 la température initiale à l'instant $t = 0$ et T_{max} l'élévation maximale du thermogramme mesurée.

Les résultats illustrés sur la figure V.6 (a) traduisent la moyenne normalisée (relation V.2) de l'ensemble des thermogrammes mesurés en 49 points de la face arrière. L'élévation maximale normalisée correspond à une montée mesurée de la température de 2.16°C. Les limites inférieures et supérieures des thermogrammes sont déterminées à partir des écart-types instantanés (relation V.1) et dont les valeurs estimées sont comprises entre 0.043 et 0.101 °C. L'écart-type estimé tend vers sa valeur maximale ($\sigma_{T_{max}} = 0.101 \text{ °C}$) au voisinage des élévations maximales des thermogrammes, alors qu'il tend vers son minimum ($\sigma_{T_{min}} = 0.043 \text{ °C}$) au début des élévations.

Par ailleurs, la figure V.6 (b) présente un exemple de cinq thermogrammes mesurés en cinq points de la face arrière dont un situé au centre et les quatre autres sont positionnés à trois cm du centre selon les directions horizontales et verticales. Pour cet échantillon homogène, l'ensemble des thermogrammes sont situés dans l'intervalle d'incertitude mesuré.

Dans la suite, les thermogrammes délivrés par le capteur surfacique de température doivent nécessairement appartenir à un intervalle de précision borné. A cet effet, les

thermogrammes dépassant la limite inférieure ou supérieure est un signe de présence des défauts localisés par les coordonnées des thermocouples correspondant.

Dans le tableau V.1 nous avons présenté les valeurs moyennes de la diffusivité thermique estimées avec son écart-type correspondant en utilisant l'approche de Parker, de Degiovanni et celle du modèle complet. La valeur obtenue par le modèle complet est plus conforme à celle donnée par la norme NBN B 62-002 [NBN08] pour ce type de bois ($\alpha = 1.27 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$).

	Diffusivité thermique ($\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$)	
	Valeur moyenne $\times 10^{-7}$	Ecart-type $\times 10^{-7}$
Parker	1.424	0.0115
Degiovanni	1.299	0.0121
Modèle complet	1.283	0.0108

Tableau V.1 : Diffusivité thermique moyenne avec son écart-type

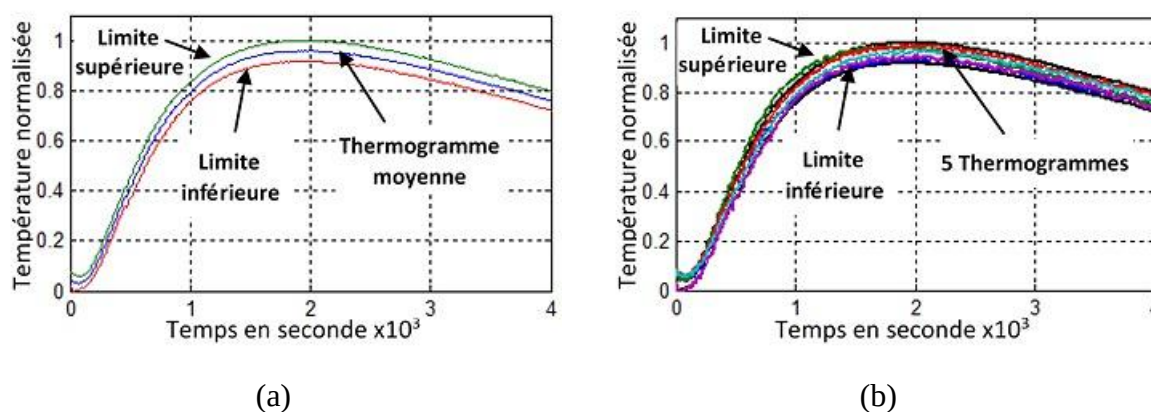


Figure V.6 : (a) Intervalles d'incertitude du capteur thermique surfacique par contact ;
(b) Exemples de cinq mesures de thermogrammes

Dans la suite de cette étude, l'analyse des 49 thermogrammes locaux mesurés simultanément, fournis des informations importantes pour établir un système thermique de détection de défauts dans les matériaux homogènes. En effet, la comparaison des élévations maximales des thermogrammes mesurés entre eux, permet la création de N_C classes ($N_C \geq 1$) où chaque classe est représentée par un thermogramme moyenne et un écart-type inférieur à 0.1°C . Dans le cas où $N_C = 1$, l'échantillon à tester est considéré comme homogène. En cas de ($N_C > 1$), l'échantillon présente au moins ($N_C - 1$) défauts dont leurs détections sont effectuées à partir des thermogrammes qui présentent des gradients thermiques par rapport à la classe de la zone homogène. Par la suite leurs localisations sont déduites par les coordonnées des thermocouples correspondant. Concernant l'estimation de l'étendue des zones défauts, une

augmentation de la résolution du capteur surfacique de température est nécessaire en rapprochant les têtes des thermocouples à 1 mm (figure V.2).

V.2.2 Analyse thermique locale pour la détection des défauts

V.2.2.1 Détection et localisation des défauts

Dans cette partie, nous avons utilisé le même matériau du bois où on a créé deux défauts artificiels de forme cylindrique et de même diamètre égal à 6 mm dans les zones D_1 et D_2 respectivement de coordonnées (5,8) et (2,5) (figure V.7). La zone H constitue la partie homogène du bois, alors que les zones D_1 et D_2 sont respectivement remplies de plâtre de masse volumique $\rho \approx 1600 \text{ Kg.m}^{-3}$, et de polystyrène $\rho \approx 30 \text{ Kg.m}^{-3}$. Notons que ces deux défauts ont des propriétés thermophysiques différentes de celles du bois utilisé (moins conducteurs de la chaleur que le bois). Afin d'augmenter la précision des mesures, un maillage est nécessaire par déplacement du capteur surfacique de température dans le plan oxy de la face arrière. Dans ce qui suit, nous désignons par 'PP', l'échantillon de bois avec les deux types de défauts : le polystyrène et le plâtre.

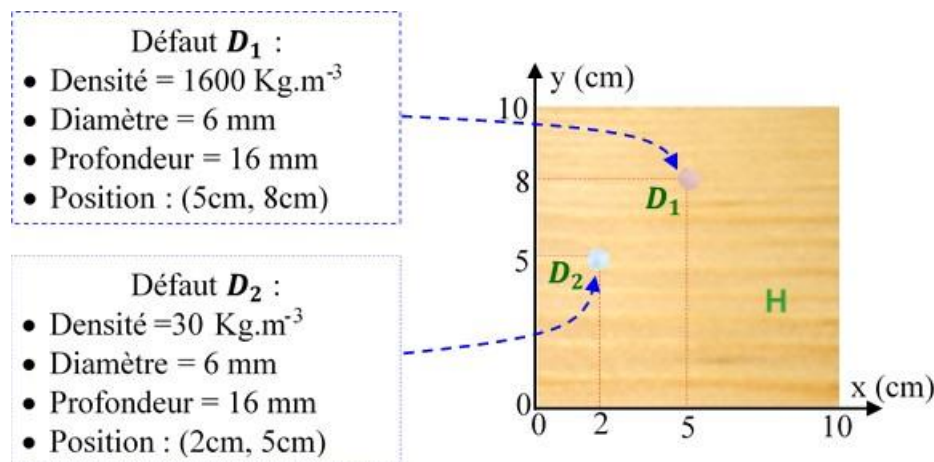


Figure V.7 : Echantillon de bois massif avec deux défauts artificiels localisé en : $D_1(2,5)$ et $D_2(5,8)$. H constitué la zone homogène

Sur la figure V.8, nous avons représenté les thermogrammes expérimentaux et théoriques simulés par le modèle complet basé sur l'algorithme de Levenberg-Marquardt (chapitre II, § II.5.2). En effet, ils traduisent les moyennes normalisées des thermogrammes locaux mesurés en 49 points de la face arrière à l'aide du capteur surfacique de température. Ils sont répartis selon les amplitudes de leurs élévations maximales en trois classes ($N_c = 3$) où chaque classe est représentée par un thermogramme moyenne et un écart-type inférieur à 0.1°C .

On définit le contraste thermique $(\Delta T_{D_i})_{max}$ à l'instant de l'élévation maximale des thermogrammes, comme étant l'écart entre l'élévation maximale de la température $(T_{D_i})_{max}$ dans une zone de défaut D_i et celle de la température moyenne des maximums $(\bar{T}_H)_{max}$ dans la zone homogène :

$$(\Delta T_{D_i})_{max} = (T_{D_i})_{max} - (\bar{T}_H)_{max} \quad (V.4)$$

Sur la figure V.8, les contrastes thermiques $((\Delta T_{D_1})_{max}, (\Delta T_{D_2})_{max})$ sont estimés à l'instant où les élévations des thermogrammes atteignent leurs valeurs maximales. Les valeurs normalisées (relation V.3) estimées est d'environ $(\Delta T_{D_1})_{max} = 0.16$ (soit 0.33°C) et $(\Delta T_{D_2})_{max} = 0.26$ (soit 0.54°C). La figure V.9 montre le comportement thermique de la face arrière obtenu à l'aide des 49 thermocouples du capteur surfacique à l'instant qui corresponde aux élévations maximales des thermogrammes mesurées. La répartition de la température dans la partie homogène H est uniforme en tous points de la face arrière avec un écart-type mesuré inférieur à $0,1^\circ\text{C}$, à l'exception des deux zones de défaut détectées D_1 et D_2 où l'écart est nettement supérieur à 0.1°C .

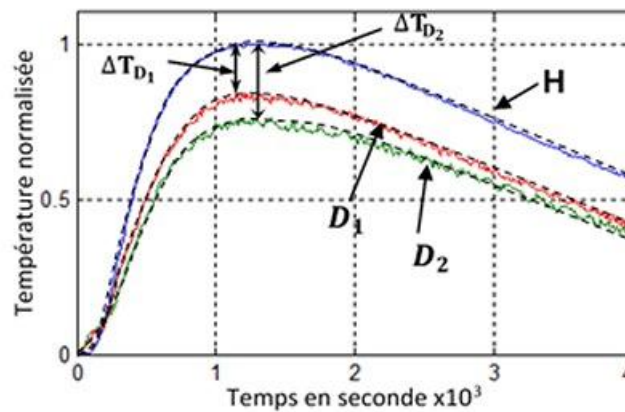
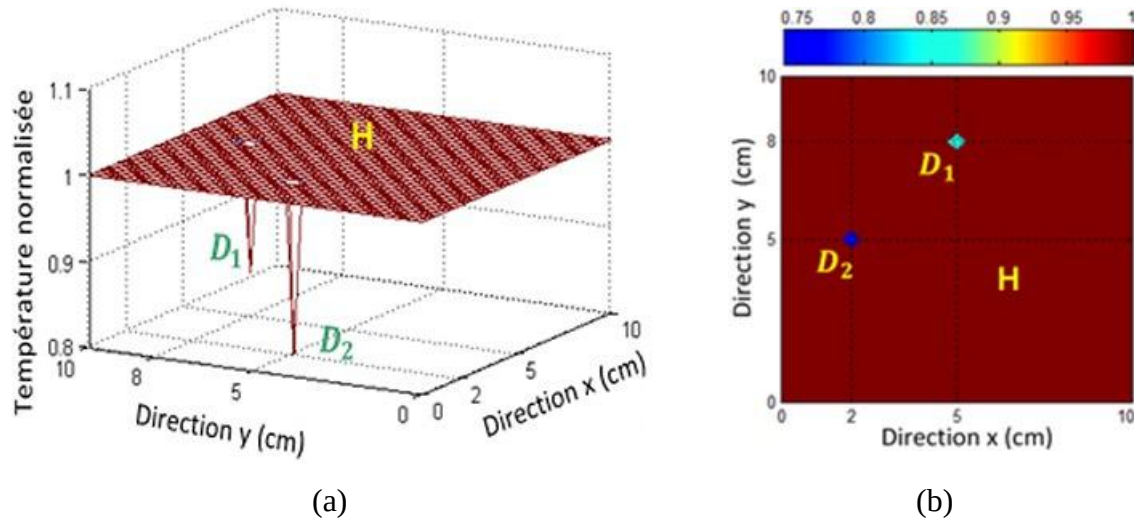


Figure V.8 : Moyennes des thermogrammes expérimentaux '—' et modélisés '.....' obtenus dans les zones : homogène H et défauts D_1 et D_2 .

Le Tableau V.2 illustre les moyennes des diffusivités thermiques locales, mesurées dans la zone homogène H et les deux zones de défauts détectés D_1 et D_2 . Les zones D_1 et D_2 présentent des diffusivités thermiques légèrement inférieures de celle de la zone homogène. La valeur mesurée par le modèle complet dans la zone homogène est toujours conforme à celle donnée par la norme NBN B 62-002 [NBN08] pour ce type de bois.



	Diffusivité thermique $\times 10^{-7} (\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1})$		
	Parker	Degiovanni	Modèle complet
Zone homogène H	1.354	1.281	1.277
Zone de défaut D_1	1.277	1.158	1.161
Zone de défaut D_2	1.234	1.105	1.158

Tableau V.2: Diffusivités locales estimées dans les zones H, D_1 et D_2

V.2.2.2 Estimation de l'étendue des défauts

On considère dans cette partie le même échantillon de la figure V.7 où les zones des défauts D_1 et D_2 , sont bien localisés. Ensuite, on augmente la résolution du capteur surfacique en rapprochant les têtes des thermocouples entre elles jusqu'à 1 mm (figure V.2). Cette nouvelle configuration du capteur est appliquée localement au voisinage des zones détectées D_1 et D_2 afin d'estimer leurs étendues [KAB16, KAB15c]. Etant donné qu'on s'intéresse seulement aux élévations maximales des thermogrammes mesurés. La valeur moyenne $\overline{(T_{D_i})}_{max}$ des élévations maximales $(T_{D_i})_{max}$ mesurées dans une zone D_i est estimée par :

$$\overline{(T_{D_i})}_{max} = \frac{1}{N_{D_i}} \sum_{k=1}^{N_{D_i}} (T_{D_i}(k))_{max} \quad (\text{V.5})$$

où N_{D_i} le nombre de thermocouples en contact avec la zone correspondante au défaut D_i . L'écart-type $\sigma_{D_{imax}}$ correspondant est :

$$\sigma_{D_i \max} = \sqrt{\frac{1}{N_{D_i}} \sum_{k=1}^{N_{D_i}} \left((T_{D_i}(k))_{\max} - \overline{(T_{D_i})}_{\max} \right)^2} \quad (V.6)$$

Pour la zone homogène H, la température moyenne $\overline{(T_H)}_{\max}$ des élévations maximales $(T_H)_{\max}$ mesurées en plusieurs points de la surface homogène H, peut être estimée par :

$$\overline{(T_H)}_{\max} = \frac{1}{N_H} \sum_{k=1}^{N_H} (T_H(k))_{\max} \quad (V.7)$$

où $N_H = 49 - (\sum_{i=1}^{N_D} N_{D_i})$ le nombre de thermocouples en contact avec la zone homogène H.

L'écart-type $\sigma_{H \max}$ correspondant est :

$$\sigma_{H \max} = \sqrt{\frac{1}{N_H} \sum_{k=1}^{N_H} \left((T_H(k))_{\max} - \overline{(T_H)}_{\max} \right)^2} \quad (V.8)$$

Les résultats illustrés sur les figures V.10 (a et b) représentent les thermogrammes moyens mesurés localement dans les zones H, D_1 et D_2 . Le thermogramme H est la moyenne de $N_H = 43$ thermogrammes mesurés dans toute la zone homogène. Les thermogrammes D_1 et D_2 représentent pour chacun la moyenne de $N_D = 5$ thermogrammes mesurés dans les deux zones de défauts ($N_D = N_{D_1} = N_{D_2}$). Dans la zone homogène H, la température moyenne des élévations maximales ($\overline{(T_H)}_{\max} \approx 2.2^\circ\text{C}$) est estimée avec un écart-type égal à 0.102°C . En ce qui concerne les zones de défauts, les températures moyennes des élévations maximales estimées sont environ $\overline{(T_{D_1})}_{\max} = 1.88^\circ\text{C}$ et $\overline{(T_{D_2})}_{\max} = 1.68^\circ\text{C}$ respectivement pour D_1 et D_2 . Les contrastes thermiques mesurés sont alors $\Delta T_{D_1} = 0.32^\circ\text{C}$ pour le défaut D_1 et $\Delta T_{D_2} = 0.52^\circ\text{C}$ pour le défaut D_2 . Les cinq thermocouples recevant l'information du défaut D_1 sont tous situés dans l'entourage de son centre (5, 8) tel que $[4.7 \lesssim x \lesssim 5.3 \text{ and } 7.7 \lesssim y \lesssim 8.3]$. Pour le défaut D_2 , ce domaine est centré au voisinage du (2, 5) tel que $[1.7 \lesssim x \lesssim 2.3 \text{ and } 4.7 \lesssim y \lesssim 5.3]$. Par ailleurs, une illustration de ces résultats sous forme d'images thermiques réduites locales en fonction des dimensions spatiales dans le plan de la face arrière, est présentée sur les figures V.11 (a et b). En effet, ces images sont déduites par un codage de couleur des moyennes locales de quarante-neuf mesures des élévations maximales dans l'entourage des zones de défauts. Ces moyennes sont réparties sous forme matricielle en sept lignes et sept colonnes. La partie homogène correspond à la zone chaude, alors que les défauts correspondent aux zones froides. En utilisant les échelles des figures V.11 (a et b), l'estimation du diamètre de la tâche des défauts D_1 et D_2 suivant les directions horizontale et verticale est légèrement inférieure à 6 mm, soit environ une surface de 0.28 cm^2 .

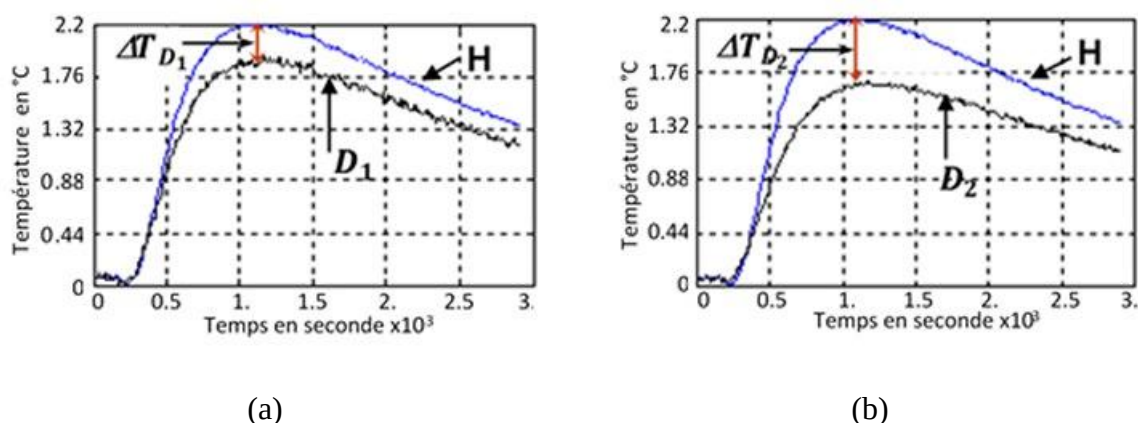


Figure V.10 : Moyennes des thermogrammes expérimentaux mesurés à l'aide du capteur thermique surfacique ($r = 1 \text{ mm}$) dans les zones : homogène H et de défauts D_1 et D_2 .

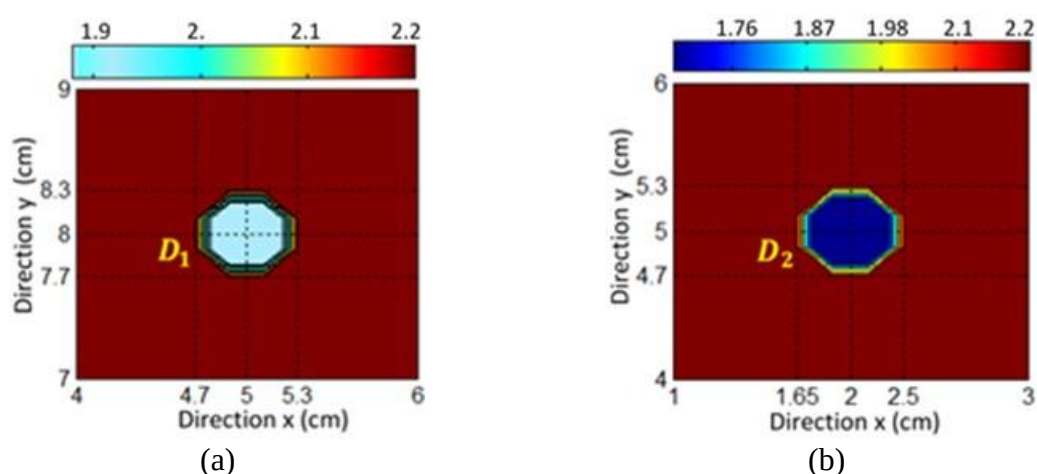


Figure V.11 : Répartition locale de la température mesurée par le capteur surfacique ($r = 1 \text{ mm}$) au voisinage des défauts détectés : (a) zone $D_1(5,8)$ et (b) zone $D_2(2,5)$

V.2.3 Etude de l'influence de la profondeur des défauts sur la détection

V.2.3.1 Préparation des échantillons d'essais

Afin de valider expérimentalement le système décrit précédemment pour des défauts enterrés de profondeur variable, nous avons réalisé une série d'expérimentation sur un échantillon homogène de bois massif de masse volumique $\rho = 493 \text{ Kg.m}^{-3}$, et de dimension $10 \times 10 \times 2 \text{ cm}^3$ (d'épaisseur $e = 2 \text{ cm}$). Cinq défauts internes artificiels (D_1 à D_5) de formes cylindriques et de mêmes diamètres égaux à 6 mm , ont été créés dans des zones localement connues (figure V.12). La figure V.13 résume les grandes étapes de préparation des échantillons de bois pour obtenir des défauts artificiels internes.

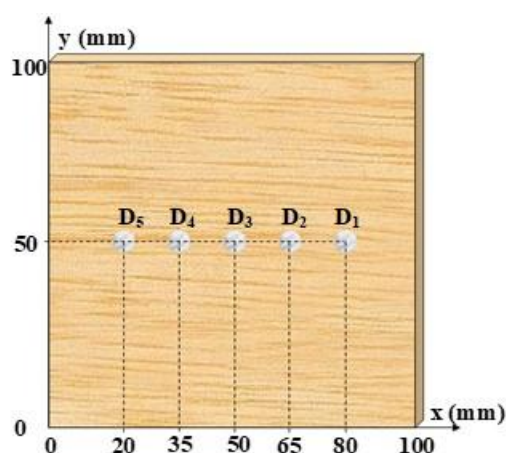


Figure V.12 : Position des défauts artificiels dans le plan oxy de la face arrière

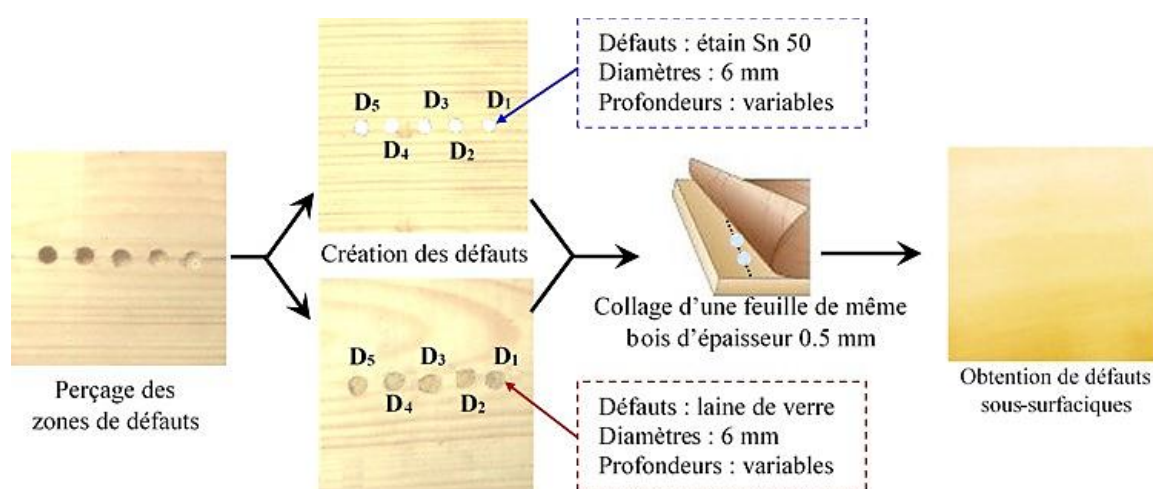


Figure V.13 : Préparation des échantillons de bois pour l'obtention des défauts artificiels sous-surfaciques

Les défauts créés, ont des profondeurs variables et des propriétés thermophysiques différentes (Tableau V.3 et V.4). Deux types de défauts ont été créés pour effectuer des tests de détection. Le premier est de l'étain d'une conductivité thermique $\lambda_{\text{étain}} = 66.6 \text{ W.m}^{-1}\text{.K}$ supérieure à celle du bois $\lambda_{\text{bois}} = 0.14 \text{ W.m}^{-1}\text{.K}$ et le second est de la laine de verre de conductivité thermique $\lambda_{LV} = 0.039 \text{ W.m}^{-1}\text{.K}$ inférieure. Dans ce cas, la transmission de la chaleur dans les zones de défauts d'étain est plus rapide que celle dans la zone homogène du bois. Par contre, il est moins rapide dans les défauts constitués par la laine de verre. En fin, Pour rendre ces défauts sous-surfaciques et invisibles, nous avons collé sur la surface de l'échantillon, une feuille du même bois utilisé d'épaisseur égale à 0,5 mm (Figure V.13 et V.14). Dans ce qui suit, nous désignons par ('LV') et ('ET') les deux échantillons de bois avec les cinq défauts respectivement de laine de verre et d'étain.

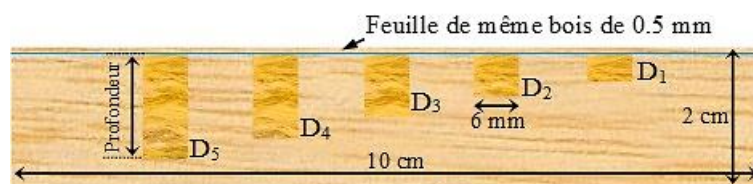


Figure V.14 : Coupe transversale de l'échantillon avec les différentes dimensions

La figure V.15 illustre le phénomène de transmission unidirectionnelle de la température à différentes profondeurs dans l'échantillon. La distribution de la température est uniforme dans toutes les parties homogènes à l'exception des zones de défauts où la transmission de la chaleur a subi un changement.



Figure V.15 : Illustration typique de transmission de la température à différentes profondeurs dans l'échantillon

V.2.3.2 Acquisition des mesures expérimentales

Cette section traite les expériences qui utilisent le dispositif expérimental de la méthode flash en mode transmission décrit ci-dessus (§ V.2.1.2). Les thermocouples du capteur surfacique de température sont mis en contact direct avec la face arrière de l'échantillon afin de couvrir toutes les zones de défauts (D_1 à D_5) ainsi que la zone homogène. Les résultats illustrés sur la figure V.16 (a-b), traduisent respectivement les thermogrammes expérimentaux mesurés simultanément en face arrière en utilisant les deux échantillons 'ET' et 'LV'[KAB17d, KAB17e]. Dans le premier cas 'ET' (figure V.16-a), le thermogramme de la zone homogène est situé au-dessous de tous les thermogrammes des zones de défauts. Plus le défaut est profond, plus son écart de la température par rapport à la zone homogène est important. A cet effet, on déduit que la partie homogène de l'échantillon constitue la zone froide, par contre, les défauts sont les zones chaudes. Dans le second cas 'LV' (figure V.16-b), le thermogramme de la zone homogène est situé au-dessus de tous les thermogrammes qui correspondent aux défauts. Plus le thermogramme est inférieur, plus la profondeur du défaut est grande. Dans ce cas, on en déduit que la zone homogène est la partie la plus chaude de l'échantillon, tandis que les défauts constituent les zones froides. Dans la suite, on va comparer les diffusivité thermiques locales estimées en toutes zones des défauts détectés à celle de la zone homogène.

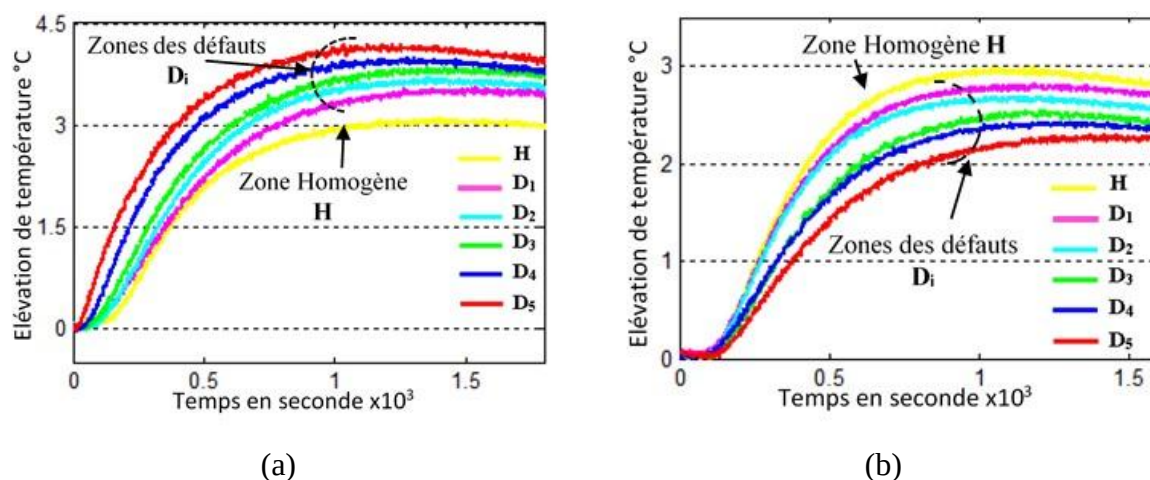


Figure V.16 : Thermogrammes expérimentaux mesurés en différentes zones de la face arrière : (a) défauts 'ET', (b) défauts 'LV'

V.2.3.3 Détection des défauts par comparaison des diffusivités thermiques locales

Sur la figure V.17 (a-b), nous avons représenté les thermogrammes expérimentaux et théoriques simulés par le modèle complet basé sur l'algorithme de Levenberg-Marquardt (chapitre II, § II.5.2). La moyenne des résidus entre les thermogrammes expérimentaux et théoriques est presque horizontale avec un écart-type inférieur à 0.095 °C.

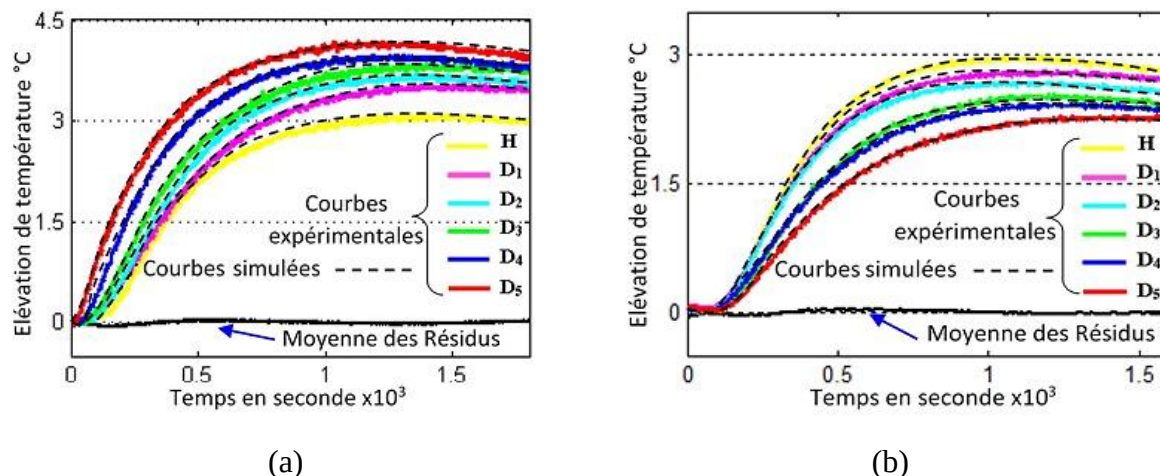


Figure V.17 : Thermogrammes simulés par la méthode des quadripôles thermiques : (a) défauts 'ET', (b) défauts 'LV'

L'estimation des valeurs des diffusivités thermiques locales dans les zones de défauts (D_1 à D_5) ainsi que la zone homogène H, sont illustrées dans les tableaux V.3 et V.4 [KAB17d]. Pour les deux échantillons, puisqu'elle s'agit de la même zone homogène, les valeurs de la diffusivité thermique estimées par différentes approches sont assez comparables ($1.268 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1} \leq \alpha_H \leq 1.283 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$). Pour l'échantillon avec des défauts d'étain (défauts

conducteurs), les valeurs estimées de la diffusivité locale sont supérieures à celle de la zone homogène. Plus l'épaisseur du défaut augmente, plus la diffusivité est importante ($1.392 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1} \leq \alpha_{D_i} \leq 2.651 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$). Dans le cas de l'échantillon avec des défauts 'LV' (défauts isolants), les valeurs estimées de la diffusivité locale sont inférieures à celle de la zone homogène. De plus, la diffusivité diminue avec l'épaisseur des défauts ($1.034 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1} \leq \alpha_{D_i} \leq 1.214 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$). Ces résultats montrent que la détermination du champ de la diffusivité thermique en face arrière permet de fournir des informations importantes sur la nature thermophysiques des défauts détectés.

V.2.3.4 Analyse du contraste thermique

Dans le cas d'un matériau présentant un défaut interne ou surfacique, une excitation flash externe peut provoquer un contraste thermique évoluant en fonction du temps et traduisant l'existence de ce défaut. Ce contraste thermique est défini comme étant la différence de température entre une zone de défaut $T_{D_i}(t)$ à la moyenne de la zone homogène $\bar{T}_H(t)$:

$$\Delta T_{D_i}(t) = T_{D_i}(t) - \bar{T}_H(t) \quad i = 1, \dots, 5 \quad (\text{V.9})$$

Les figures V.18 (a) et V.18 (b) illustrent l'évolution temporelle des contrastes thermiques $\Delta T_{D_i}(t)$ mesurés dans les zones D_1 à D_5 respectivement dans le cas de défaut 'ET' et 'LV'. Deux cas peuvent se présenter en fonction du signe de $\Delta T_{D_i}(t)$: le premier concerne les défauts conducteurs d'étain où les $\Delta T_{D_i}(t)$ sont positifs (figure V.18 (a)). Cela signifie que la transmission de la chaleur est plus rapide dans les défauts que dans le bois homogène. De plus, cette transmission est moins rapide dans les défauts peu profonds que dans les autres plus profonds. A cet effet, on peut dire que les défauts constituent les zones chaudes de la surface alors que la zone homogène du bois c'est la partie froide. Dans le second cas, les $\Delta T_{D_i}(t)$ sont négatifs en présence de défauts isolants de laine de verre (figure V.18 (b)). Cela montre que ce type de défaut ralentit la transmission de la chaleur à travers le matériau. De plus, plus la profondeur du défaut est grande, plus son contraste est important (figure V.19). Par ailleurs, nous constatons l'existence d'un temps $t_{Cmax}^{D_i}$, appelé temps de contraste maximum, correspond à l'écart maximal relevé sur la courbe du contraste. A cet instant $t_{Cmax}^{D_i}$, nous avons un maximum d'information transmise à la surface de l'échantillon. Notons aussi que ce temps t_{Cmax} , varie en fonction de la profondeur du défaut, de ses dimensions, de ses propriétés thermophysiques, ainsi que du temps t_0 d'excitation du flash.

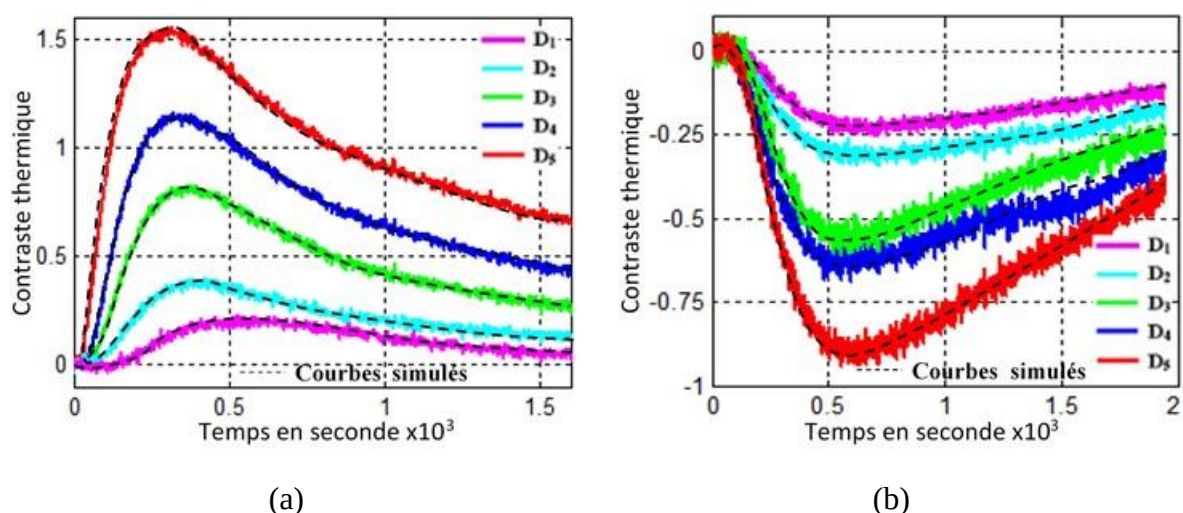


Figure V.18 : Contrastes thermiques mesurés et simulés dans les deux cas :

(a) défauts 'ET', (b) défauts 'LV'

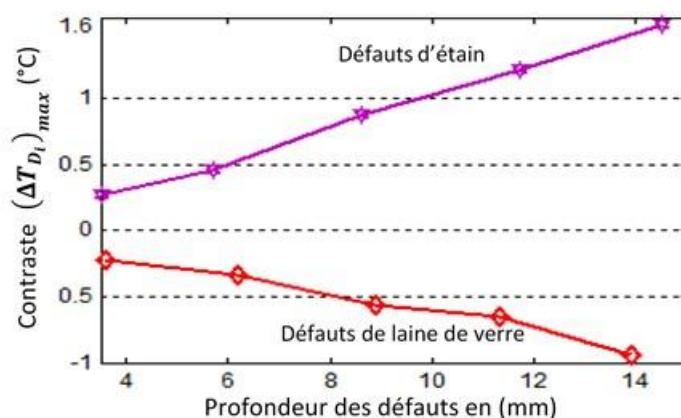


Figure V.19 : Evolution du Contraste thermique en fonction de la profondeur des défauts : 'ET', 'LV'

Les tableaux V.3 et V.4 présentent les estimations des valeurs maximales des contrastes $(\Delta T_{D_i})_{max}$ ainsi que les temps $t_{Cmax}^{D_i}$ correspondants. Dans les deux cas traités (défaut 'ET' et 'LV'), plus le défaut est profond, plus le contraste thermique est important. Pour l'échantillon avec défauts conducteurs 'ET', les temps $t_{Cmax}^{D_i}$ sont tous inférieurs au temps de la demi-montée $t_{1/2}$ (≈ 436 s) utilisé par le modèle de Parker pour calculer la diffusivité thermique du bois homogène utilisé. Par contre pour l'échantillon avec défauts isolants 'LV', les $t_{Cmax}^{D_i}$ sont tous supérieurs au temps $t_{1/2}$ (≈ 432 s) (figure V.20).

Défauts d'étain Sn 50 : $\rho = 7310 \text{ kg.m}^{-3}$, $\lambda = 66.6 \text{ W.m}^{-1}.\text{K}$, $\alpha = 4.10^{-5} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$

	Zone homogène	Zones des défauts				
	H	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅
Profondeur des défauts (mm)	0	3.5	5.7	8.6	11.7	14.5
Contraste maximal $(\Delta T_{D_i})_{max}$ (°C)	---	0.27	0.46	0.88	1.21	1.56
Temps $t_{Cmax}^{D_i}$ (s)	---	414	369	344	310	282
Diffusivité thermique (m ² .s ⁻¹) x 10 ⁻⁷						
Temps de la demi-montée $t_{1/2}$ (s)	436	399	350	334	293	247
Parker	1.274	1.392	1.587	1.660	1.892	2.246
Degiovanni	1.286	1.408	1.596	1.693	2.038	2.412
Modèle complet	1.283	1.417	1.602	1.715	2.106	2.651

Tableau V.3 : Récapitulatif des résultats expérimentaux obtenus avec l'échantillon 'ET'

Défauts de laine de verre : $\rho = 35 \text{ kg.m}^{-3}$, $\lambda = 0.039 \text{ W.m}^{-1}.\text{K}$, $\alpha = 1.08.10^{-7} \text{ m}^2.\text{s}^{-1}$						
	Zone homogène	Zones des défauts				
	H	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅
Profondeur des défauts (mm)	0	3.6	6.2	8.9	11.3	13.9
Contraste maximal $(\Delta T_{D_i})_{max}$ (°C)	---	-0.23	-0.34	-0.57	-0.65	-0.94
Temps $t_{Cmax}^{D_i}$ (s)	---	543	557	576	598	627
Diffusivité thermique (m ² .s ⁻¹) x 10 ⁻⁷						
Temps de la demi-montée $t_{1/2}$ (s)	432	457	469	491	512	537
Parker	1.268	1.214	1.185	1.131	1.085	1.034
Degiovanni	1.274	1.229	1.194	1.149	1.095	1.041
Modèle complet	1.279	1.237	1.192	1.154	1.109	1.067

Tableau V.4 : Récapitulatif des résultats expérimentaux obtenus avec l'échantillon 'LV'

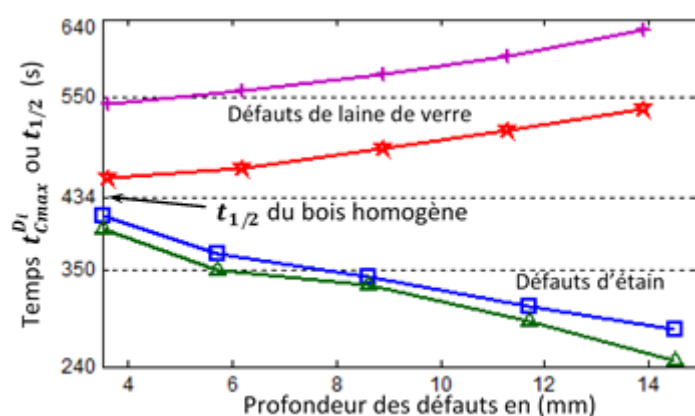


Figure V.20 : Influence de la profondeur des défauts sur : le temps de contraste maximum t_{Cmax} : '—■—' "ET", '—+—' "LV" ; et le temps de la demi-montée : '—△—' "ET", '—★—' "LV"

Le temps $t_{1/2}$ de la demi-montée utilisé par le modèle de Parker, joue un rôle important pour l'estimation de la diffusivité thermique. Pour mettre en évidence l'importance de ce temps

dans le cas de la détection des défauts, nous avons normalisé chaque thermogramme $T_{D_i}^N(t)$ mesuré dans les zones de défauts D_i et $\bar{T}_H^N(t)$ la moyenne des thermogrammes mesurés dans la zone homogène du bois. On a alors :

$$T_{D_i}^N(t) = \frac{T_{D_i}(t) - (T_{D_i})_{\min}}{(T_{D_i})_{\max} - (T_{D_i})_{\min}} \quad i = 1, \dots, 5 \quad (V.10)$$

$$\bar{T}_H^N(t) = \frac{\bar{T}_H(t) - (\bar{T}_H)_{\min}}{(\bar{T}_H)_{\max} - (\bar{T}_H)_{\min}} \quad (V.11)$$

avec $(T_{D_i})_{\min}$ et $(T_{D_i})_{\max}$ sont respectivement les températures minimale et maximale dans la zone D_i . De même $(\bar{T}_H)_{\min}$ et $(\bar{T}_H)_{\max}$ sont celles de la zone homogène. Par la suite, on déduit le contraste thermique $\Delta T_{D_i}^N(t)$ des thermogrammes normalisés à partir de :

$$\Delta T_{D_i}^N(t) = T_{D_i}^N(t) - \bar{T}_H^N(t) \quad i = 1, \dots, 5 \quad (V.12)$$

Les équations ci-dessus permettront d'étudier l'influence de la présence des défauts internes dans le matériau homogène en fonction de leurs profondeurs [KAB17e]. En effet, les figures V.21(a) et V.22 (a) illustrent les résultats de la normalisation (relations V.10 et V.11) des thermogrammes mesurés en tous points de la face arrière respectivement dans le cas des défauts 'ET' et 'LV'. Leurs contrastes correspondants (relation V.12) sont illustrés sur les figures V.21(b) et V.22(b).

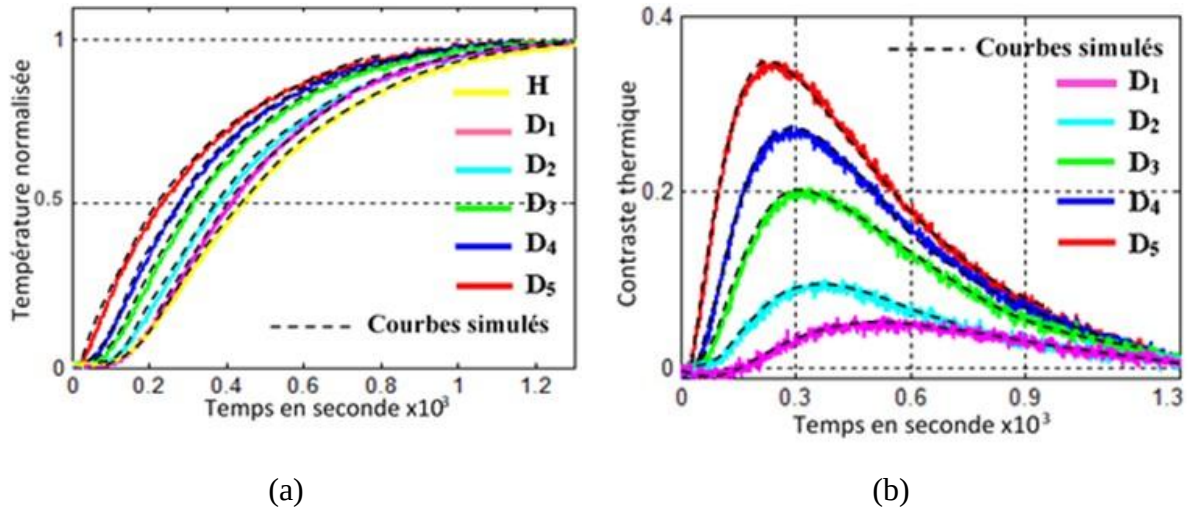


Figure V.21 : Normalisation des thermogrammes dans le cas des défauts 'ET' :

(a) thermogrammes ; (b) contrastes thermiques correspondants

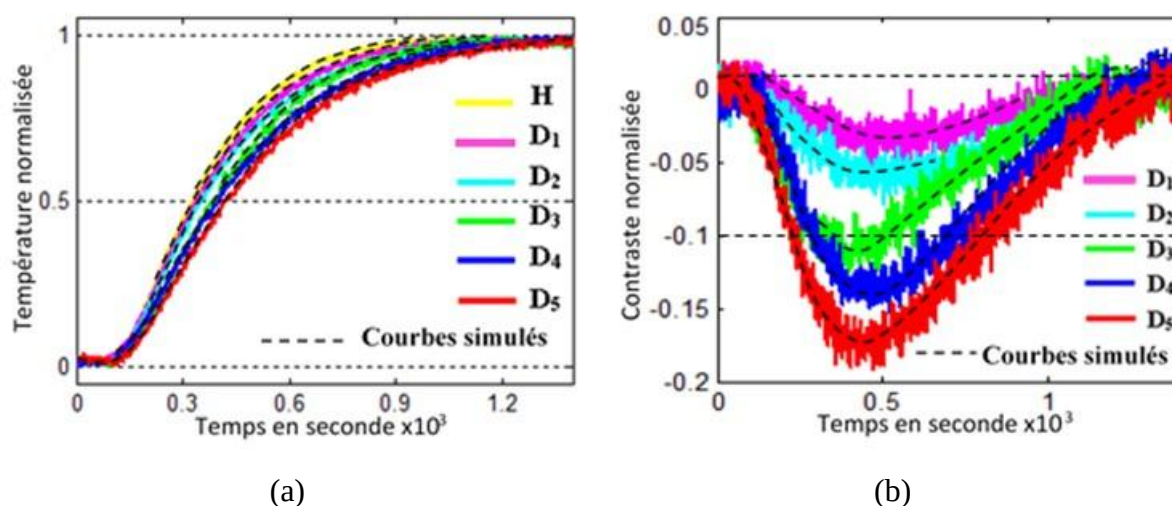


Figure V.22 : Normalisation des thermogrammes dans le cas des défauts 'LV' :
(a) thermogrammes ; (b) contrastes thermiques correspondants

Les thermogrammes (D_1 à D_5), forment avec celui de la zone homogène H du bois, des tracés qui ressemblent à des courbes d'hystérésis. Tous les thermogrammes s'attirent vers le même point aux extrémités normalisées (0 et 1), par contre, ils se repoussent au voisinage de la demi-montée normalisée (0.5). Ceci montre bien que les contrastes thermiques augmentent en fonction de la profondeur des défauts et passent par leur maximum au voisinage d'un temps proche du celle de la demi-montée.

V.3 CND par thermographie infrarouge en mode sans contact

V.3.1 Chaîne de mesures et acquisition des données

V.3.1.1 Description du dispositif expérimental

Le schéma de principe du dispositif expérimental en mode sans contact, conçu pour la détection de défauts dans des matériaux homogènes, est représenté sur la figure V.23. Leur illustration en une vue tridimensionnelle est donnée par la figure V.24. Ce système basé sur la thermographie infrarouge, consiste en un dispositif de méthode flash thermique en mode de transmission conçu pour mesurer les thermogrammes sur la surface arrière de l'échantillon. Il est composé de deux chambres isolées thermiquement pour limiter la perte de chaleur et les perturbations avec l'environnement. En effet, la première chambre est destinée pour l'excitation thermique de courte durée t_0 . Ce temps t_0 du flash est commandé par un temporisateur électronique afin de le régler avec plus de précision. La source de chauffage utilise deux lampes flash à halogène de 1000 W. La deuxième chambre est conçue pour suivre l'évolution de la température de la face arrière en utilisant une caméra infrarouge haute résolution de type C.A

1888 de Chauvin Arnoux. Le système est connecté à un ordinateur pour l'acquisition et le traitement avancé d'images thermiques capturées [KAB17a, KAB17b].

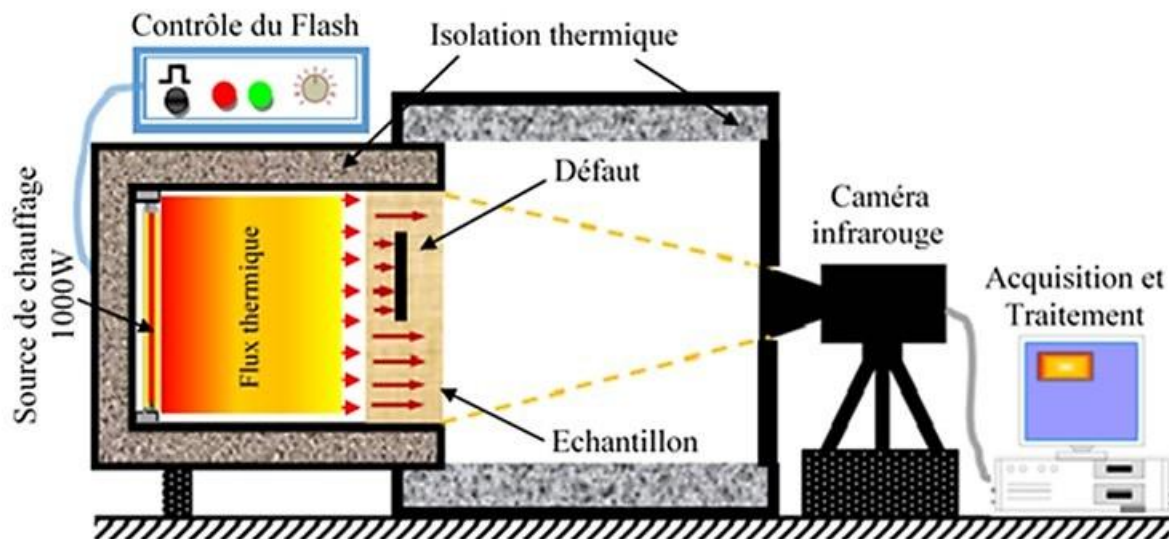


Figure V.23 : Illustration schématique du système de thermographie infrarouge pour la détection de défauts

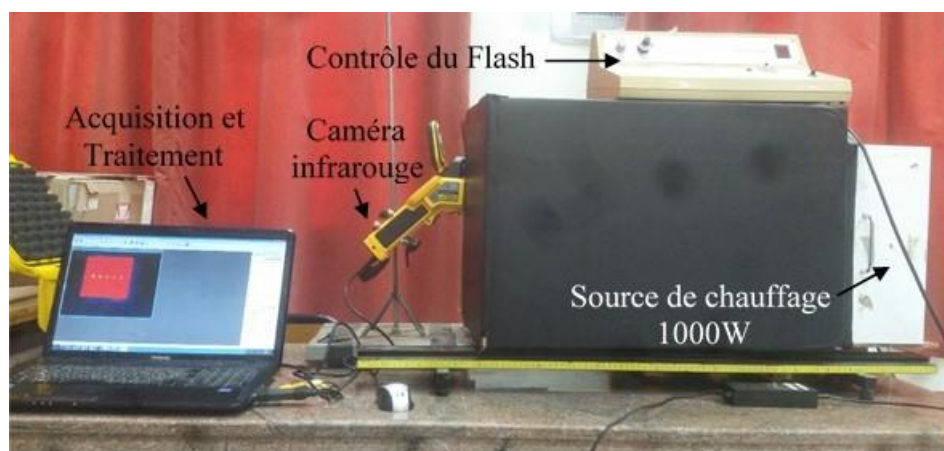


Figure V.24 : Vue en trois dimensions du système thermographique infrarouge pour la détection de défauts

V.3.1.2 Acquisition des données et résolution spatiale

La conception du dispositif expérimental a été mise en œuvre pour qu'il soit adapté à différentes formes géométriques d'échantillons. Dans la suite de cette étude, nous avons utilisé les mêmes échantillons de bois massif de dimensions $10 \times 10 \times 2 \text{ cm}^3$ (figures : V.5, V.7, V12 et V13). Nous avons fixé la caméra à une distance de manière que le champ de vision soit normal à la face arrière de l'échantillon à inspecter. De plus, son emplacement est défini à une distance

qui permet de capturer des images thermiques avec une résolution spatiale élevée. Cette résolution [m^2/pixel] reflète la taille réelle d'un pixel dans l'image capturée. Il est défini par :

$$r = S/N_{\text{pixel}} \quad (\text{V.13})$$

où S la surface de la face arrière de l'échantillon (m^2) et N_{pixel} le nombre de pixels dans l'image capturée.

Rappelons que nous sommes intéressés à la capture des images thermiques au voisinage d'un temps situé entre les instants $t_{1/2}$ et t_{max} après l'excitation du flash (figure V.25). Entre ces deux instants, nous avons un maximum de contraste thermique et de chaleur transmise à travers le volume du matériau et donc un maximum d'informations utiles.

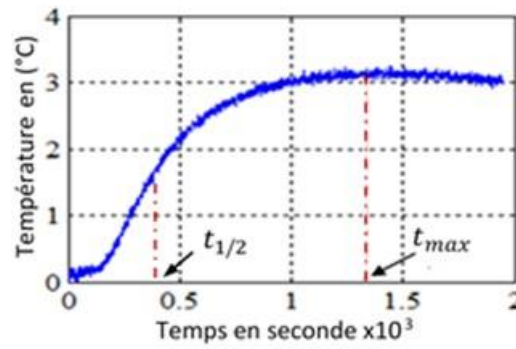


Figure V.25 : Thermogramme expérimental mesuré au centre de la face arrière d'un échantillon de bois massif homogène

Afin de vérifier et valider expérimentalement le système de thermographie infrarouge décrit ci-dessus, nous avons réalisé une expérience avec l'échantillon homogène de bois massif de la figure V.5. Nous avons travaillé avec les mêmes conditions expérimentales que le mode avec contact utilisant le capteur surfacique à base de thermocouples. A cet effet, le temps du flash est fixé à $t_0 = 8$ s et la capture d'une image thermique peut être fait à un instant proche de $t_{\text{max}} \approx 1330$ s après l'application du flash. Les résultats représentés sur la figure V.26 (a) et (b) illustrent respectivement l'image thermique capturée et son profile 3D de la température avec le tracé des contours. Puisqu'il s'agit d'un matériau homogène, le champs de la température obtenu est uniforme avec absence de contraste thermique qui nous informe sur l'homogénéité du matériau et par suite l'existence ou non des défauts. La moyenne de la température qui règne à la surface est d'environ 23.35 °C avec un écart-type égal à 0.151 °C.

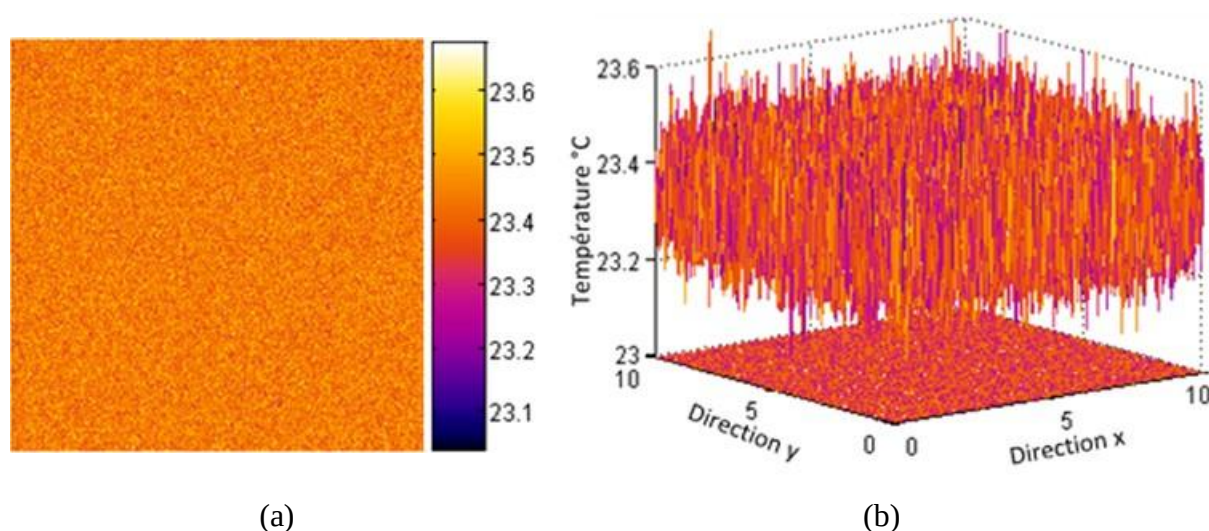


Figure V.26 : Distribution de la température surfacique d'un échantillon homogène de bois à t_{max} : (a) image thermique ; (b) représentation en 3D avec un tracé de contours

V.3.1.3 Détection des défauts de différentes natures

Dans la suite de cette étude, nous avons effectué plusieurs expériences sur les échantillons de bois présentés sur les figures V.7 et V.13. Afin de diversifier les études des cas et d'aboutir à une analyse pertinente des performances de détection, nous avons implanté des défauts avec des propriétés thermophysiques différentes et à des profondeurs variables. Avant l'application de l'excitation flash, nous avons mesuré à l'équilibre thermique, la moyenne de la température de la surface arrière pour chaque type d'échantillon. En effet, pour l'échantillon de la figure V.7 avec deux types de défauts (polystyrène et plâtre), la moyenne de la température mesurée est d'environ 20.32 °C. Pour les deux autres (figure V.13), les valeurs moyennes mesurées sont 18.73 °C et 22.35 °C respectivement pour les échantillons avec les défauts 'ET' et 'LV'.

Les figures V.27(a), V.28(a) et V.29(a) illustrent les images thermiques capturées à un instant au voisinage de t_{max} après l'application du flash respectivement pour les échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. À cet instant, nous avons un maximum de contraste thermique et de chaleur transmise à travers le volume du bois à inspecter. Dans tous les cas, tous les défauts implantés sont bien détectés en formant des tâches de couleurs différentes de celle de la zone homogène. Les contrastes de couleur changent avec la profondeur et la nature conductrice ou isolante des défauts par rapport au bois. Pour les échantillons 'PP' et 'LV', puisque les défauts sont des implantations isolantes, la transmission de la chaleur est moins rapide dans ces défauts que dans le bois. De même, cette transmission est plus rapide dans les défauts peu profonds que dans d'autres plus profonds.

Par ailleurs, dans une image thermique, chaque pixel représente une température à la scène acquise. Les figures V.27(b), V.28(b) et V.29(b) représentent les profils 3D de la température mesurée avec leurs tracés des contours respectivement pour les échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. Les contours indiquent l'emplacement des zones de défauts détectées dans le plan x-y de la face arrière. On peut observer clairement pour tous les échantillons, la présence de gradients thermiques importants révélant l'existence et l'influence des défauts cachés sur la distribution de la température de surface. Pour l'échantillon 'ET', les zones de défauts (D_1 à D_5) sont plus chaudes (température élevée) que la large zone homogène (température basse). Par contre, pour les échantillons 'PP' et 'LV' c'est tout à fait l'inverse.

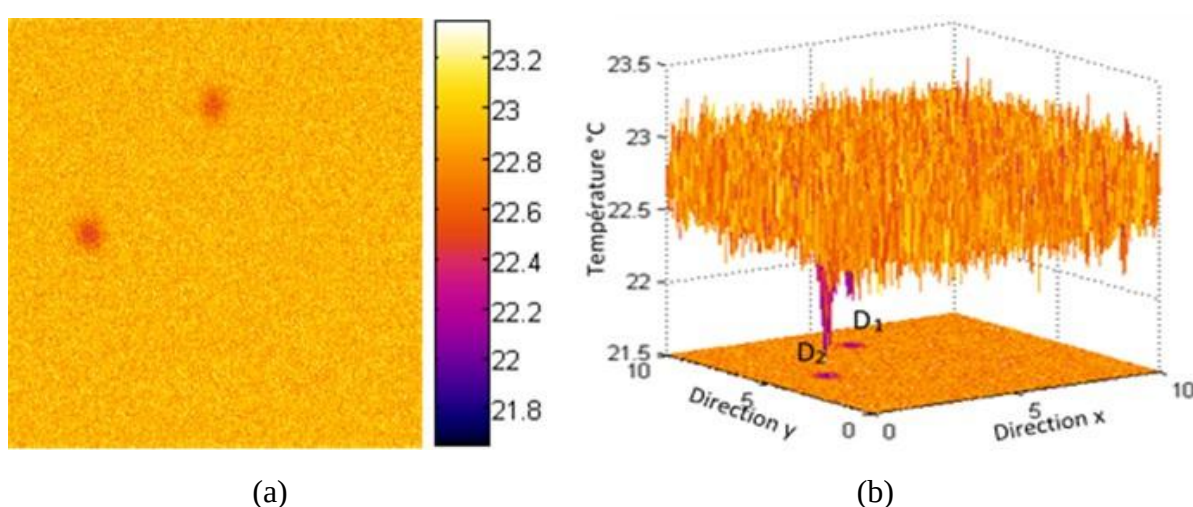


Figure V.27 : Distribution de la température de surface arrière à $t_{\max}$ pour l'échantillon 'PP' : (a) image thermique capturée ; (b) représentation en 3D avec un tracé de contours

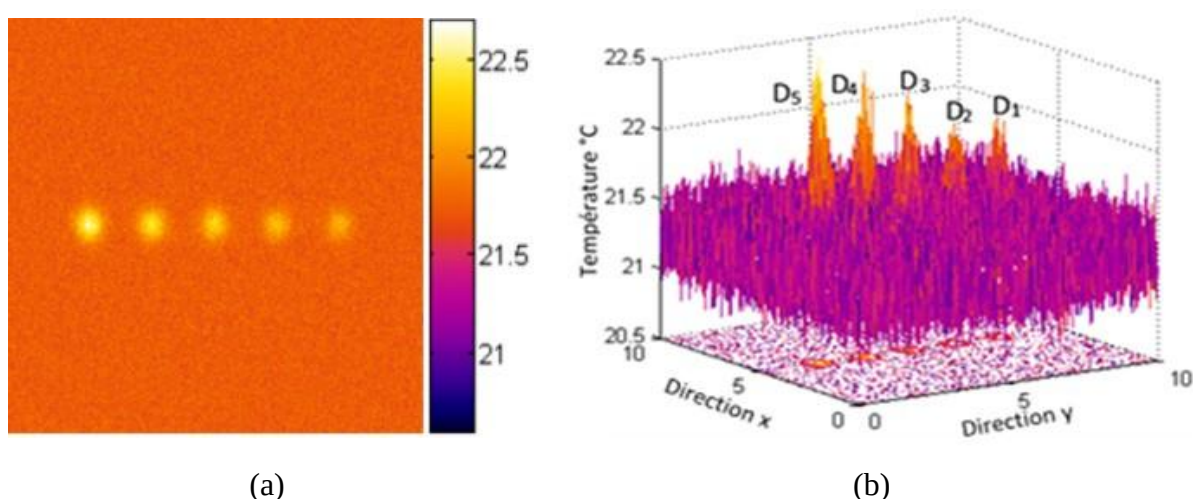


Figure V.28 : Distribution de la température de surface arrière à $t_{\max}$ pour l'échantillon 'ET' : (a) image thermique capturée ; (b) représentation en 3D avec un tracé de contours

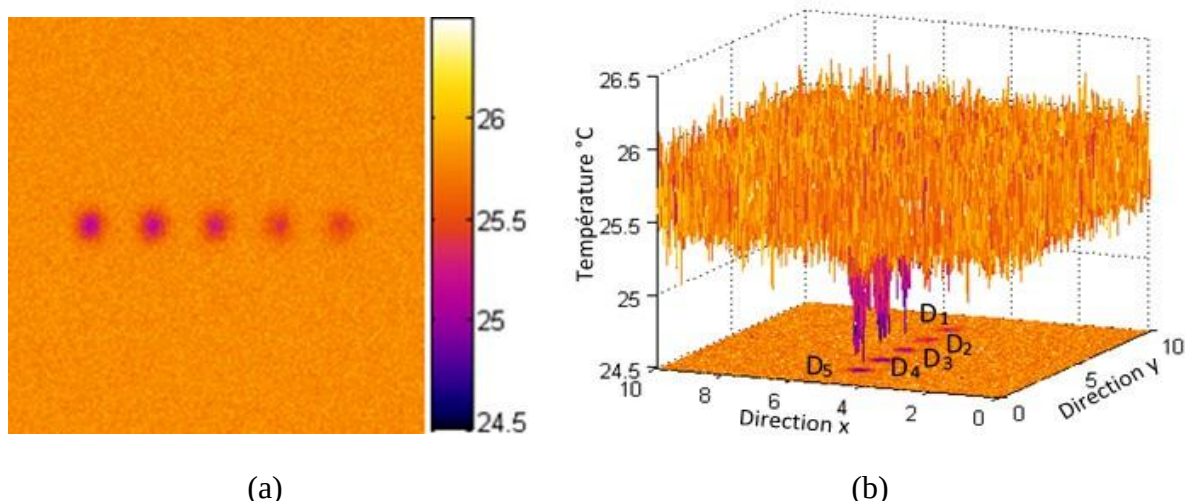


Figure V.29 : Distribution de la température de surface arrière $t_{\max}$ pour l'échantillon 'LV' :

(a) image thermique capturée ; (b) représentation en 3D avec un tracé de contours.

Dans les sections suivantes, nous allons appliquer des techniques avancées pour le débruitage et la segmentation des images thermiques capturées dans le but de caractériser chaque zone de défaut détectée en estimant ses contours, la taille de sa surface, son contraste thermique maximum et sa température moyenne, etc.

V.3.2 Débruitage d'images infrarouges par transformée en ondelettes

Avant d'aller plus loin dans cette étude, il est important de noter que le rôle d'un traitement d'image (débruitage, segmentation, etc.) n'est pas d'inventer les détails qui se sont évanouis à l'acquisition, mais il est de transformer l'image pour qu'on puisse mieux distinguer les détails.

Pour améliorer la qualité des images thermiques capturées en réduisant ces dégradations au maximum, nous avons mis en œuvre des méthodes avancées de débruitage basées sur une analyse multi-résolution. A cet effet, deux approches utilisant un seuillage doux ou dur des coefficients de la transformée en ondelettes (chapitre IV, § IV.6), ont été testées et comparées.

La comparaison des résultats de débruitage nécessite des mesures quantitatives de l'amélioration du rapport signal à bruit, SNR (Signal-to-Noise Ratio), de l'erreur quadratique moyenne, MSE (Mean Squared Error) et le pic du rapport signal à bruit, PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). Ces trois grandeurs mesurent la qualité et la puissance de l'image débruitée comparée à celle du bruit de fond. Pour les images thermiques, les perturbations avec l'environnement externe sont généralement à l'origine du bruit de fond additif. Considérant une

image thermique capturée $f(i, j)$ de taille $M \times N$ et son amélioration $\tilde{f}(i, j)$ après débruitage, l'erreur quadratique moyenne est définie comme:

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i, j) - \tilde{f}(i, j))^2 \quad (V.14)$$

Il est vraisemblable que l'œil tienne plus en compte des erreurs à grandes amplitudes, ce qui favorise la mesure quadratique. De plus, un problème souvent rencontré avec MSE est qu'elle dépend fortement de l'échelle d'intensité de l'image. Le pic du rapport signal à bruit évite ce problème, il est défini par :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{f_{max}^2}{MSE} \right) \quad (V.15)$$

où f_{max} l'intensité maximale des pixels de $f(i, j)$. Une image non dégradée correspond à un PSNR qui tend vers l'infini. Par contre, il diminue en fonction du taux de la dégradation. Le PSNR est un bon critère pour comparer les performances d'une méthode de débruitage.

On utilise parfois un autre critère du rapport signal sur bruit, qui relie le MSE à l'énergie moyenne de l'image par :

$$\begin{aligned} SNR &= 10 \log_{10} \left(\frac{P_f}{P_{f-\tilde{f}}} \right) \\ &= 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i, j))^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i, j) - \tilde{f}(i, j))^2} \right) \end{aligned} \quad (V.16)$$

Les figures V.30, V.31 et V.32 illustrent les résultats obtenus par la règle universelle avec un seuillage VisuShrink dur et doux des coefficients de la transformée d'ondelettes respectivement pour les échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. L'ondelette mère utilisée est celle de Haar à l'échelle 3. Les résultats sont mesurés et comparés en termes du critère du PSNR (dB). Après débruitage, les dégradations contenues dans l'image thermique sont fortement diminuées lorsque le PSNR mesuré est plus élevé. En effet, les valeurs du PSNR calculées dans le cas du seuillage doux sont de 27,38 dB, 26,70 dB et 26,99 dB respectivement pour les échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. Par contre dans le cas du seuillage dur, ces valeurs ont légèrement diminuées. On a trouvé des valeurs de 25,36 dB, 25,23 dB et 25,54 dB respectivement pour les mêmes échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. Visuellement, le débruitage améliore le contraste des couleurs dans les zones de défauts, ce qui améliorera également la qualité de la segmentation en remédiant au problème de la sur-segmentation causé par le bruit de fond. Dans la suite, on va appliquer les techniques de la segmentation aux images thermiques dans les deux cas : sans débruitage et avec débruitage utilisant un seuillage doux et dur.

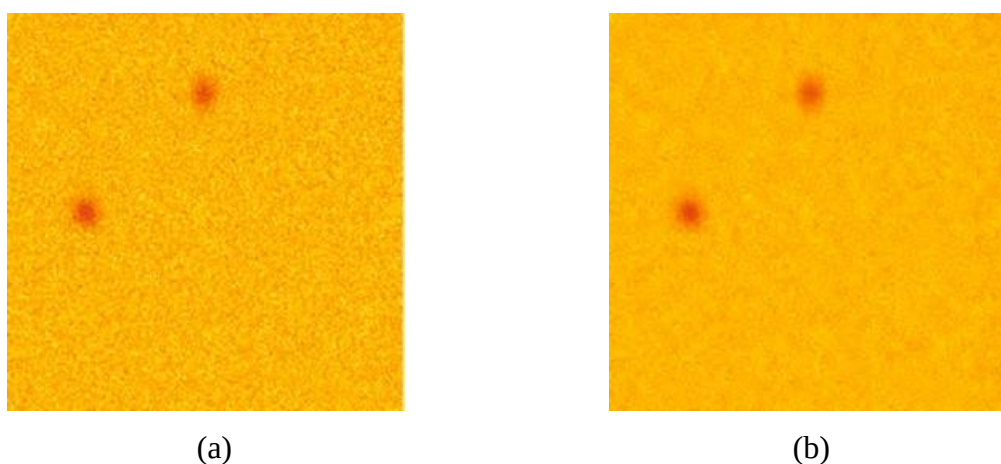


Figure V.30 : Débruitage de l'image thermique capturée pour l'échantillon 'PP' :
(a) seuillage VisuShrink dur ; (b) seuillage VisuShrink doux

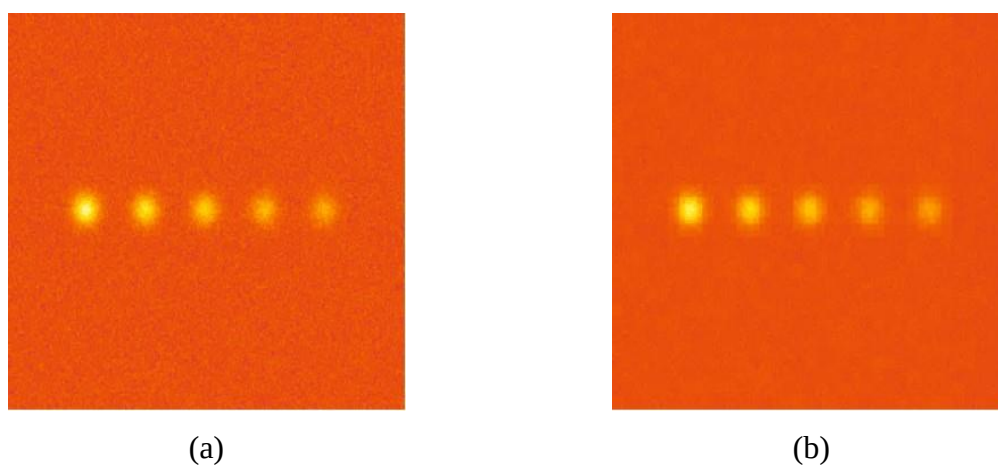


Figure V.31 : Débruitage de l'image thermique capturée pour l'échantillon 'ET' :
(a) seuillage VisuShrink dur ; (b) seuillage VisuShrink doux

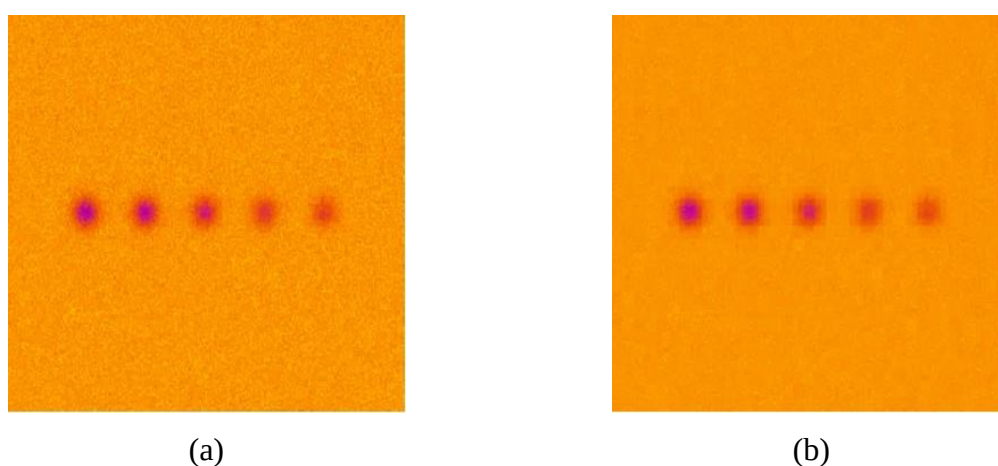


Figure V.32 : Débruitage de l'image thermique capturée pour l'échantillon 'LV' :
(a) seuillage VisuShrink dur ; (b) seuillage VisuShrink doux

V.3.3 Extraction des zones de défaut par segmentation d'images thermiques

Dans cette section, on s'intéresse aux techniques avancées de segmentation appliquées à l'extraction des zones de défauts à partir des images thermiques infrarouges. En effet, l'objectif visé est d'une part séparer les zones de défauts du fond de l'image qui constitue la zone homogène, et d'autre part, identifier certaines caractéristiques physiques de chaque zone de défaut en estimant la taille de sa surface, sa température moyenne avec son écart-type et son contraste thermique maximal par rapport à la zone homogène.

Après la capture et le débruitage par seuillage dur et doux des images thermiques correspondantes aux échantillons 'PP', 'ET' et 'LV', nous avons appliqué les différentes approches de segmentation sélectionnées dans les chapitres III et IV au CND.

V.3.3.1 Segmentation d'images thermiques par détection de contours

Les figures (V.33), (V.34) et (V.35) illustrent les résultats de l'application de la segmentation par détection des contours des images thermiques respectivement pour les échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. Deux approches sont appliquées pour l'extraction des défauts : les MMTO à trois niveaux de décomposition et le détecteur de contours de Canny. Les contours détectés sont projetés sur les images thermiques correspondantes [KAB17a, KAB17c].

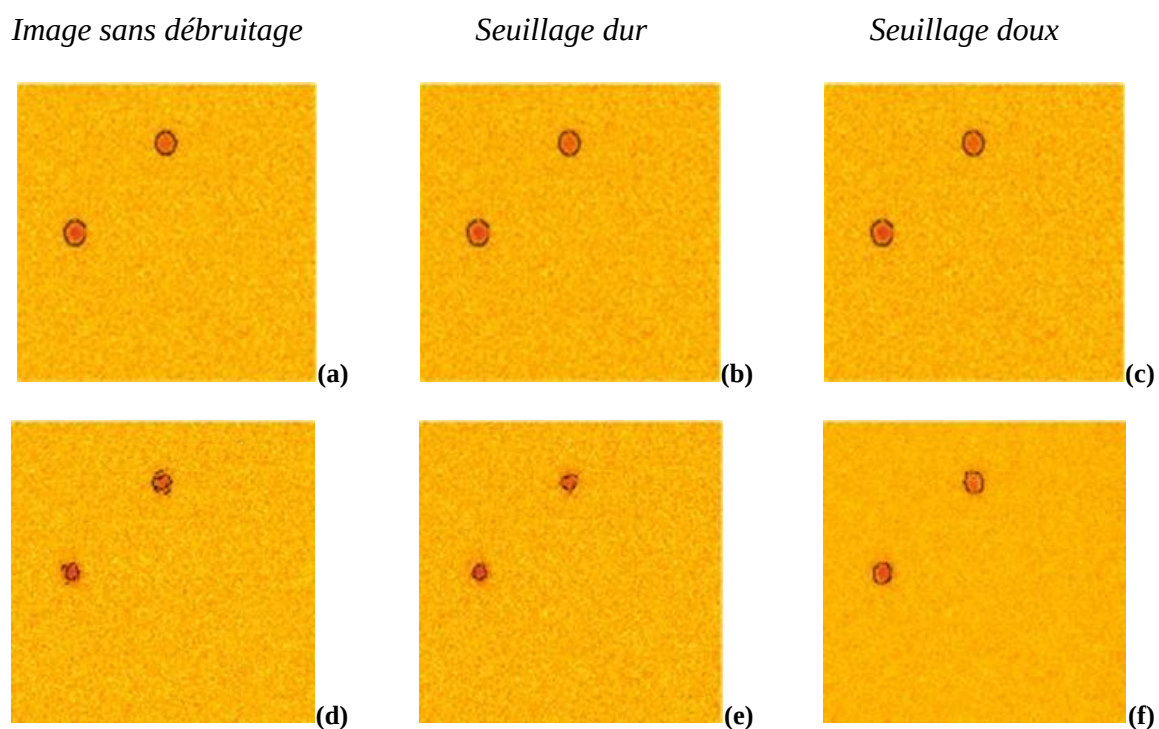


Figure V.33 : Segmentation par approche de détection de contours dans le cas de l'échantillon 'PP': MMTO : (a), (b) et (c) ; détecteur de Canny : (d), (e) et (f)

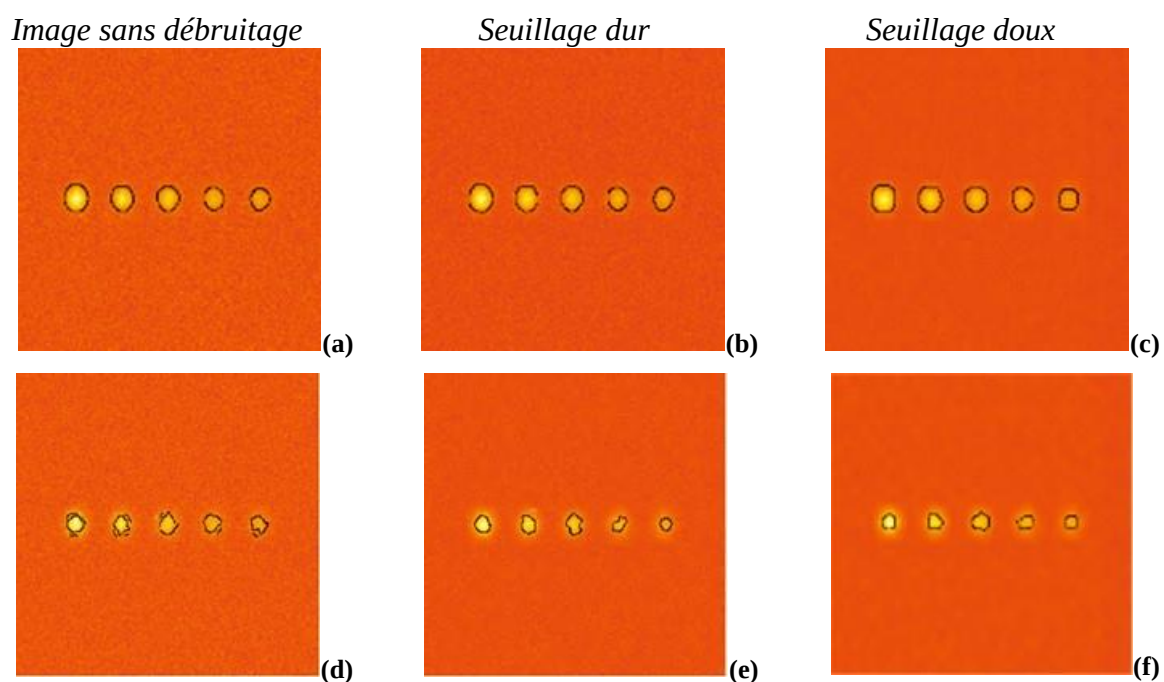


Figure V.34 : Segmentation par approche de détection de contours dans le cas de l'échantillon 'ET' : MMT0 : (a), (b) et (c) ; détecteur de Canny : (d), (e) et (f)

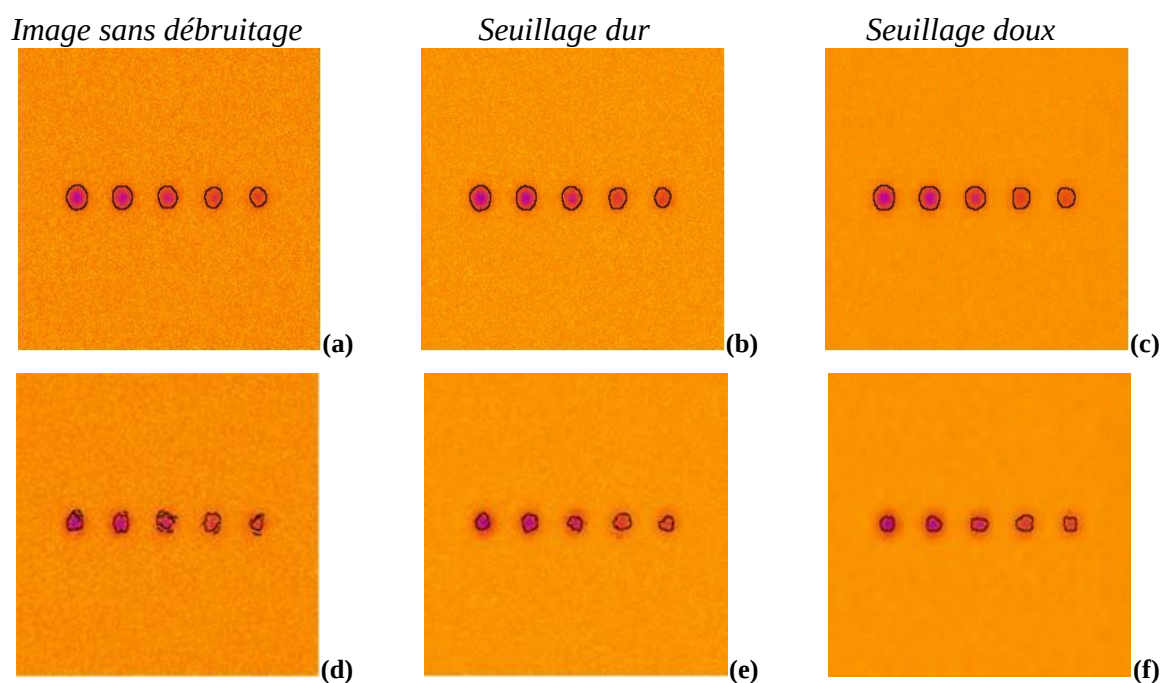


Figure V.35 : Segmentation par approche de détection de contours dans le cas de l'échantillon 'LV' : MMT0 : (a), (b) et (c) ; détecteur de Canny : (d), (e) et (f)

Dans le cas des MMT0 et quel que soit le type de l'échantillon inspecté, les zones de défauts ont été séparées correctement du fond de la zone homogène. La forme géométrique des zones détectées est presque circulaire mais les tailles de ses surfaces apparaissent légèrement différentes à cause de l'effet de la profondeur des implantations. Plus l'implantation est

profonde, plus la taille de sa surface détectée est large. Une légère amélioration est obtenue après débruitage de l'image capturée soit avec un seuillage doux ou dur. Pour le détecteur de Canny, La géométrie des zones de défaut n'est pas circulaire avec l'apparition des quelques contours parasites dus à l'effet du bruit de fond. Une très faible amélioration est obtenue après la phase de débruitage.

V.3.3.2 Transformation en binaires des images segmentées par détection de contours

Dans le cas des matériaux homogènes, un CND par thermographie infrarouge génère des images thermiques probablement d'une seule couleur (surface isotherme). En conséquence, la topographie de la surface de ces images est généralement plane. De plus, dans chaque pixel, la température varie autour d'une valeur moyenne avec un écart type qui dépend de la chaîne de mesure installée. Par ailleurs, l'existence de zones de défaut interne ou de surface dans le matériau homogène, influencera sur le phénomène de conduction de la chaleur dans ces zones et modifiera la topographie de la surface dans l'image thermique capturée. La topographie de la surface dans chaque zone de défaut est limitée par un contour détecté par segmentation en utilisant l'approche des MMTO ou le détecteur de Canny. Par la suite, Pour réaliser une binarisation avec haute précision, un seuillage est effectué sur l'histogramme des pixels appartenant uniquement aux contours détectés dans les images segmentées des figures V.33, V.34 et V.35.

Deux cas doivent être pris en compte pour la sélection du seuil à partir de l'histogramme. En effet, le premier correspond à la valeur minimale de l'histogramme justifiant que les défauts sont plus conducteurs que dans la zone homogène (échantillon 'ET') et que leurs contours représentent la partie la plus froide. Le Deuxième cas correspond à la valeur maximale de l'histogramme, c'est à dire que les défauts sont thermiquement plus isolants et que leurs contours représentent la partie la plus chaude (échantillons 'PP' et 'ET').

- **Cas de défauts conducteurs** (figures V.36 et V.37) : C'est l'échantillon 'ET' qui est examiné. Les seuils choisis correspondent aux valeurs minimales des lobes centraux sur les histogrammes. Dans le cas sans débruitage, les seuils trouvés sont 144 et 150 respectivement pour la méthode des MMTO et pour le détecteur de Canny. Une légère augmentation de ces valeurs est obtenue après la phase de débruitage doux ou dur. Indépendamment de la méthode utilisée pour la détection des contours, la température dans une zone de défaut est minimale dans le pixel qui correspond au seuil, par contre elle est probablement maximale au voisinage de son centre.

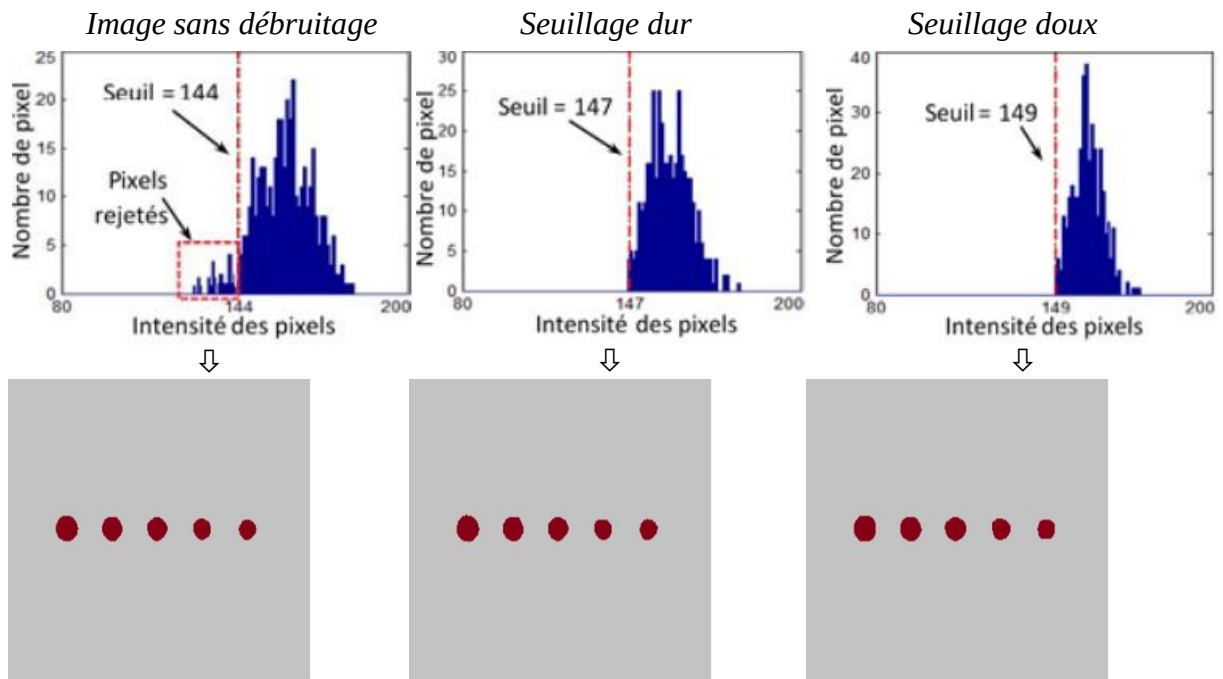


Figure V.36 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par la méthode des MMT0.
Cas des images thermiques de l'échantillon 'ET'

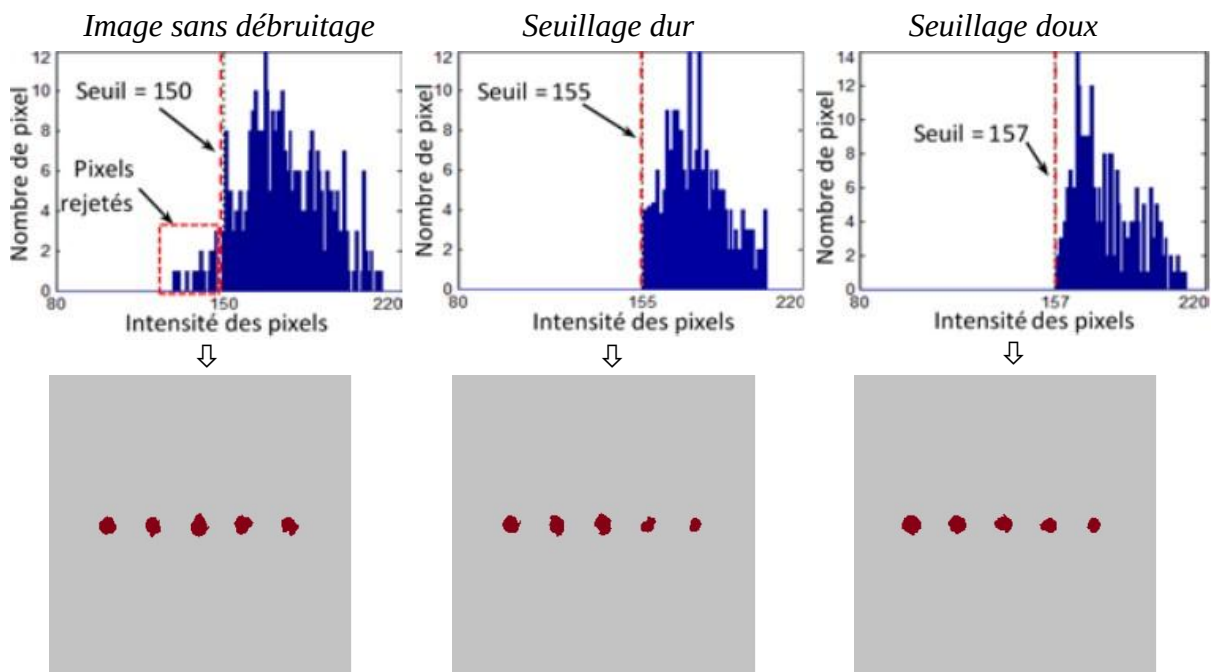


Figure V.37 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par le détecteur de Canny.
Cas des images thermiques de l'échantillon 'ET'

Dans tous les cas étudiés des figures V.36 et V.37, la binarisation de toutes les images thermiques est réalisée en se basant sur le principe suivant : les intensités des pixels supérieures aux seuils choisis appartiennent aux zones de défauts et celles inférieures représentent la partie homogène. Afin d'éviter le problème de chevauchement entre les différentes zones binarisées dans le cas sans débruitage, les pixels éloignés des lobes centraux des histogrammes ne sont pas pris en compte. La forme géométrique de chaque zone de défauts est la même que celle du contour correspondant. Elle est plus régulière pour la méthode des MMTO que celle de Canny.

- **Cas de défauts isolants** : Les deux échantillons inspectés sont 'LV' et 'PP' et leurs résultats de traitement sont illustrés respectivement sur les figures V.38-39 et V.40-41. Les valeurs obtenues pour les seuils dépendent de la nature de l'échantillon 'LV' ou 'PP'. Puisque les défauts sont isolants, la sélection des seuils de la binarisation correspond aux pixels d'intensité maximale dans les lobes centraux des histogrammes. Dans le cas de la méthode des MMTO, les seuils trouvés, sont 159 et 187 pour des images thermiques sans débruitage et respectivement pour les échantillons 'LV' et 'PP'. De même, les seuils 156 et 184 obtenus avec le détecteur de Canny sont proches de ceux de MMTO. Après la phase de débruitage doux ou dur, nous observons une légère augmentation de tous les seuils trouvés avec le cas sans débruitage pour les deux types d'échantillon 'LV' et 'PP'.

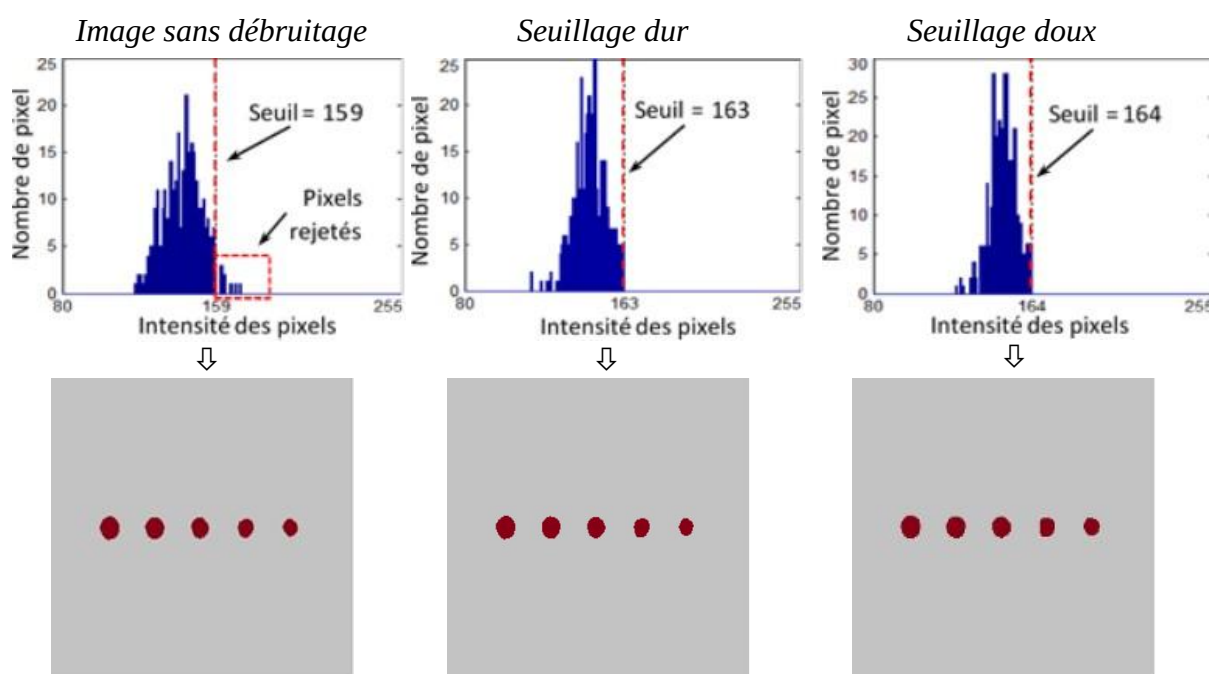


Figure V.38 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par la méthode des MMTO.
Cas des images thermiques de l'échantillon 'LV'

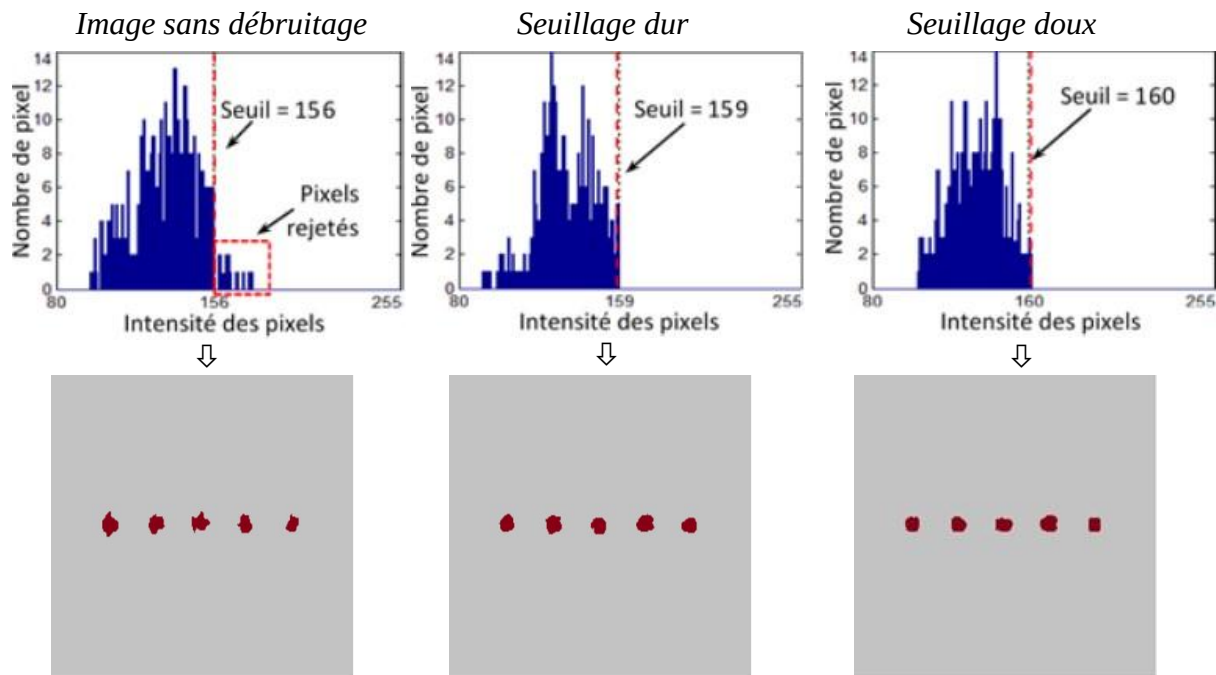


Figure V.39 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par le détecteur de Canny.
Cas des images thermiques de l'échantillon 'LV'

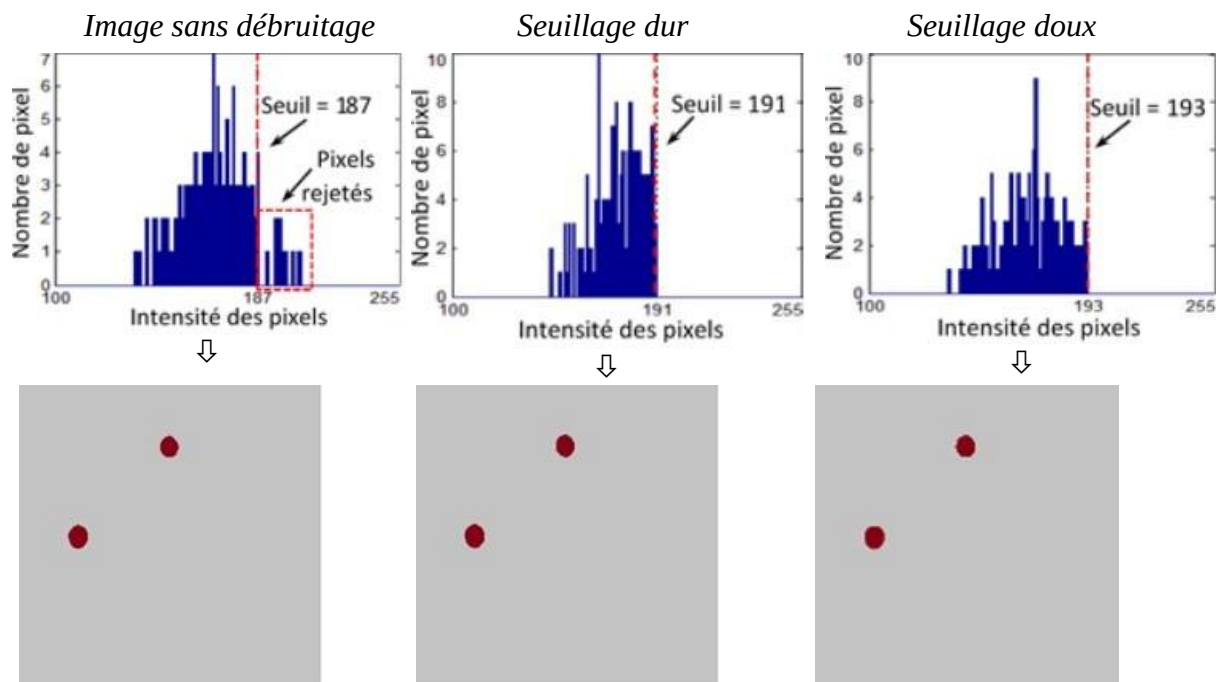


Figure V.40 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par la méthode des MMT0.
Cas des images thermiques de l'échantillon 'PP'

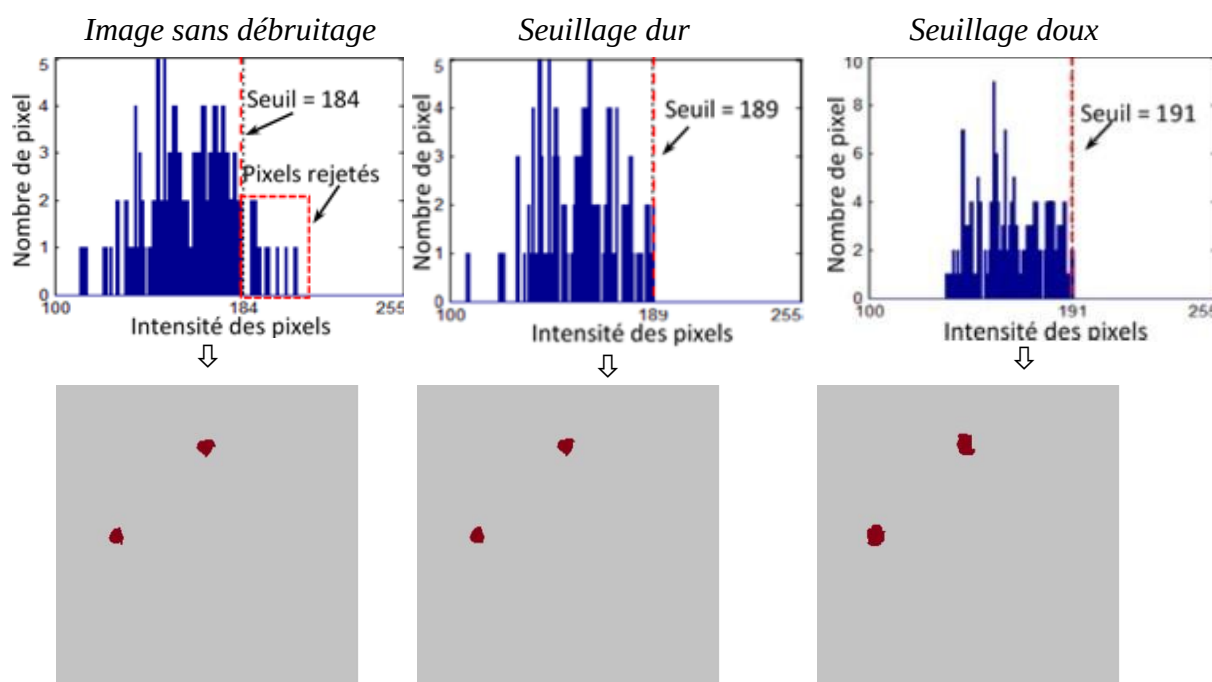


Figure V.41 : Binarisation par seuillage d'histogramme des contours détectés par le détecteur de Canny.
Cas des images thermiques de l'échantillon 'PP'

Suite aux résultats du seuillage ci-dessus, la transformation des images thermiques en binaires pour les échantillons 'LV' et 'PP', peut être exécutée en appliquant un principe inverse à celui utilisé dans le cas de l'échantillon 'ET' c.à.d. que les intensités des pixels inférieures aux seuils sélectionnés appartiennent aux zones de défauts et celles supérieures représentent la partie homogène (figures V.38-39 et V.40-41). Enfin, une élimination des pixels éloignés des lobes centraux des histogrammes dans le cas sans débruitage, est apparue nécessaire afin d'éviter le problème de chevauchement entre les différentes zones binarisées. La forme géométrique est toujours plus régulière pour la méthode des MMTO que celle de Canny.

Il apparaît clairement que les résultats de segmentation par la méthode des MMTO sont hautement précis par rapport au détecteur de contours de Canny. Dans la suite, les deux approches basées sur un seuillage global binaire et la croissance des régions seront appliquées sur les mêmes images thermiques capturées.

V.3.3.3 Segmentation d'images thermiques par classification des pixels

V.3.3.3.1 Segmentation par seuillage global binaire

Les figures V.42, V.43 et V.44 illustrent les résultats de la segmentation par seuillage local binaire des images thermiques respectivement pour les échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. Le

lobe principal constitue le fond de l'image (partie homogène et froide) et les zones de défauts (partie chaude) ne peuvent pas être aperçues dans l'histogramme sans l'application d'un zoom local. Les seuils obtenus varient suivant la nature de l'échantillon, du défaut et du traitement de débruitage utilisé. En effet, les seuils pour l'échantillon 'ET' avec des défauts conducteurs, sont situés après le fond de l'image (lobe principal). En ce qui concerne le cas des défauts isolants ('LV' et 'PP'), on a obtenu des résultats inverses par rapport au cas 'ET'. Dans le cas sans débruitage, les seuils trouvés sont 151, 158 et 187 respectivement pour les échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. Une légère augmentation est marquée pour tous les seuils après un débruitage dur ou doux. Par ailleurs, les images binaires issues de ce traitement comportent des frontières qui ne sont pas lisses et présentant des rides dans le cas sans débruitage. Après débruitage, un adoucissement des fluctuations des frontières est obtenu ayant une forme plus ou moins régulière.

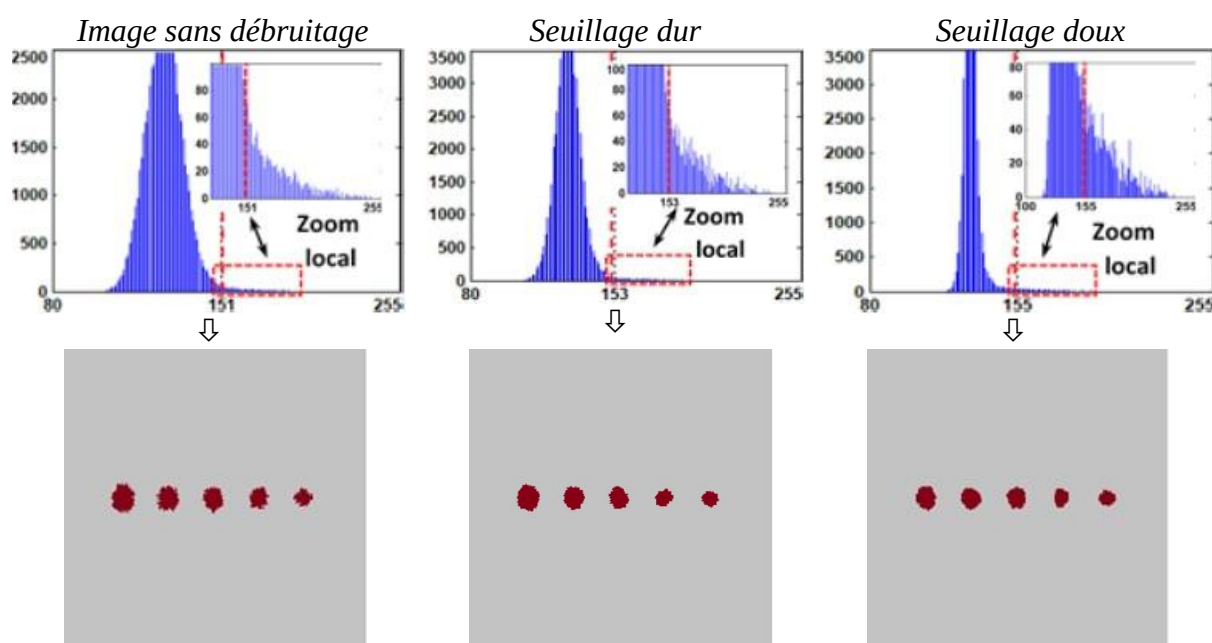


Figure V.42 : Segmentation par seuillage global de l'histogramme en deux classes dans le cas de l'échantillon 'ET'

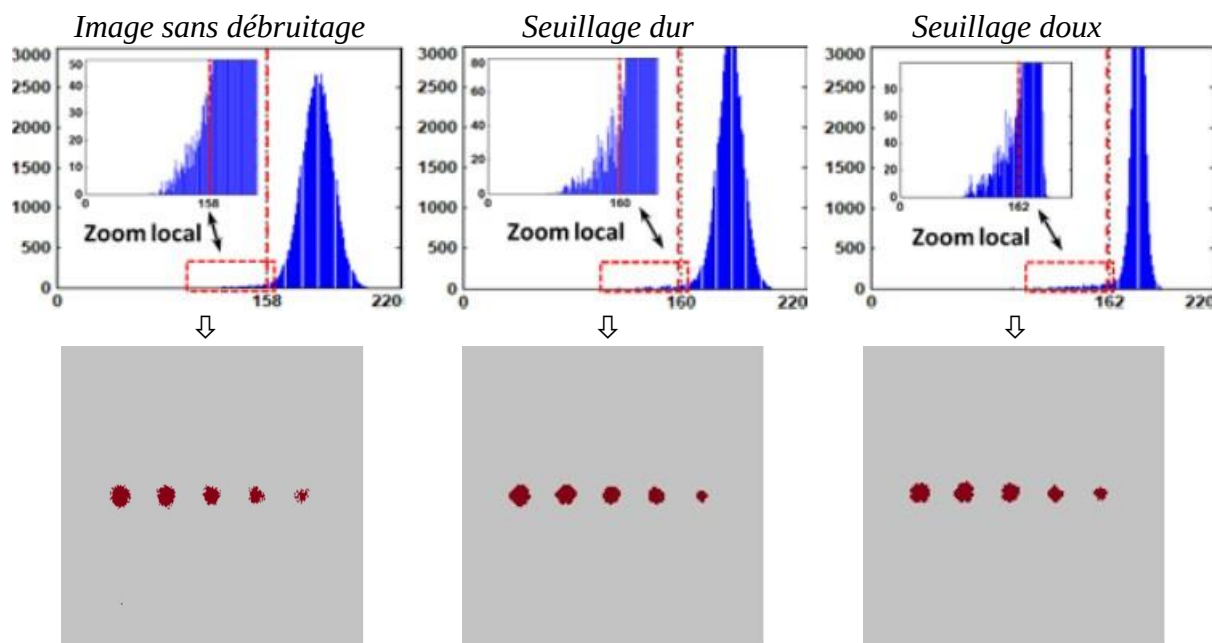


Figure V.43 : Segmentation par seuillage global de l'histogramme en deux classes dans le cas de l'échantillon 'LV'

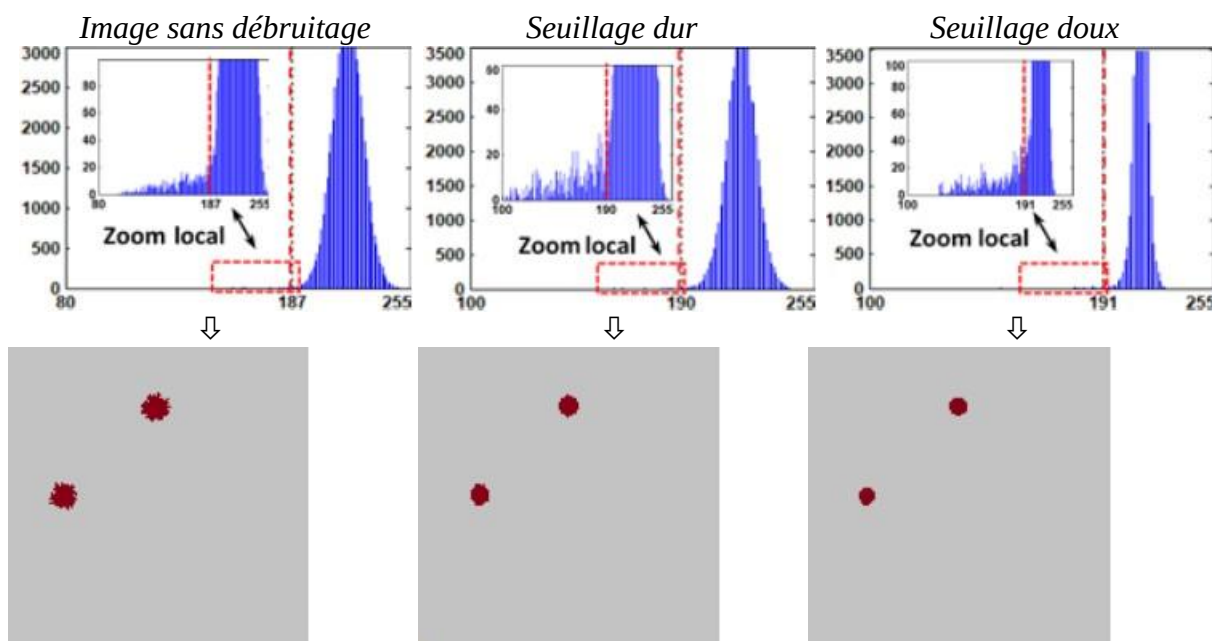


Figure V.44 : Segmentation par seuillage global de l'histogramme en deux classes dans le cas de l'échantillon 'PP'

V.3.3.3.2 Segmentation d'images thermiques par la méthode des K-moyennes

Les figures V.45, V.46 et V.47 illustrent les résultats de la segmentation par la méthode des K-moyennes respectivement pour les échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. En effet, le choix du nombre de classe est fixé à $K = 2$. Ce choix est justifié par la nature des images thermiques

capturées qui sont constituées de deux régions : les défauts et la partie homogène. Les images issues de cette segmentation sont en binaires. Les bords des zones détectées présentent des rides et leur la taille augmente en fonction de la profondeur.

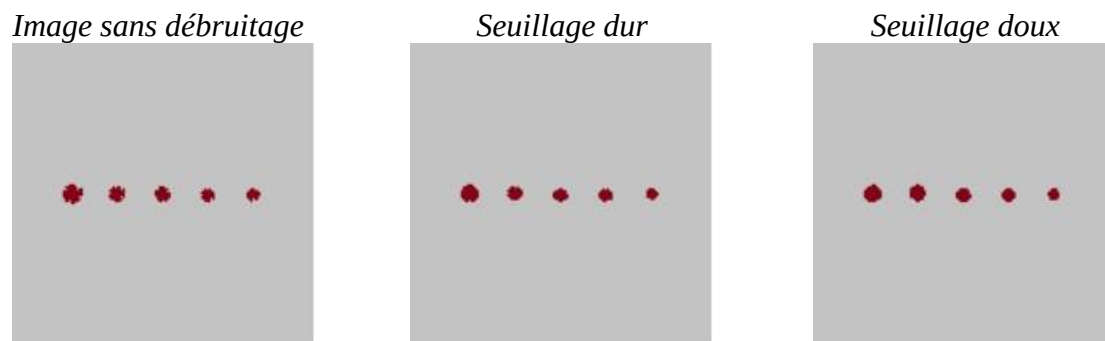


Figure V.45 : Segmentation par la méthode des K-moyennes($k=2$) dans le cas de l'échantillon 'ET'

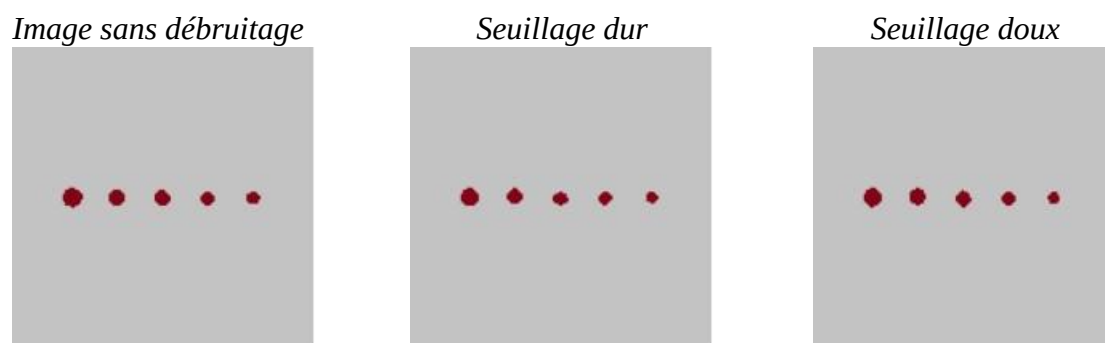


Figure V.46 : Segmentation par la méthode des K-moyennes($k=2$) dans le cas de l'échantillon 'LV'

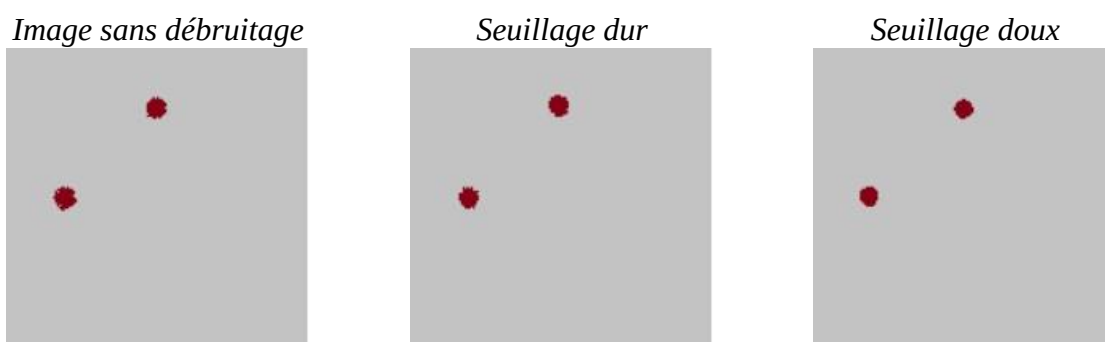


Figure V.47 : Segmentation par la méthode des K-moyennes ($k=2$) dans le cas de l'échantillon 'PP'

V.3.3.4 Segmentation d'images thermiques par croissance de régions

Les figures V.48, V.49 et V.50 représentent les résultats de la segmentation par croissance de régions respectivement pour les échantillons 'PP', 'ET' et 'LV'. Les images obtenues sont en

binaires et illustrent les zones de défauts et celle homogène. On constate l'influence de l'effet des bords entre les régions fusionnées par l'algorithme de croissance des régions sur l'état des surfaces des défauts. En effet, dans le cas sans débruitage, les frontières ne sont pas lisses et présentent des rides. Après débruitage, l'adoucissement des fluctuations reste faible.

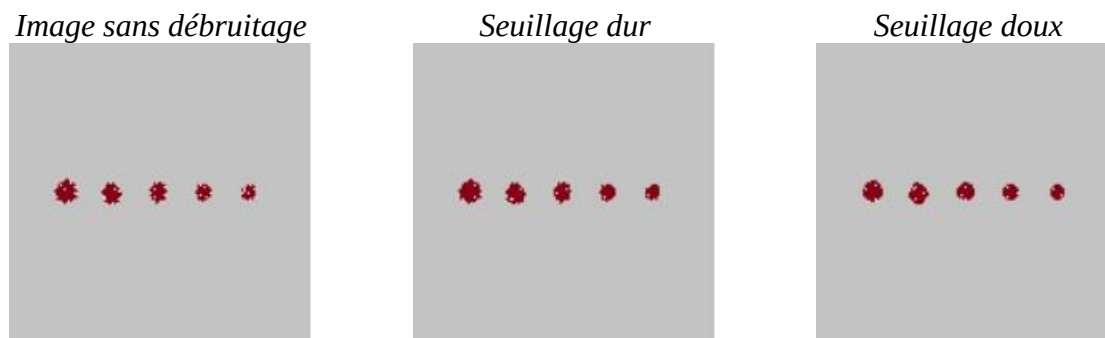


Figure V.48 : Segmentation par la méthode de croissance des régions dans le cas de l'échantillon 'ET'

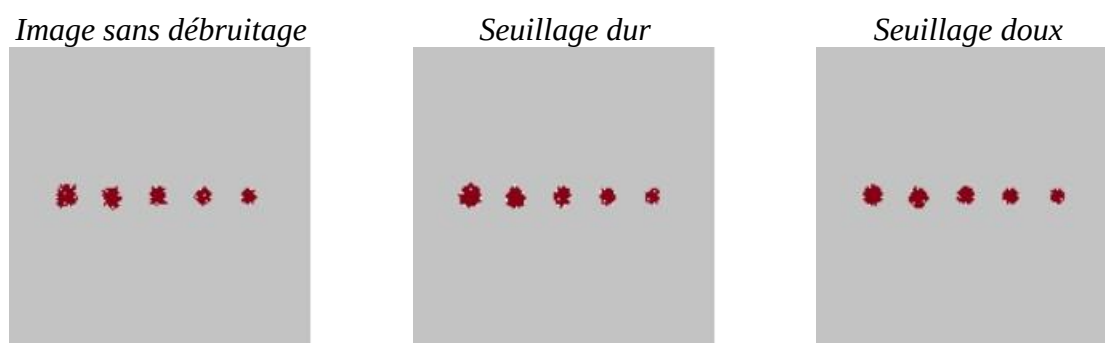


Figure V.49 : Segmentation par la méthode de croissance des régions dans le cas de l'échantillon 'LV'

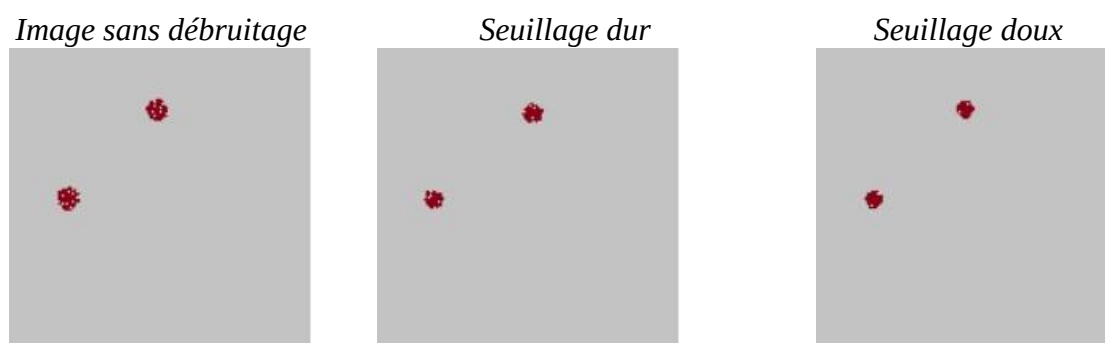


Figure V.50 : Segmentation par la méthode de croissance des régions dans le cas de l'échantillon 'PP'

V.4 Caractérisation et analyse des défauts détectés

V.4.1 Séparation des défauts détectés

Dans cette section, on s'intéresse à l'extraction de certaines caractéristiques des zones de défauts détectés en utilisant les images thermiques binaires issues de différentes approches de segmentation. Pour ce faire, nous avons réalisé un zoning au niveau des images binaires en un nombre de sous-images égal au nombre de défauts détectés. De ce fait, nous avons effectué une

projection horizontale et verticale en additionnant respectivement les intensités des pixels selon les lignes et les colonnes (figure V.51). Ainsi, la conséquence de ces projections est qu'on peut avoir un nombre P_H ou P_V de pic respectivement suivant la direction horizontale ou verticale. Comme une vallée est bornée par deux pics, on a toujours un nombre de vallées égal au nombre de pics moins 1 dans les deux directions.

Par ailleurs, pour atteindre un zonage optimal de l'image binaire en zones de défauts isolés, nous avons sélectionné des frontières constituées par des lignes et des colonnes situées aux voisinages des fonds des vallées. Le résultat de cette application est d'avoir un nombre ($P_H \times P_V$) de sous-images binaires contenant chacune une seule zone de défaut.

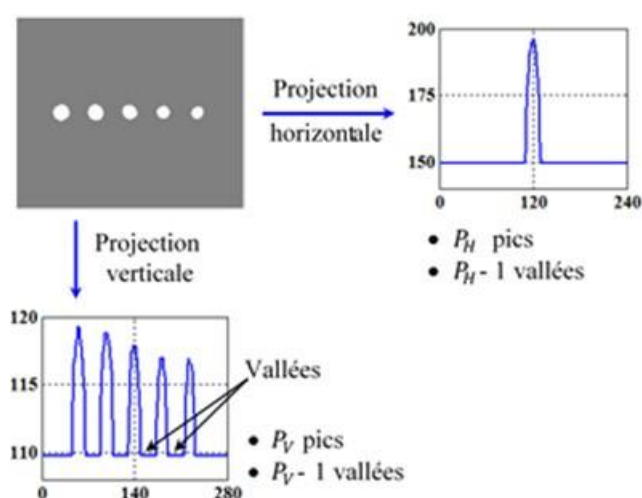


Figure V.51: Projection horizontale et verticale d'une image binaire

L'organigramme de la figure V.52 résume les principales étapes décrites ci-dessus allant de la capture de l'image thermique avec une caméra infrarouge jusqu'à l'obtention des sous-images binaires d'un seul défaut détecté. L'objectif souhaité est d'estimer certaines caractéristiques des défauts détectés telles que la taille de ses surfaces, leurs contrastes maximaux, leurs températures moyennes avec les écarts types correspondants, etc.

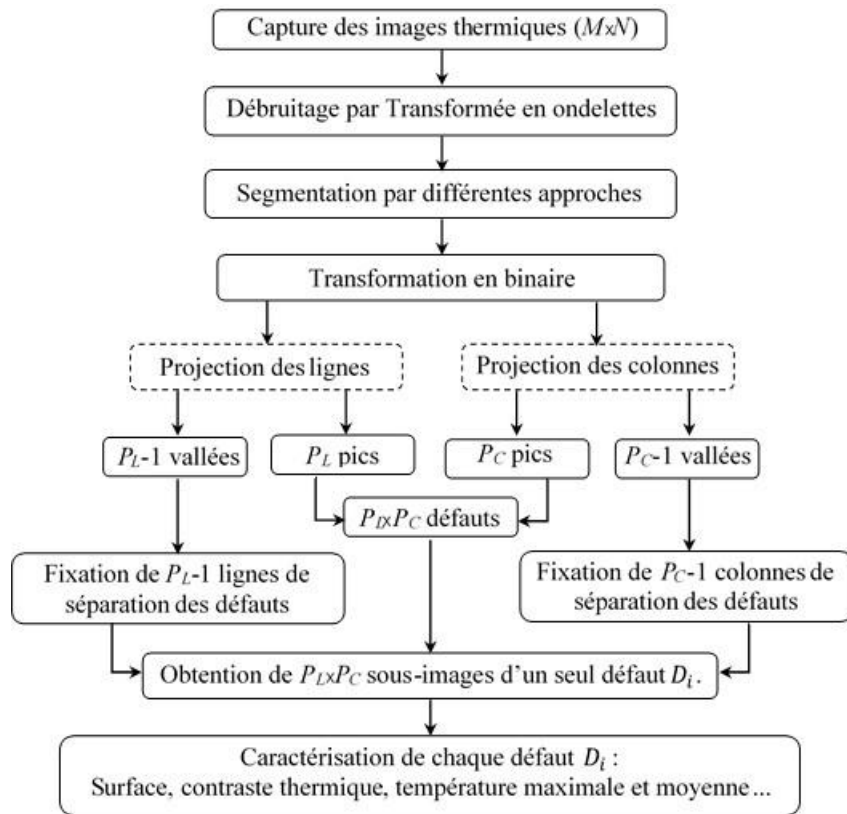


Figure V.52 : Organigramme de séparation des défauts par segmentation et binarisation des images thermiques[KAB17a]

V.4.2 Analyse et caractérisation thermique des défauts détectés

Les expériences décrites précédemment sont réalisées en plaçant la caméra infrarouge dans une position permettant de couvrir toute la surface arrière avec une meilleure résolution spatiale. Pour une caractérisation plus objective, on s'intéresse pour chaque défaut aux effets de la profondeur sur le paramètre de son contraste thermique, de sa distribution de température (valeur moyenne et maximale, écart-type) et de la taille de sa surface, etc. A cet effet, seuls les échantillons 'ET' et 'LV' qui présentent des défauts avec des profondeurs variables, seront considérés.

Dans ce qui suit, les résultats obtenus sont déduits en se basant uniquement sur les images binaires issues de l'application des différentes approches de segmentation. En effet, après séparation des zones de défauts, les sous-images binaires sont représentées par deux couleurs : la grise désigne la partie homogène et une autre différente (brun-rouge) pour le défaut D_i . Par la suite, après avoir compté le nombre N_{D_i} de pixels brun-rouges contenus dans la zone D_i , la valeur moyenne de la température dans chaque zone de défaut D_i est donnée par :

$$\bar{T}_{D_i} = \frac{1}{N_{D_i}} \sum_{(k,l) \in D_i} T(k, l) \quad (V.17)$$

L'écart-type correspondant σ_{D_i} est :

$$\sigma_{D_i} = \sqrt{\frac{1}{N_{D_i}} \sum_{(k,l) \in D_i} (T(k, l) - \bar{T}_{D_i})^2} \quad (V.18)$$

Pour la zone homogène H, la température moyenne $\bar{T}_H$ est donnée par :

$$\bar{T}_H = \frac{1}{(M.N - \sum_{i=1}^5 N_{D_i})} \sum_{(k,l) \notin \cup D_i} T(k, l) \quad (V.19)$$

où $M.N$ représente la taille de l'image thermique. L'écart-type correspondant σ_H est :

$$\sigma_H = \sqrt{\frac{1}{(M.N - \sum_{i=1}^5 N_{D_i})} \sum_{(k,l) \notin \cup D_i} (T(k, l) - \bar{T}_H)^2} \quad (V.20)$$

Le contraste thermique maximal (l'écart maximal de température) $\Delta T_{D_{imax}}$ entre une zone de défaut D_i et celle de la zone homogène H est défini comme l'écart maximal entre la température T_{D_i} du défaut D_i et la température moyenne $\bar{T}_H$:

$$\Delta T_{D_{imax}} = (T_{D_i} - \bar{T}_H)_{max} \quad (V.21)$$

Deux cas se présentent. Le contraste $\Delta T_{D_{imax}}$ est positif (respectivement négatif) implique que la zone de défaut D_i est plus chaude et plus conductrice de la chaleur (respectivement plus froide et plus isolante) que la zone homogène.

La figure V.53 montre l'évolution des contrastes thermiques maximaux $\Delta T_{D_{imax}}$ en fonction des profondeurs des défauts et pour différentes méthodes de segmentation étudiées précédemment (voir tableaux V.5 et V.6). Indépendamment de l'approche de segmentation utilisée et pour le même échantillon ('ET' ou 'LV'), les résultats du contraste sont très proches avec une variation d'environ 1% dans les deux cas avec ou sans débruitage. De plus, les variations des contrastes augmentent en fonction de la profondeur des défauts avec une légère différence observée sous effet du débruitage doux entre les différentes courbes de même échantillon. Par ailleurs, pour l'échantillon 'ET', puisque les zones de défauts sont plus conductrices et plus chaudes que la zone homogène froide, alors l'écart $\Delta T_{D_{imax}}$ est toujours positif. Contrairement, pour l'échantillon 'LV', puisque les zones de défauts sont plus isolantes et froides que la zone homogène chaude, l'écart maximal $\Delta T_{D_{imax}}$ est toujours négatif.

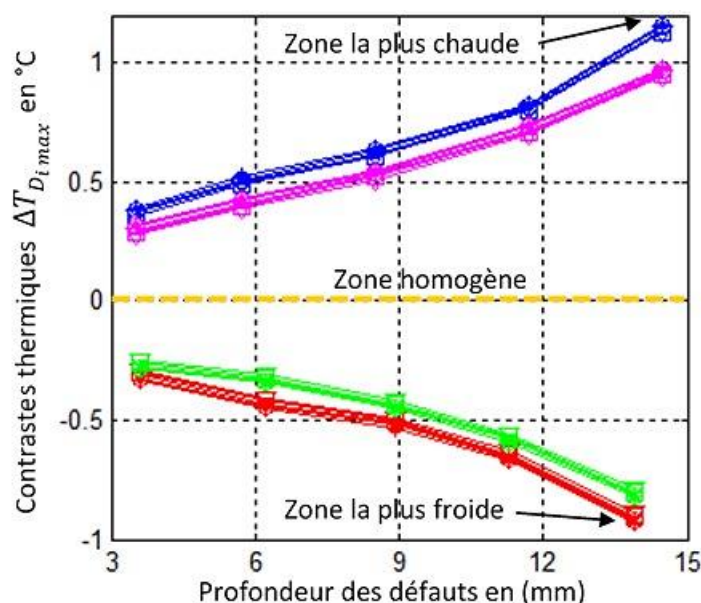


Figure V.53 : Contrastes thermiques maximaux mesurés avec différentes méthodes de segmentation en fonction de la profondeur des défauts : échantillon 'ET' : sans débruitage' —■—, débruitage doux' —■— ; échantillon 'LV' : sans débruitage' —■—, débruitage doux' —■—

Les tableaux V.5, V.6, résument les résultats obtenus de la caractérisation des défauts dans les matériaux en appliquant différentes méthodes de segmentation aux images thermiques capturées à l'aide d'un dispositif expérimental de la méthode flash [KAB17a, KAB17c]. Les deux types de défauts artificiels créés en profondeur du bois homogène, ont des propriétés thermophysiques différentes et connues (étain 'ET' et laine de verre 'LV'). Tous les défauts $\{D_i, i = 1, \dots, 5\}$ ont des formes géométriques cylindriques de même diamètre égal 6 mm et de surface de base $S_{D_i} \approx 28.27 \text{ mm}^2$ mais leurs profondeurs sont variables.

Quelle que soit l'approche de segmentation appliquée et indépendamment de l'échantillon inspecté, l'estimation des paramètres de la distribution de la température (valeurs moyennes, maximales, écart-types) dans les zones de défauts donne des résultats assez comparables. En effet, les températures moyennes dans les défauts varient légèrement en fonction de la profondeur avec un écart-type inférieur dans tous les cas à $0.13 \text{ }^\circ\text{C}$. De plus, toutes les méthodes de la segmentation donnent des résultats assez similaires pour un même défaut avec une différence inférieure à $0.1 \text{ }^\circ\text{C}$. En revanche, dans les deux cas avec et sans débruitage, nous constatons que dans le cas de l'échantillon 'ET', tous les défauts détectés sont des zones chaudes et ses températures augmentent en fonction de la profondeur. Tandis que pour l'échantillon 'LV', tous les défauts sont des zones froides et ses températures diminuent en fonction de la profondeur.

Défauts d'étain : densité $\rho_{\text{tin}} = 7310 \text{ kg.m}^{-3}$, conductivité thermique : $\lambda_{\text{tin}} = 66.6 \text{ W.m}^{-1}.\text{K}$													
Profondeurs des zones de défauts (en mm)			Température moyenne dans les zones de défauts D_i (°C) $\bar{T}_{D_i} \pm \sigma_{D_i}$					$T_{D_{i \max}}$ (°C)	Contraste maximale de la température (°C) $\Delta T_{D_{i \max}}$				
			MMTO	Canny	SLB	KM	CR		MMTO	Canny	SLB	KM	CR
Sans débruitage	D₁	3.5	21.51±0.108	21.49±0.103	21.47±0.102	21.48±0.111	21.46±0.116	21.68	0.39	0,38	0,37	0,36	0,36
	D₂	5.7	21.57±0.115	21.53±0.117	21.54±0.112	21.51±0.119	21.52±0.108	21.81	0.52	0,51	0,5	0,49	0,49
	D₃	8.5	21.63±0.119	21.64±0.114	21.59±0.117	21.61±0.122	21.58±0.119	21.93	0.64	0,63	0,62	0,61	0,61
	D₄	11.7	21.68±0.121	21.66±0.118	21.65±0.122	21.64±0.119	21.63±0.120	22.12	0.83	0,82	0,81	0,8	0,8
	D₅	14.5	21.73±0.128	21.74±0.123	21.72±0.125	21.70±0.121	21.71±0.126	22.45	1.16	1,15	1,14	1,13	1,13
Débruitage doux	D₁	3.5	21.43±0.073	21.41±0.075	21.39±0.078	21.40±0.077	21.39±0.081	21.59	0.32	0,31	0,3	0,29	0,28
	D₂	5.7	21.51±0.082	21.49±0.084	21.50±0.087	21.47±0.081	21.49±0.085	21.70	0.43	0,42	0,41	0,4	0,39
	D₃	8.5	21.59±0.089	21.60±0.090	21.58±0.088	21.60±0.091	21.57±0.089	21.82	0.55	0,54	0,53	0,52	0,51
	D₄	11.7	21.63±0.087	21.64±0.089	21.63±0.086	21.62±0.089	21.61±0.088	22.01	0.74	0,73	0,72	0,71	0,7
	D₅	14.5	21.67±0.091	21.69±0.092	21.67±0.090	21.65±0.093	21.66±0.091	22.25	0.98	0,97	0,96	0,95	0,94
Température moyenne dans la zone homogène H $\bar{T}_H \pm \sigma_H$													
Sans débruitage			21.29±0.144	21.30±0.165	21.31±0.173	21.32±0.189	21.32±0.164						
Débruitage doux			21.27±0.048	21.28±0.049	21.29±0.051	21.30±0.053	21.31±0.052						

✓ SGB : Seuillage global binaire ✓ KM : K-moyennes ✓ CR : Croissance des régions

Tableau V.5 : Récapitulatif des résultats expérimentaux obtenus à l'aide des différentes méthodes de segmentation d'image pour l'estimation des températures moyennes et les contrastes thermiques maximaux dans le cas de l'échantillon 'ET'

Défauts de la laine de verre : densité $\rho_{LV} = 35 \text{ kg.m}^{-3}$, conductivité thermique : $\lambda_{LV} = 0.039 \text{ W.m}^{-1}.\text{K}$													
Profondeurs des zones de défauts (en mm)			Température moyenne dans les zones de défauts D_i (°C) $\bar{T}_{D_i} \pm \sigma_{D_i}$					$T_{D_{i \min}}$ (°C)	Contraste maximale de la température (°C) $\Delta T_{D_{i \max}}$				
			MMTO	Canny	SGB	KM	CR		MMTO	Canny	SGB	KM	CR
Sans débruitage	D₁	3.6	24.74±0.118	24.76±0.102	24.77±0.111	24.79±0.109	24.81±0.113	24.66	-0.33	-0,32	-0,31	-0,3	-0,29
	D₂	6.2	24.72±0.114	24.73±0.098	24.75±0.116	24.76±0.101	24.78±0.109	24.54	-0.45	-0,44	-0,43	-0,42	-0,41
	D₃	8.9	24.64±0.115	24.67±0.107	24.69±0.113	24.71±0.119	24.73±0.123	24.46	-0.53	-0,52	-0,51	-0,5	-0,49
	D₄	11.3	24.58±0.129	24.64±0.117	24.66±0.123	24.67±0.123	24.69±0.121	24.32	-0.67	-0,66	-0,65	-0,64	-0,63
	D₅	13.9	24.56±0.118	24.58±0.098	24.61±0.120	24.63±0.121	24.65±0.108	24.06	-0.93	-0,92	-0,91	-0,9	-0,89
Débruitage doux	D₁	3.6	24.80±0.061	24.82±0.076	24.83±0.078	24.84±0.087	24.86±0.081	24.68	-0.28	-0,28	-0,27	-0,26	-0,25
	D₂	6.2	24.77±0.068	24.78±0.079	24.79±0.081	24.78±0.089	24.80±0.093	24.62	-0.34	-0,34	-0,33	-0,32	-0,31
	D₃	8.9	24.69±0.077	24.73±0.091	24.74±0.095	24.75±0.096	24.76±0.098	24.51	-0.45	-0,45	-0,44	-0,43	-0,42
	D₄	11.3	24.67±0.078	24.69±0.093	24.68±0.091	24.71±0.095	24.72±0.097	24.37	-0.59	-0,59	-0,58	-0,57	-0,56
	D₅	13.9	24.64±0.077	24.62±0.083	24.63±0.087	24.66±0.098	24.68±0.091	24.14	-0.82	-0,82	-0,81	-0,8	-0,79
Température moyenne dans la zone homogène H $\bar{T}_H \pm \sigma_H$													
Sans débruitage			24.99±0.119	24.98±0.118	24.97±0.120	24.96±0.117	24.95±0.119						
Débruitage doux			24.96±0.044	24.96±0.041	24.95±0.043	24.94±0.046	24.93±0.045						

✓ SGB : Seuillage global binaire ✓ KM : K-moyennes ✓ CR : Croissance des régions

Tableau V.6 : Récapitulatif des résultats expérimentaux obtenus à l'aide des différentes méthodes de segmentation d'image pour l'estimation des températures moyennes et les contrastes thermiques maximaux dans le cas de l'échantillon 'LV'

V.4.3 Comparaison et interprétation des mesures 2D des défauts détectés

Etant donné que les images thermiques sont capturées avec une résolution spatiale $r = S/N_{pixel}$ (définie par la relation V.13), l'estimation de la taille de la surface des défauts D_i peut être déduite à partir des images binaires séparées. En effet, si chaque défaut D_i possède un nombre N_{D_i} de pixels, alors l'estimation de la taille de sa surface S_{D_i} est donnée par :

$$S_{D_i} = N_{D_i} \cdot r = N_{D_i} \cdot \frac{S}{N_{pixel}} \quad i \text{ varie de } 1 \text{ à } 5 \quad (V.20)$$

où S la surface de l'échantillon ($S = 10^{-4} \text{ m}^2$), $N_{pixel} = M \times N$ le nombre de pixel de l'image thermique capturée.

Les tableaux V.7 et V.8 illustrent la comparaison entre les résultats de l'estimation de la taille des surfaces des zones de défaut obtenus avec les différentes méthodes de segmentation présentées précédemment. Seule la méthode des MMTO basée sur une analyse multi-résolution par transformée en ondelettes apparaît plus performante par rapport aux autres basées sur des approches différentes. En effet, la forme géométrique de la surface des zones détectées dans le plan de la face arrière est très semblable à l'allure circulaire des défauts réels implantés dans le bois. Pour les autres méthodes, une amélioration vers une forme circulaire n'est obtenue qu'après un débruitage doux.

L'estimation de la taille de la surface des zones de défaut D_i est effectuée en utilisant les sous-images binaires correspondantes obtenues en séparant les différentes zones de défauts de l'image thermique segmentée (organigramme de la figure V.52). Après le comptage du nombre de pixels N_{D_i} de la zone D_i contenus dans la sous-image binaire qui la représente, on estime la taille S_{D_i} de sa surface moyennant la relation V.17. Par ailleurs, puisque les dimensions de l'échantillon ainsi que la taille des images thermiques capturées sont connues, alors la résolution spatiale calculée est $r = 1.49.10^{-7} \text{ m}^2/\text{pixel}$. Les résultats trouvés sont assez comparable et dépendent beaucoup de l'approche de segmentation utilisée, de la profondeur et de la nature thermophysique des défauts. En effet, à l'exception des profondeurs faibles, la méthode des MMTO est la plus performante et donne les estimations de la surface les plus proches de la valeur réelle $S_{D_i} \approx 28.27 \text{ mm}^2$. Quel que soit le type de l'échantillon (ET ou LV), une nette amélioration est observée après un débruitage doux (tableaux V.7 et V.8). Concernant les autres approches de la segmentation, les résultats de l'estimation de la surface sont assez mitigés : les surfaces estimées par la méthode de Canny et celle des K-moyennes sont très loin de la valeur

réelle. Par contre, la segmentation par les approches de la croissance de région et du seuillage global binaire, estiment des surfaces proches à la taille réelle pour les défauts profonds, mais pour les faibles profondeurs, elles sont loin.

Défauts d'étain : densité $\rho_{tin} = 7310 \text{ kg.m}^{-3}$, conductivité thermique : $\lambda_{tin} = 66.6 \text{ W.m}^{-1}.\text{K}$							
	Profondeurs des zones de défauts (en mm)		Surface des zones de défauts S_{D_i} (mm ²) La résolution : $r = 1.49.10^{-7} \text{ m}^2/\text{pixel}$				
			MMTO	Canny	SGB	KM	CR
Sans débruitage	D₁	3.5	20.16	22.19	22.16	14.82	19.99
	D₂	5.7	21.30	23.61	27.84	15.32	21.65
	D₃	8.5	22.91	21.88	27.36	16.02	21.97
	D₄	11.7	28.12	20.10	32.51	18.02	26.41
	D₅	14.5	30.21	19.99	36.15	22.80	29.44
Débruitage doux	D₁	3.5	25.83	16.86	21.29	13.35	19.26
	D₂	5.7	27.59	19.30	21.72	16.02	21.30
	D₃	8.5	27.67	18.41	24.31	15.17	20.84
	D₄	11.7	31.86	22.36	27.50	19.58	25.47
	D₅	14.5	33.02	23.18	27.18	20.26	25.19

Tableau V.7: Récapitulatif des résultats obtenus avec différentes méthodes de segmentation d'images pour l'estimation de la surface des défauts dans le cas de l'échantillon 'ET'

Défauts de la laine de verre : densité $\rho_{LV} = 35 \text{ kg.m}^{-3}$, conductivité thermique : $\lambda_{LV} = 0.039 \text{ W.m}^{-1}.\text{K}$							
	Profondeurs des zones de défauts (en mm)		Surface des zones de défauts S_{D_i} (mm ²) La résolution : $r = 1.49.10^{-7} \text{ m}^2/\text{pixel}$				
			MMTO	Canny	SGB	KM	CR
Sans débruitage	D₁	3.6	17.11	19.67	12.58	15.56	19.89
	D₂	6.2	18.01	22.36	18.05	16.02	19.54
	D₃	8.9	20.23	21.56	18.92	16.87	19.86
	D₄	11.3	22.62	22.77	24.24	19.28	24.32
	D₅	13.9	28.27	23.04	24.67	22.93	26.43
Débruitage doux	D₁	3.6	25.14	17.67	14.45	13.35	19.63
	D₂	6.2	30.21	22.78	18.84	16.02	21.65
	D₃	8.9	30.54	16.83	21.68	16.03	21.40
	D₄	11.3	31.81	17.76	26.41	19.90	25.79
	D₅	13.9	32.77	15.86	24.34	21.67	25.48

Tableau V.8 : Récapitulatif des résultats obtenus avec différentes méthodes de segmentation d'images pour l'estimation de la surface des défauts dans le cas de l'échantillon 'LV'

V.5 Conclusion

Dans ce chapitre sont présentées les expérimentations de la méthode flash thermique transitoire en mode transmission pour le CND des matériaux homogènes. Le principe de base de cette méthode consiste à exciter l'échantillon à inspecter sur sa face avant par un flux de chaleur de courte durée et à suivre l'évolution de la température sur la face arrière. Deux modes de mesure du champ de la température de la surface sont utilisés. A ce titre, pour le premier avec contact, nous avons conçu et réalisé un capteur thermique surfacique à partir d'une matrice de quarante-neuf thermocouples K de type Chromel-Alumel, assemblés sous la forme de sept lignes par sept colonnes. Pour le second, sans contact, une caméra infrarouge haute résolution est utilisée pour la capture des images thermiques qui représentent le champ de la température à la surface de l'échantillon à inspecter.

En mode avec contact, le principe de base s'appuie sur la comparaison des écarts entre les élévations maximales des thermogrammes locaux générés simultanément en nombreux points de la face arrière. Plusieurs critères pertinents à la détection de la présence d'hétérogénéité dans des matériaux sont utilisés tels que l'estimation des champs surfaciques de la diffusivité et du contraste thermique. Dans ce cas, nous avons déterminé expérimentalement avec un échantillon homogène de bois, les intervalles de confiance qui représentent les plages d'incertitude des mesures par rapport au capteur utilisé. À cette fin, nous avons prouvé que tous thermogrammes mesurés dépassant l'intervalle de confiance est un signe de présence de défauts dans le matériau. Pour réaliser des tests, nous avons utilisé des échantillons de bois homogène où on a créé deux types de défauts artificiels sous-surfaciques, conducteurs et isolants et avec différentes profondeurs. Tous les résultats expérimentaux obtenus, ont montré de manière correcte et sans aucune doute que cette technique peut être appliquée avec succès au CND pour la détection, la localisation et la caractérisation thermophysique des zones de défauts détectées dans les matériaux homogènes.

En mode sans contact, nous avons adopté le même principe de base et les mêmes échantillons de tests, mais le capteur est un imageur infrarouge. Plusieurs approches de segmentation ont été appliquées afin d'extraire et séparer les zones de défauts du fond des images thermiques capturées. Un prétraitement utilisant un débruitage par seuillage doux ou dur des coefficients de la transformée en ondelettes, améliore légèrement la qualité de détection en réduisant certaines rides sur les bords des zones de défauts. Par ailleurs, l'application des techniques de la segmentation aux images thermiques capturées, apporte des facilités

algorithmiques pour l'estimation de la surface de défauts, les contrastes thermiques et la distribution de la température dans la surface du matériau.

Enfin, l'utilisation des techniques avancées d'analyse multi-résolution par transformée en ondelettes permet d'améliorer d'avantage la segmentation ou le débruitage des images infrarouges capturées par la méthode flash thermique transitoire, et par conséquent de rehausser les performances et d'augmenter le pouvoir et l'efficacité du CND par thermographie.

CONCLUSION GENERALE

Les complexités grandissantes dans les secteurs de production et de recherche et développement ainsi que les exigences en termes de sûreté de fonctionnement dans divers domaines industriels ont mis en évidence l'intérêt des techniques et technologies du contrôle non destructif, ainsi que l'importance des contributions qui permettent d'augmenter leur pouvoir de détection et d'améliorer constamment leur performance et leur efficacité. Capitalisant d'une part, sur notre expérience dans le domaine du traitement du signal et d'images en terme de modélisation et d'analyse multi-résolution des images par l'approche des ondelettes et d'autre part la mutualisation des équipements scientifiques et didactiques récemment installés au sein de notre établissement, ont motivé le choix de notre démarche de recherche sur les deux plans théorique et mise en œuvre pratique.

Les résultats de notre travail de recherche consignés dans ce mémoire de thèse concernent essentiellement sur le plan pratique, le CND des matériaux par la méthode flash transitoire en mode transmission ainsi que le développement de dispositifs expérimentaux et sur le plan théorique, l'apport des techniques de modélisation et d'analyse multi-résolution par ondelettes des images thermiques.

Afin de situer la méthodologie appliquée dans le contexte CND, un état de l'art des techniques les plus employées dans les divers domaines de recherche et développement, a fait l'objet du premier chapitre. A cet effet, nous avons répertorié les méthodes de CND en trois classes fondamentales selon les phénomènes physiques mis en jeu, l'instrumentation de mesure utilisée et les précautions sécuritaires et environnementales à prendre. Nous avons présenté ensuite, sur la base de critères pertinents, des évaluations pour chaque méthode de CND en soulignant leurs avantages et leurs inconvénients. Parmi les critères les plus utilisés dans le cadre du CND appliqué à la détection des défauts dans les matériaux, on peut citer la nature physique du matériau à inspecter (conducteur/isolant, métal/alliage/composite, ...), le type des défauts à détecter (défauts surfaciques, sous-surfaciques, en profondeur, corrosif, ...), le test par transmission ou par réflexion de l'onde d'excitation (la méthode flash thermique peut être appliquée pour les deux tests), ainsi que l'impact de la méthode sur le matériau lui-même (risque de création des dommages supplémentaires), la protection de l'environnement et la santé de l'opérateur (le ressuage et la radiographie sont des méthodes nocives, ..) et enfin le temps et le coût pour justifier l'utilisation d'une technique CND particulière.

Il en résulte qu'il n'y a pas de méthodes exhaustives pour le CND. Le meilleur choix d'une technique, devrait être effectué avec un compromis équitable entre les différents critères mentionnés ci-dessus. Cependant, grâce aux études objectives concernant les concepts et les

aspects fondamentaux des méthodes du CND, il semble que l'approche par thermographie, présente de nombreux avantages qui la rendent plus attractive aujourd'hui.

En outre, dans le chapitre II, nous avons présenté avec plus de détail, les principes de la méthode flash transitoire comme un moyen normalisé par les standards internationaux pour la mesure de la diffusivité thermique des matériaux solides. En effet, nous avons mis en œuvre trois approches pour estimer le champ de la diffusivité thermique locale des échantillons à inspecter. La première est due à Parker, la seconde développée par Degiovanni et une troisième plus précise qui fait intervenir l'ensemble des points du thermogramme mesuré moyennant un modèle non linéaire dont la diffusivité thermique fait partie de ces paramètres. Pour cette dernière, l'estimation des paramètres du modèle est réalisée par l'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt. A noter que l'estimation des champs de la diffusivité et du contraste thermique, nous a permis de dégager des informations importantes et précises sur l'homogénéité des matériaux et d'élaborer un système thermique du CND.

La finesse de la démarcation des zones de défauts détectées dans un matériau par CND est essentielle. En effet, l'intégration des techniques avancées de traitement d'image telle que la segmentation et le débruitage, ont permis d'améliorer considérablement la capacité et l'efficacité du CND à localiser et extraire divers défauts avec une grande précision. Par ailleurs, l'utilisation de l'analyse multi-résolution a été motivée par son pouvoir de détection des singularités dans une image à partir de ses coefficients de la transformée en ondelettes, en rendant l'extraction des zones de défauts à partir des images thermiques plus consistante et beaucoup plus précise.

A cette fin, sur la base des résultats obtenus à partir des simulations numériques pertinentes, certaines méthodes de segmentation d'image les plus performantes, sont retenues pour être appliquées au CND. Parmi ces méthodes, nous avons sélectionné le détecteur de contours multi-échelle basée sur les modules maxima de la transformée en ondelettes (MMTO), le détecteur de contours de Canny, la méthode du seuillage d'histogramme et des k-moyennes pour la segmentation par classification des pixels et l'approche de la croissance des régions. D'un autre côté, l'utilisation d'un prétraitement moyennant un débruitage par un seuillage doux ou dur des coefficients de la transformée en ondelettes, apporte également une amélioration à la qualité de détection par CND.

Sur le plan de la mise en œuvre pratique de la méthode flash thermique transitoire au CND sur des matériaux contenant des défauts, nous avons adopté deux modes de mesure locale de température de surface : mode avec contact et sans contact.

Pour le mode avec contact, plusieurs tests ont été effectués sur des échantillons de bois homogène où on a créé des défauts artificiels enfouis (conducteurs et isolants) avec différentes profondeurs. Tout d'abord, nous avons conçu et réalisé un capteur thermique surfacique à partir de quarante-neuf thermocouples K de type Chromel-Alumel, assemblés sous la forme d'une matrice de sept lignes et sept colonnes. Ce capteur qui a constitué l'élément fondamental de la chaîne de mesure, est mis en contact avec la surface arrière de l'échantillon en générant simultanément des thermogrammes locaux en plusieurs points. Par la suite, nous avons comparé les paramètres locaux estimés de la diffusivité et du contraste thermique pour examiner l'homogénéité des matériaux. Les résultats obtenus montrent que cette technique peut contribuer efficacement au CND pour la détection, la localisation et la caractérisation thermophysiques des zones de défauts détectées.

Dans la suite, pour le mode sans contact, utilisant la même démarche que précédemment et les mêmes échantillons de tests, avec un imageur infrarouge haute résolution comme l'élément fondamental de la chaîne de mesure qui génère des scènes thermiques qui reflètent l'état de température de surface du matériau à inspecter. Par ailleurs, nous avons appliqué les mêmes approches de la segmentation retenues par simulation numérique pour améliorer le pouvoir de détection du CND à localiser, extraire et séparer les zones de défauts du fond de l'image thermique capturée. Les résultats obtenus, montrent que la méthode des MMTTO basée sur une analyse multi-résolution apporte plus de finesse et de clarté aux zones détectées par rapport à toutes autres approches de segmentation (méthode de Canny, classification par pixel, croissance des régions). Par ailleurs, un filtrage par débruitage utilisant un seuillage doux ou dur des coefficients de la transformée en ondelettes, rend les frontières des défauts plus lisses et moins fluctuants, augmentant ainsi le pouvoir de détection.

Au vu des résultats pratiques obtenus dans ce travail de recherche, certaines perspectives peuvent être envisagées de manière réaliste, en combinant des techniques de CND pour augmenter le pouvoir de repérage, de dimensionnement 3D et de caractérisation des défauts, avec l'utilisation conjointe des phénomènes physiques sur lesquelles s'appuient les méthodes du CND concernées et les propriétés thermiques du matériau à inspecter. Dans ce sens, on peut citer à titre d'exemple, la thermo-inductive (thermographie par induction forte) et la vibro-thermographie (thermographie par ondes ultrasonores puissantes).

Par ailleurs, au niveau de la méthodologie de traitement et d'analyse des données (thermiques), comme le démontre ce travail avec les techniques d'analyse multi-résolution,

l'amélioration des algorithmes de traitement de l'information signal et images peut motiver l'intégration du CND et du contrôle qualité sur les lignes de production.

REFERENCES

- [ABU89] A.S. Abutaleb, ‘Automatic thresholding of gray-level pictures using two dimensional entropy’ Computer Vision, Graphics and Image Processing (CVGIP), N° 47, pp. 22-32, 1989.
- [ACH03] A. Achim, P. Tsakalides and A. Bezerianos, ‘SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy-tailed modeling’, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 41, N°, pp 1773-1784, 2003, doi.org/10.1109/TGRS.2003.813488
- [ADA88] R.D. Adams and P. Cawley, ‘A review of defect types and non-destructive testing techniques for composites and bonded joints’ NDT International, Volume 21, Issue 4, August 1988, Pages 208-222, [doi.org/10.1016/0308-9126\(88\)90333-1](https://doi.org/10.1016/0308-9126(88)90333-1)
- [AITM08] ‘Norme aitm6-0015 : Thermographic inspection – general’ AITM6-0015, 2008
- [ALM12] D. P. Almond and S. G. Pickering ‘An analytical study of the pulsed thermography defect detection limit’ Journal of Applied Physics 111, 093510 (2012), doi.org/10.1063/1.4704684
- [ALN06] F.I. Al-Naemi, J.P. Hall et A.J. Moses, ‘FEM modelling techniques of magnetic flux leakage-type NDT for ferromagnetic plate, inspections’ Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 304 (2):e790–e793, September 2006, doi.org/10.1016/j.jmmm.2006.02.225
- [AND12] G. De Angelis, M. Meo, D.P. Almond, S.G. Pickering, S.L. Angioni, ‘A new technique to detect defect size and depth in composite structures using digital shearography and unconstrained optimization’ NDT & E International, Volume 45, Issue 1, January 2012, Pages 91–96, doi.org/10.1016/j.ndteint.2011.07.007
- [ANSI08] ANSI/ASNT CP-106, ASNT Standard for Qualification and Certification of Non-destructive Testing Personnel, 2008.
- [ARR89] M. Arrington ‘Acoustic emission a review’ Proceedings of the 12th World Conference on Non-Destructive Testing, Amsterdam, The Netherlands, April 23–28, 1989, doi.org/10.1016/B978-0-444-87450-4.50105-3
- [ASN06] Recommended Practice No. SNT-TC-1A, Personnel Qualification and Certification in Non-destructive Testing, 2006.
- [AST90] J. Astola, P. Haavisto and Y. Neuvo, ‘Vector median filters’, Proceedings of the IEEE, Vol. 78, N° 4, pp. 678–689, 1990, doi.org/10.1109/5.54807
- [ASTM07] ‘Standard Practice for Infrared Flash Thermography of Composite Panels and Repair Patches Used in Aerospace Applications’, ASTM E2582-07, 2007.
- [ASTM13] ASTM E1461-13, ‘Standard Test Method for Thermal Diffusivity by the Flash Method’, ASTM International, West Conshohocken, PA, 2013, doi.org/10.1520/E1461
- [ASTM15] ASTM E2585-09(2015), ‘Standard Practice for Thermal Diffusivity by the Flash Method’, ASTM International, West Conshohocken, PA, 2015, doi.org/10.1520/E2585-09R15
- [BAI11] X. Bai, F. Zhou and B. Xue, ‘Infrared image enhancement through contrast enhancement by using multiscale new top-hat transform’, Infrared Physics & Technology, Vol. 54, N°2, pp 61-69, 2011, doi.org/10.1016/j.infrared.2010.12.001

- [BAL12] A. Baltazar-Y-Jimenez and M. Sain, 'Natural fibres for automotive application' Handbook of Natural Fibres - Processing and Applications, Volume 2 in Woodhead Publishing Series in Textiles, 2012, Pages 219–253, doi.org/10.1533/9780857095510.2.219
- [BAL84] D.L. Balageas, 'Méthode flash : évolution récente et développements nouveaux' Congrès Français de Thermique SFT-84, 28-30, Mai, 1984, Toulouse, France.
- [BAZ07] Y. Bazi, L. Bruzzoni, F. Melgani, 'Image thresholding based on the EM algorithm and the generalized Gaussian distribution' Pattern Recognition, Vol. 40, pp 619 – 634, 2007, doi.org/10.1016/j.patcog.2006.05.006
- [BEN13] M.S. Benmoussat, M. Guillaume, Y. Caulier, K. Spinnler 'Automatic metal parts inspection: Use of thermographic images and anomaly detection algorithms' Infrared Physics & Technology 61 (2013) 68–80, doi.org/10.1016/j.infrared.2013.07.007
- [BER06] H. Berg, K. Alward and K. Lessmann, 'Penetrant testing of standard parts, practical examples of process optimization' 9th European Conference on NDT - September 2006 - Berlin (Germany), <http://www.ndt.net/article/ecndt2006/doc/Th.1.6.2.pdf>
- [BER86] J. Bernsen, 'Dynamic Thresholding of Gray Level Image', in proceedings of International Conference on Pattern Recognition, pp 1251-1255, Berlin, 1986.
- [BER94] L. V. Bernus, W. Rathgeb, R. Schmid, F. Mohr and M. Kröning, 'Current in-service inspections of austenitic stainless steel and dissimilar metal welds in light water nuclear power plant' Nuclear Engineering and Design 151 (1994) 539-550, [doi.org/10.1016/0029-5493\(94\)90195-3](https://doi.org/10.1016/0029-5493(94)90195-3)
- [BER95] D. P. Bertsekas, 'Nonlinear Programming', second edition, Athena Scientific, Belmont, Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- [BEU93] S. Beucher and F. Meyer, 'The morphological approach to segmentation: The watershed transformation', Mathematical Morphology in Image Processing, In book Mathematical Morphology in Image Processing, pp.433–481, Editors: Dougherty, E.R., 1993
- [BLA05] J. M. Blackledge, 'Digital image processing - Mathematical and computational methods' A volume in Woodhead Publishing Series in Electronic and Optical Materials (2005), doi.org/10.1016/B978-1-898563-49-5.50022-7
- [BRA99] R. Bracewell, 'The Fourier Transform & Its Applications' 3rd Edition, McGraw-Hill Science/Engineering/Math; (1999)
- [BRU06] V. Bruni and D. Vitulano, 'Wavelet-based signal denoising via simple singularities approximation' Signal Processing 86 (2006) 859–876, doi.org/10.1016/j.sigpro.2005.06.017
- [BUR86] S.F. Burch and N.K. Bealing, 'A physical approach to the automated ultrasonic characterization of previous buried weld defects in ferritic steel' NDT International, Volume 19, Issue 3, June 1986, Pages 145-153, [doi.org/10.1016/0308-9126\(86\)90103-3](https://doi.org/10.1016/0308-9126(86)90103-3)
- [CAN86] J. Canny, 'A computational approach to edge detection' IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 1986; 8 (6): 679–98. doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767851

- [CHA00] S.G. Chang, B. Yu, and M. Vatterli, ‘Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression’, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 9, N° 9, pp 1532–1546, 2000, doi.org/10.1109/83.862633
- [CHA02] J-H. Chang, K-C. Fan, Y-L. Chang, ‘Multi-modal gray-level histogram modeling and decomposition’, *Image and Vision Computing*, Vol. 20, N° 3, pp 203-216, 2002, [doi.org/10.1016/S0262-8856\(01\)00095-6](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(01)00095-6)
- [CHAN02] S. Chang, Y. Kwon, S. Yang, and I-J. Kim, ‘Speech Enhancement for non-stationary noise environment by adaptive wavelet packet’, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP’02)*, vol. 1, pp. 561- 564, May 13 - 17, 2002, Orlando, Florida, USA, doi.org/10.1109/ICASSP.2002.5743776
- [CHAS84] J.M. Chassery, C. Garbay — An iterative segmentation method based on a contextual color and shape criterion, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 6, n°6, 794-800, 1984, doi.org/10.1109/TPAMI.1984.4767603
- [CHE01] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun and J. L. Wang, ‘Color image segmentation: Advances and prospects’, *Pattern Recognition*, Vol. 34, pp 2259–2281, 2001, [doi.org/10.1016/S0031-3203\(00\)00149-7](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(00)00149-7)
- [CHE14] A Cherki, B. Remy, A. Khabbazi, Y. Jannot and D. Baillis, ‘Experimental thermal properties characterization of insulating cork–gypsum composite’, *Construction and Building Materials*, Vol. 54, N° 15, pp.202-209, 2014, doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2013.12.076
- [COC95] J. P. cocquerez, et S. Philipp, ‘analyse d’image et segmentation’, Masson, 1995.
- [COI98] R. Coifman et M. Wickerhauser. Experiments with Adapted Wavelet De-Noising for Medical Signals and Images. In Metin Akay, editor, *Time-Frequency and Wavelets in Biomedical Engineering*, pp. 323-346, 1998.
- [COL02] Y. Collette and P. Siarry, ‘optimisation multiobjectif’ Eyrolles, 2002.
- [COR16] G. Corneloup et C. Gueudré, ‘Le Contrôle Non Destructif (CND) et la contrôlabilité des matériaux et structures’ METIS Lyon Tech, 2016
- [CRA16] R. Crane, ‘Radiographic Inspection of Composite Materials’ Reference Module in Materials Science and Materials Engineering, 2016, doi.org/10.1016/B978-0-12-803581-8.03928-X
- [DAI10] S. S. Dai, X. H. Yan and T. Q. Zhang, ‘Study on high-precision temperature measurement of infrared thermal imager’, *Infrared Physics & Technology* Vol. 53, N° 5, pp. 396-398, 2010, doi.org/10.1016/j.infrared.2010.07.005
- [DAM08] C. Damerval, ‘Ondelettes pour la détection de caractéristiques en traitement d’images. Application à la détection de région d’intérêt’ Ecole Doctorale ‘Mathématiques, Sciences et Technologies de l’Information, Informatique’, Université Joseph-Fourier - Grenoble I, 2008, France.
- [DAU92] I. Daubechies, ‘Ten Lectures on Wavelets’ SIAM, Philadelphia, 1992, doi.org/10.1137/1.9781611970104
- [DEG77] A. Degiovanni, ‘Diffusivité et méthode flash’ *Revue Générale de Thermique*, Vol. 185, pp. 420–442, 1977.

- [DEG86] A. Degiovanni et M. Laurent, 'Une nouvelle technique d'identification de la diffusivité thermique pour la méthode flash', *Rev. Phys. Appl. (Paris)* 21, pp. 229-237, 1986, doi.org/10.1051/rphysap:01986002103022900
- [DER87] R. Deriche, 'Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector', *International Journal of Computer Vision*, pp. 167-187, 1987.
- [DIT96] R. J. Ditchburn, S. K. Burke and C. M. Scala, NDT of welds: state of the art, *NDT&E International*, 29 (2): 11 - 17, 1996, [doi.org/10.1016/0963-8695\(96\)00010-2](https://doi.org/10.1016/0963-8695(96)00010-2)
- [DON94] Donoho, D.L., and Johnstone, L.M., (1994), 'Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage', *Biometrika*, Vol. 81, N° 3, pp. 425-455, Sept 1994, doi.org/10.1093/biomet/81.3.425
- [DON95] H.-S. Don, 'A noise attribute thresholding method for document image binarization', in proceedings of the third International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR '95), pp 231-234, 1995, doi.org/10.1109/ICDAR.1995.598983
- [DON95a] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, 'Wavelet shrinkage: Asymptotia?' *J.R. Stat. Soc. B*, Vol. 57(2), pp. 301-369, 1995, <http://www.jstor.org/stable/2345967>
- [DON95b] D. L. Donoho, 'Denoising by soft thresholding' *IEEE Trans. Info. Theory*, Vol. 41(3), pp. 613-627, 1995, doi.org/10.1109/18.382009
- [DON95c] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, 'Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage' *Journal of American Statistical Association*, Vol. 90 (432), pp. 1200-1224, 1995, doi.org/10.2307/2291512
- [DRE03] J. Dréo, A. Pérowski, P. Siarry and E. Taillard, 'Méta-heuristiques pour l'optimisation difficile' Eyrolles, 2003.
- [EBN15] S. Ebnesajjad, A. H. Landrock, 'Testing of Adhesive Bonds' *Adhesives Technology Handbook*, 3th, 2015, Pages 339–352, doi.org/10.1016/B978-0-323-35595-7.00012-7
- [ELG11] T. Elguebaly and N. Bouguila, 'Infinite Generalized Gaussian Mixture Modeling and Applications', *International Conference Image Analysis and Recognition (ICIAR)*, pp 201-210, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011, doi.org/10.1007/978-3-642-21593-3_21
- [EN473] EN 473, Non-destructive Testing. Qualification and Certification of NDT Personnel. General principles, 2008.
- [FAV15] J. O. Favreau, E. Georgin et B. Savanier, 'Bonnes pratiques pour la mise en œuvre des mesures de températures de surface' 17th International Congress of Metrology, Article Number 15007, September 2015, doi.org/10.1051/metrology/20150015007
- [FER16] H. Fernandes, H. Zhang, A. Figueiredo, C. Ibarra-Castanedo, G. Guimaraes, and X. Maldague, 'Carbon fiber composites inspection and defect characterization using active infrared thermography: numerical simulations and experimental results' *Applied Optics* Vol. 55, Issue 34, pp. D46-D53, 2016, doi.org/10.1364/AO.55.000D46
- [FEU12] V. Feuillet, L.Ibos, M.Fois, J.Dumoulin, Y.Candau 'Defect detection and characterization in composite materials using square pulse thermography coupled with singular value decomposition analysis and thermal quadrupole modeling' *NDT&E International* 51 (2012) 58–67, doi.org/10.1016/j.ndteint.2012.06.003

- [FOL97] G. B. Folland and A. Sitaram, ‘The uncertainty principle: A mathematical survey’, *Journal of Fourier Analysis and Applications*, Vol. 3, N° 3, pp 207–238, 1997, doi.org/10.1007/BF02649110
- [FRA13] D. Francis, ‘Non-destructive evaluation (NDE) of composites : introduction to shearography’ *Non-Destructive Evaluation (NDE) of Polymer Matrix Composites*, A volume in WP Series in Composites Science and Engineering, 2013, Pages 56–83, doi.org/10.1533/9780857093554.1.56
- [FUJ17] R. Fujita, H. Nagano, ‘Novel fiber orientation evaluation method for CFRP/CFRTP based on measurement of anisotropic in-plane thermal diffusivity distribution’ *Volume 140*, 1 March 2017, Pages 116–122, doi.org/10.1016/j.compscitech.2016.12.006
- [GAR05] U. Garain, T. Paquet, and L. Heutte, ‘On Foreground-Background Separation in Low Quality Color Document Images’, in *proceedings of the eighth International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR ‘05)*, pp. 585–589, 2005, doi.org/10.1109/ICDAR.2005.174
- [GEN09] M. Genix, P. Vairac and B. Cretin, ‘Local temperature surface measurement with intrinsic thermocouple’, *International Journal of Thermal Sciences*, Vol. 48, N° 9, pp. 1679–1682, 2009, doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2009.01.020
- [GHO15] S. Gholizadeh, Z. Leman, and B.T.H.T. Baharudin, ‘A review of the application of acoustic emission technique in engineering’ *Structural Engineering and Mechanics*, Vol. 54, No. 6, 2015, doi.org/10.12989/sem.2015.54.6.1075
- [GHO16] S. Gholizadeh, ‘A review of non-destructive testing methods of composite materials’ *Procedia Structural Integrity*, Volume 1, 2016, Pages 50–57, doi.org/10.1016/j.prostr.2016.02.008
- [GON08] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, ‘Digital image processing using Matlab’ 3rd edition, Prentice Hall (2008)
- [HAL06] J. Hale, ‘Boeing 787 from the ground up’ *Aero Quart*, 04, 17–24, 2006, Quarterly publication [boeing.com/commercial/aero-magazine](http://www.boeing.com/commercial/aero-magazine), http://www.boeing.com/commercial/aeromagazine/articles/qtr_4_06/AERO_Q406.pdf
- [HAM06] A. Hamamatsu, S. Maeda et H. Nishiyama, ‘Statistical threshold method for semiconductor wafer inspection’ *Asia-Pacific Conference on NDT*, 5th – 10th November 2006, Auckland, New Zealand, <http://www.ndt.net/article/apcndt2006/papers/28.pdf>
- [HAN08] R. Hanke, T. Fuchs, N. Uhlmann, ‘X-ray based methods for non-destructive testing and material characterization’ *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, 591 (2008) 14–18, doi.org/10.1016/j.nima.2008.03.016
- [HAO88] A. Haouari and J.M. Chassery, ‘A two pass labeling algorithm for automatic schistosome egg detection and counting’, *9th International Conference on Pattern Recognition*, 1988, doi.org/10.1109/ICPR.1988.28371
- [HAR85] R. M. Haralick, L. G. Shapiro, ‘Image segmentation techniques’, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 29, N° 1, pp 100–132, 1985, [doi.org/10.1016/S0734-189X\(85\)90153-7](https://doi.org/10.1016/S0734-189X(85)90153-7)

- [HAU02] J. Haueisen, R. Unger, T. Beuker and M.E. Bellemann, 'Evaluation of inverse algorithms in the analysis of magnetic flux leakage data' IEEE Transactions on Magnetics, 38 (3), 1481–1488, May 2002, doi.org/10.1109/20.999121
- [HAU10] A Al Haussain and A. Al Zaart, 'Moment Preserving thresholding unsing Gamma distribution', 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology (ICCET), 16-18 April 2010, doi.org/10.1109/ICCET.2010.5486221
- [HAY04] B. Hay, J.-R. Flitz et J.-C. Batsale, 'Mesure de la diffusivité thermique par la méthode flash' Techniques de l'ingénieur, R2955, Mars, 2004.
- [HE05] J. He, Q. D. M. Do, A. C. Downton and J. H. Kim, 'A comparison of binarization methods for historical archive documents', in proceedings of the eighth International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR '05), pp 538-542, 2005, doi.org/10.1109/ICDAR.2005.3
- [HEL01] C.J. Hellier, 'Eddy curent testing, in: Handbook of Nondestructive Evaluation' The McGraw-Hill Companies, Inc., 2001 (Chapter 8).
- [HLA90] J. Hladik, 'Métrologie des propriétés thermophysiques des matériaux' Masson, 1990.
- [HOR76] S. L. Horowitz and T. Pavlidis, 'Picture Segmentation by a Tree Traversal Algorithm', Journal of the Association for Computing Machinery. Vol. 23, No. 2, 1976, pp. 368-388, doi.org/10.1145/321941.321956
- [HOR77] S.L. Horowitz et T. Pavlidis, 'Picture segmentation by a directed split and merge procedure', In Computer Methods in Images Analysis, pp. 101-11, 1977.
- [HUA08] Z. K. Huang and K. W. Chau, 'A new image thresholding method based on Gaussian mixture model', Applied Mathematics and Computation, Vol. 205, 899–907, 2008, doi.org/10.1016/j.amc.2008.05.130
- [HUA09] Y.H. Huang, S.P. Ng, L. Liu, C.L. Li, Y.S. Chen, Y.Y. Hung, 'NDT&E using shearography with impulsive thermal stressing and clustering phase extraction' Optics and Lasers in Engineering, 47 (2009) 774–78, doi.org/10.1016/j.optlaseng.2009.02.011
- [HUN05] Y.Y. Hunga et H.P. Hob, 'Shearography : An optical measurement technique and applications' Materials Science and Engineering : R : Reports, 49(3):61–87, April 2005, doi.org/10.1016/j.msar.2005.04.001
- [HUN09] Y. Y. Hung, Y. S. Chen, S. P. Ng, L. Liu, Y. H. Huang, B. L. Luk, R. W L Ip, P. S. Chung and C. M L Wu,' Review and comparison of shearography and active thermography for nondestructive evaluation' Materials Science and Engineering: R: Reports, Volume 64, Issues 5–6, 1 May 2009, Pages 73–112, doi.org/10.1016/j.msar.2008.11.001
- [IBA04] C. Ibarra-Castanedo, D. González, M. Klein, M. Pilla, S. Vallerand, X. Maldague 'Infrared image processing and data analysis' Infrared Physics & Technology, N° 46, 75–83, December 2004,doi.org/10.1016/j.infrared.2004.03.011
- [ICN12] ICNDT 'Guide to Qualification and Certification of Personnel for Inspection, Testing and Condition Monitoring', The World Organisation for NDT, 1 April 2012, http://www.ndt.net/news/files/ICNDT%20Guidelines%20April%202012%20REVISED_reduced.pdf

- [ISO12] ISO 9712, ‘Non-destructive Testing - Qualification and Certification of NDT Personnel’, 2012
- [ISO91] International Standard ISO 8310:1991 (E), ‘Refrigerated light hydrocarbon fluids - Measurement of temperature in tanks containing liquefied gases - Resistance thermometers and thermocouples’
- [JAI10] A. K. Jain, ‘Data clustering: 50 years beyond K-means’, Pattern Recognition Letters, Vol. 31, pp. 651–666, 2010, doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011
- [JAN91] M. Janati-Idrissi, ‘Modélisation des signaux 2D et algorithmes adaptatifs en treillis - Applications en traitement d’images’ Thèse de doctorat d’état, Faculté des sciences, Université Mohammed de V de Rabat (1991).
- [JIL90] D.C. Jiles, ‘Review of magnetic methods for nondestructive evaluation (Part 2)’ NDT International, Volume 23, Issue 2, April 1990, Pages 83-92, [doi.org/10.1016/0308-9126\(90\)91892-W](https://doi.org/10.1016/0308-9126(90)91892-W)
- [JIN05] Y. Jin, E. Angelini, and A. Laine, ‘Wavelets in Medical Image Processing: De-noising, Segmentation, and Registration’ Handbook of Biomedical Image Analysis, pp 305-358, Springer, Boston, MA, doi.org/10.1007/0-306-48551-6_6
- [JIN99] X. Jinghao, Z. Yujin and L. Xinggang, ‘Rayleigh-distribution based minimum error thresholding for SAR images’ Journal of Electronics, vol. 16, N° 4, pp 336–342, 1999, doi.org/10.1007/s11767-999-0035-1
- [JOH82] G. Johannsen and J. Bille, ‘A threshold selection method using information measures’, in Proceedings of the 6th International Conference of Pattern Recognition (ICPR’82), pp. 140–143, Munich, Germany, 1982.
- [KAB15a] A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal “Analysis of a thermal system by contact for defect detection in homogeneous materials” Acts of International conference ICoME 19-22 Mai 2015 – Tétouan - Maroc.
- [KAB15b] A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal “Approche expérimentale d’analyse thermique locale par contact pour le contrôle non destructif” Actes du congrès SFT 26-29 Mai 2015 - La Rochelle - France.
- [KAB15c] A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal ‘Estimation surfacique 2D de défauts dans les matériaux homogènes par analyse thermique locale avec contact’, 17^{èmes} Journées Internationales de Thermique (JITH 2015), Marseille-France, 28-30 octobre 2015.
- [KAB16] A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal, and M. Janati-Idressi, ‘Local detection of defects in materials by thermal analysis – flash method’, The European Physical Journal Applied Physics (EPJ AP), Vol 74, (24615), 2015, doi.org/10.1051/epjap/2016150409
- [KAB17a] A. Kabouri, A. Khabbazi and H. Youlal, ‘Applied multiresolution analysis to infrared images for defects detection in materials’, NDT and E International, Vol. 92, pp. 38–49, 2017, doi.org/10.1016/j.ndteint.2017.07.014
- [KAB17b] A. Kabouri, A. Khabbazi and H. Youlal, ‘Analysis of a thermal system by contact for defect detection in homogeneous materials – Validation by infrared thermography’, Energy Procedia, Vol 139, pp. 67–72, 2017, doi.org/10.1016/j.egypro.2017.11.174

- [KAB17c] A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal 'Contrôle non-destructif par segmentation d'images infrarouges', 26^{ème} Colloque GRETSI-2017, Juan-Les-Pins, France, 5-8 Septembre 2017.
- [KAB17d] A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal 'Contribution à la caractérisation et à la détection des défauts dans les matériaux par analyse thermique avec contact', 18^{èmes} Journées Internationales de Thermique (JITH 2017), Monastir-Tunisie, 25-27 octobre 2017.
- [KAB17e] A. Kabouri, A. Khabbazi, H. Youlal, F.Z. Elwardi 'Contribution à la détection des défauts dans les matériaux par analyse thermique surfacique', Workshop : Mesure et Contrôle de la Température en Milieu Industriel, ENSEM-Casablanca, Maroc, 05 Juillet 2017,
- [KAB96] A. Kabouri, 'Contribution à la mise en œuvre d'algorithmes de détection de fréquences et d'objets en traitement d'images', Thèse de Doctorat de 3^{ème} cycle, Faculté des Sciences, Rabat, Maroc, 1996.
- [KAG09] H. G. Kaganami, Z. Beiji, 'Region-Based Segmentation versus Edge Detection', Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP '09), pp. 1217-1221, 2009, doi.org/10.1109/IIH-MSP.2009.13
- [KAI50] J. Kaiser, "An investigation into the occurrence of noises in tensile tests, or a study of acoustic phenomena in tensile tests," Doctor of Philosophy, Technical University of Munich, Munich, Germany, 1950.
- [KAI94] G. Kaiser, 'A friendly guide to wavelets' Birkhäuser Basel, 1994, doi.org/10.1007/978-0-8176-8111-1
- [KAP85] J.N. Kapur, P.K. Sahoo, A.K.C. Wong, 'A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of histogram', Computer Vision, Graphics, and Image Processing, (CVGIP), N° 16, pp. 210-239, 1981, pp. 273-285, 1985.
- [KAR04] V.M. Karbhari, 'Durability of advanced polymer composites in the civil infrastructure' Advanced Polymer Composites for Structural Applications in Construction, A volume in Woodhead Publishing Series in Civil and Structural Engineering, 2004, pages 30–42, doi.org/10.1533/9781845690649.1.30
- [KIM18] Y. Kim, C. J. Still, D. A. Roberts and M. L. Goulden, 'Thermal infrared imaging of conifer leaf temperatures: Comparison to thermocouple measurements and assessment of environmental influences', Agricultural and Forest Meteorology, Vol. 248, pp. 361-371, 2018, doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.10.010
- [KIT86] J. Kittler and J. Illingworth, 'Minimum error thresholding', Pattern Recognition, Vol. 19, pp. 41-47, 1986, [doi.org/10.1016/0031-3203\(86\)90030-0](https://doi.org/10.1016/0031-3203(86)90030-0)
- [KLA03] M. Klank, O. Hagedorn, C. Holthaus, M. Shamonin and H. Dötsch, 'Characterization and optimization of magnetic garnet films for magneto-optical visualization of magnetic field distributions' NDT & E International, 36 (6): 375–381, September 2003, [doi.org/10.1016/S0963-8695\(03\)00012-4](https://doi.org/10.1016/S0963-8695(03)00012-4)

- [KRI06] C. Kringe and T. Willems, 'Performance of water-washable, fluorescent penetrants on water-basis as compared to traditional water-washable, fluorescent penetrants on petroleum-basis. 9th European Conference on NDT - September 2006 - Berlin (Germany), <http://www.ndt.net/article/ecndt2006/doc/Th.1.8.3.pdf>
- [KUH13] E. Kuhn, 'Contrôle non destructif d'un matériau excité par une onde acoustique ou thermique. Observation par thermographie' Thèse de Doctorat, Université Paris Ouest Nanterre La Défense, France, Décembre 2013
- [KUR04] E. Kuruoglu, and J. Zerubia, 'Modeling SAR images with a generalization of the Rayleigh distribution', IEEE Transaction on Image Processing, Vol. 13, N° 4, pp 527-533, 2004, doi.org/10.1109/TIP.2003.818017
- [KUR95] K. Kurpysz, A.J. Nowak, 'Inverse thermal problems', Computational mechanics Publications, Southampton, UK and Boston, USA, 1995.
- [LAA13] N. Laaroussi, A. Cherki, M. Garoum, A. Khabbazi and A. Feiz, 'Thermal Properties of a Sample Prepared Using Mixtures of Clay Bricks', Energy Procedia, Vol. 42, pp. 337-346, 2013, doi.org/10.1016/j.egypro.2013.11.034
- [LEC04] O. Le Cadet, 'Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images', thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Septembre 2004.
- [LEE05] S. J. Lee, W. S. Park, J. H. Lee, J. H. Byun, 'A study on non-contact ultrasonic technique]for on-line inspection of CFRP' 12th Asia-Pacific Conference on NDT, 5th – 10th November 2006, Auckland, New Zealand, <http://www.ndt.net/article/apcndt2006/papers/p05.pdf>
- [LIK03] A. Likasa, N. Vlassis, J. J. Verbeek, 'The global k-means clustering algorithm', Pattern Recognition, Vol. 36, N° 2, pp. 451-461, 2003, [doi.org/10.1016/S0031-3203\(02\)00060-2](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(02)00060-2)
- [LIM00] J. S. Lim. Tow-dimensional signal and image processing. Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1990.
- [MAH02] S. Mahaut, O. Roy, C. Beroni and B. Rotter, 'Development of phased array techniques to improve characterization of defect located in a component of complex geometry' Ultrasonics, Volume 40, Issues 1–8, May 2002, Pages 165-169, [doi.org/10.1016/S0041-624X\(02\)00131-2](https://doi.org/10.1016/S0041-624X(02)00131-2)
- [MAH98] G.D. Mahan, 'Good Thermoelectrics', Solid State Physics, Vol. pp. 81-157, 1998, [doi.org/10.1016/S0081-1947\(08\)60190-3](https://doi.org/10.1016/S0081-1947(08)60190-3)
- [MAI00] D. Maillet, A. André, J.-C. Batsale, A. Degiovanni and C. Moyne, 'Thermal Quadrupoles: Solving the Heat Equation Through Integral Transforms', (JohnWiley & Sons Ltd, 2000)
- [MAI96] D. Maillet, J.-C. Batsale, A. Bendadaet A. Degiovanni, 'Méthodes intégrales et contrôle non destructif par thermographie infrarouge stimulée' Revue Générale de Thermique, Vol 35, N° 409, pp. 5-13, 1996, [doi.org/10.1016/S0035-3159\(96\)80037-7](https://doi.org/10.1016/S0035-3159(96)80037-7)
- [MAL00] S. Mallat, 'Une Exploration des Signaux en Ondelettes', Les Editions de l'Ecole Polytechnique, Ellipses diffusion, Novembre 2000.

- [MAL01] X. Maldague, 'Theory and practice of infrared technology for non-destructive testing' John Wiley and Sons, New York, 2001.
- [MAL09] S. Mallat, 'A wavelet tour of signal processing' Third Edition, Academic-Press, 2009, doi.org/10.1016/B978-0-12-374370-1.50001-9
- [MAL11] A. A. Malcolm, T. Liu, 'Case studies in the use of computed tomography for non-destructive testing - failure analysis and performance evaluation' International NDT Conference & Exhibition, November 2011, Singapore.
- [MAL89] S. G. Mallat, 'A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation' IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 11, N°. 7, pp. 674–693, July 1989, doi.org/10.1109/34.192463
- [MAL92a] S. G. Mallat, S. Zhong, 'Characterization of signals from multiscale edges' IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 14 (7) (1992) 710–732, doi.org/10.1109/34.142909
- [MAL92b] S. G. Mallat and W. L. Hwang, 'Singularity detection and processing with wavelets' IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 38, pp. 617–643, Mar. 1992, doi.org/10.1109/18.119727
- [MAL93] X. Maldague, 'Non-destructive evaluation of materials by infrared thermography' Springer-Verlag, London, (1993), doi.org/10.1007/978-1-4471-1995-1
- [MAL96] X. Maldague and S. Marinetti 'Pulse phase infrared thermography' Journal of Applied Physics 79, 2694 (1996), doi.org/10.1063/1.362662
- [MAL98] S. Mallat. A wavelet tour of signal processing. Academic Press, 1998.
- [MAR80] D. Marr and E. Hildreth, 'Theory of edge detection' Proceedings of the Royal Society of London, Series B, vol. 207, No. 1167, pp 187–217, 1980, <http://www.jstor.org/stable/35407>
- [MAR88] K.V. Mardia, T.J. Hainsworth, 'A spatial thresholding method for image segmentation' IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 10, N° 6, p. 919-926, 1988, doi.org/10.1109/34.9113
- [MAY02] T. Mayer, D. Scherling and J. Sun, 'Shearography testing on aerospace CFRP components' 8th European Conference on NDT, June 2002, Barcelona (Spain), <http://www.ndt.net/article/ecndt02/167/167.htm>
- [MCG88] T. D. McGee, 'Principles and Methods of Temperature Measurement', John Wiley & Sons, A Wiley-Interscience publication, 1988
- [MEO17] C. Meola, S. Boccardi and G. M. Carlomagno 'Infrared Thermography in the Evaluation of Aerospace Composite Materials - Infrared Thermography to Composites' Woodhead Publishing, Elsevier (2017), doi.org/10.1016/B978-1-78242-171-9.01001-9
- [MER06] G. Mercier and F. Girard-Ardhuin, 'Partially Supervised Oil-Slick Detection by SAR Imagery Using Kernel Expansion', IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 44, N° 10, 2006, doi.org/10.1109/TGRS.2006.881078
- [MEY89] Y. Meyer, 'Orthonormal Wavelets' Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp 21-37, 1989, doi.org/10.1007/978-3-642-97177-8_2
- [MEY90] Y. Meyer. Ondelettes et opérateurs I : ondelettes. Paris, Hermann, 1990.

- [MIL05] R. K. Miller, E. V. K. Hill, and P. O. Moore (ed), 'Nondestructive Testing Handbook: Volume 6, Acoustic Emission Testing' 3th edition, American Society for Non-destructive Testing, 2005.
- [MIT03] Mitisi M., Y. Mitisi, G. Oppenheim et J. Poggi, "Les ondelettes et leur applications", Paris : Hermès Science Publications (2003),
- [MOR78] J. J. Moré, 'The Levenberg-Marquardt algorithm: Implementation and theory', Numerical analysis, Vol. 630, pp. 105-116, 1978, doi.org/10.1007/BFb0067700
- [MOR82] J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau and D. Giard, 'Wave propagation and sampling theory; Part I, Complex signal and scattering in multilayered media', geophysics, Vol. 47, N° 2, 1982, doi.org/10.1190/1.1441328
- [MOU14] S. Mounir, Y. Maaloufa, A. Cherki and A. Khabbazi, 'Thermal properties of the composite material clay/granular cork', Construction and Building Materials, Vol. 70, N° 15, pp. 183-190, 2014, doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2014.07.108
- [MYI04] S. W. Myint, N. S. N. Lam, and J. M. Tyler, 'Wavelets for Urban Spatial Feature Discrimination: Comparisons with Fractal, Spatial Autocorrelation, and Spatial Co-Occurrence Approaches' Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 10, N° 7, pp. 803-812, 2004, doi.org/10.14358/PERS.70.7.803
- [NBN08] Norme NBN B 62-002, 2008, Annexe VII, Document de référence pour les pertes par transmission. Règles pour le calcul des pertes par transmission dans le cadre de la réglementation PEB, Brussels, 2008.
- [NI08] C. Ni, Q. Li and L. Z. Xia, 'A novel method of infrared image denoising and edge enhancement' Signal Processing, Vol. 88, N°6, pp 1606-1614, 2008, doi.org/10.1016/j.sigpro.2007.12.016
- [NIB86] W. Niblack, 'An introduction to digital image processing' Prentice-Hall International Inc (1986).
- [ORL11] H.R.B. Orlande, O. Fudym, D. Maillet, R. M. Cotta, 'Thermal measurements and inverse techniques' CRC Press, Taylor & Francis Group, 2011
- [OTS79] N. Otsu, 'A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms' IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, Vol. 9, N° 1, Jan. 1979, doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076
- [PAE15] W. V. Paepegem, 'Fatigue testing and online inspection of carbon textile composites for aeronautical applications' Fatigue of Textile Composites, A volume in Woodhead Publishing Series in Composites Science and Engineering, 2015, Pages 353-382, doi.org/10.1016/B978-1-78242-281-5.00015-8
- [PAL93] N.R. Pal and D. Bhandari, 'Image thresholding: some new techniques' Signal Processing, Vol. 33, N° 2, August 1993, pp. 139-158, [doi.org/10.1016/0165-1684\(93\)90107-L](https://doi.org/10.1016/0165-1684(93)90107-L)
- [PAL96] P. L. Palmer, H. Dabis and J. Kittler, 'A performance measure for boundary detection algorithms' Computer Vision and Image Understanding, Vol. 63, N° 3, pp 476-494, 1996, doi.org/10.1006/cviu.1996.0036

- [PAR61] W.J. Parker, R.J. Jenkins, C.P. Butler and G.L. Abbott, 'Flash method of determining thermal diffusivity, heat capacity, and thermal conductivity' J. Appl. Phys., 32, 9, 1961, 1679-1684, doi.org/10.1063/1.1728417
- [PFE06] T. Pfeifer, M. Benz, B. Engelmann and P. Hafner, 'High precision ultrasonic on-machine measurement' Measurement, Volume 39, Issue 5, June 2006, Pages 407–414, doi.org/10.1016/j.measurement.2005.11.026
- [PIZ06] A. Pizurica and W. Philips, 'Estimating the probability of the presence of a signal of interest in multiresolution single- and multiband image denoising', IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 15, N° 3, pp 654-665, 2006, doi.org/10.1109/TIP.2005.863698
- [PLO14] M-A. Ploix, P. Guy, B. Chassignole, J. Moysan, G. Corneloup and R. El Guerjouma, 'Measurement of ultrasonic scattering attenuation in austenitic stainless steel welds: Realistic input data for NDT numerical modelling' Volume 54, Issue 7, September 2014, Pages 1729-1736, doi.org/10.1016/j.ultras.2014.04.005
- [PUN09] C. Pun and H. Zhu, 'Textural Image Segmentation Using Discrete Cosine Transform' In Proceedings of the 3rd International Conference on Communications and Information Technology (CIT'09), pp 54-58, Vouliagmeni, Athens, Greece, Dec 2009
- [RAJ02] B. Raj, T. Jayakumar, M. Thavasimuthu, 'Practical Non-destructive Testing' second edition, pp 27-54, Woodhead Publishing (2002)
- [RAJ11] V.N. P. Raj and T. Venkateswarlu, 'Denoising of medical images using undecimated wavelet transform' IEEE on Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS'11), 22-24 Sept. 2011, Trivandrum, India, doi.org/10.1109/RAICS.2011.6069359
- [REY85] W.N Reynolds, 'Non-destructive testing (NDT) of fibre-reinforced composite materials' Materials & Design, Volume 5, Issue 6, December 1984–January 1985, Pages 256-270, [doi.org/10.1016/0261-3069\(85\)90110-4](https://doi.org/10.1016/0261-3069(85)90110-4)
- [ROE01] J. B.T.M. Roerdink and A. Meijster, 'The watershed transform: definitions, algorithms and parallelization strategies', Fundamenta Informaticae, Vol. 41, pp 187-228, 2001
- [ROG00] A. Rogalski, 'Infrared Detectors', CRC Press, Vol. 10, de Electrocomponent science monographs, 2000.
- [ROS12] L. S. Rosado, T. G. Santos, P. M. Ramos, P. Vilaça, M. Piedade, 'A differential planar eddy currents probe: Fundamentals, modeling and experimental evaluation' NDT & E International, Volume 51, October 2012, Pages 85–93, doi.org/10.1016/j.ndteint.2012.06.010
- [SAH88] P.K. Sahoo, S. Soltani, and A. K. C. Wong, 'A survey of thresholding techniques', Computer Vision, Graphics, and Image Processing, (CVGIP), Vol. 41, pp. 233-260, 1988.
- [SAL06] A. Al Saleh and A. Al Zaart, 'Unsupervised learning technique for skin images segmentation using a mixture of Beta distributions' 3rd International Conference on Biomedical Engineering, pp 304-307, Kuala Lumpur 2006, doi.org/10.1007/978-3-540-68017-8_78
- [SAP17] S.M. Sapuan, 'Composite Materials - Concurrent Engineering Approach' Butterworth-Heinemann, 1st Edition, Chapter 4, Pages 95–139 (2017),

- doi.org/10.1016/B978-0-12-802507-9.00004-0
- [SAU00] J. Sauvola, M. Pietikainen, ‘Adaptative document image binarization’, Pattern Recognition, Vol. 33, N° 2, pp 225-236, 2000, [doi.org/10.1016/S0031-3203\(99\)00055-2](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(99)00055-2)
- [SAU97] J. Sauvola, T. Seppanen, S. Haapakoski and M. Pietikainen, ‘Adaptive document binarization’, On Proceedings of the Fourth International Conference, Document Analysis and Recognition, 1997, doi.org/10.1109/ICDAR.1997.619831
- [SCA07] C. Scarponi, A.M. Perillo, L. Cutillo, C. Foglio, ‘Advanced TTT composite materials for aeronautical purposes: Compression after impact (CAI) behaviour’ Composites Part B: Engineering, Volume 38, Issue 2, March 2007, Pages 258–264, doi.org/10.1016/j.compositesb.2006.03.014
- [SCH02] J. Scharcanski, C.R. Jung, R.T. Clarke, Adaptive image denoising using scale and space consistency, IEEE Transactions on Image Processing 11 (9) (2002) 1092–1101, doi.org/10.1109/TIP.2002.802528
- [SEG01] A. E. Segall, ‘Solutions for the correction of temperature measurements based on beaded thermocouples’, International Journal of Heat and Mass Transfer, Vol. 44, N° 15, pp. 2801-2808, 2001, [doi.org/10.1016/S0017-9310\(00\)00327-6](https://doi.org/10.1016/S0017-9310(00)00327-6)
- [SEL16] E. Selver, P. Potluri, P. Hogg and C. Soutis, ‘Impact damage tolerance of thermoset composites reinforced with hybrid commingled yarns’ Composites Part B 91 (2016) 522-538, doi.org/10.1016/j.compositesb.2015.12.035
- [SER06] J. Serra, ‘A lattice approach to image segmentation’, Journal of Mathematical Imaging and Vision, 24, N° 1, pp 83–130, 2006, doi.org/10.1007/s10851-005-3616-0
- [SEZ04] M. Sezgin and B. Sakur, Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation’ Journal of Electronic Imaging, Vol. 13, N° 1, 146–165, 2004, doi.org/10.1117/1.1631315.
- [SHI07] F. Shia, I. W. Selesnick, ‘An elliptically contoured exponential mixture model for wavelet based image denoising’ Appl. Comput. Harmon. Anal. 23 (2007) 131–151, doi.org/10.1016/j.acha.2007.01.007
- [SHI89] F. Shimura, ‘Semiconductor Silicon Crystal Technology’ by Academic Press INC, 1989, 1989, Pages 82–113, doi.org/10.1016/B978-0-12-640045-8.50008-2
- [SHU10] P. K. Shukla, ‘Levenberg-Marquardt Algorithms for Nonlinear Equations, Multi-objective Optimization, and Complementarity Problems’, Shaker, 2010
- [SIL84] M.G. Silk, ‘Ultrasonic transducers for non-destructive testing’ Adam Hilger Ltd., Accord, MA, 1984.
- [SNY90] W. Snyder, G. Bilbro, A. Logenthiran and S. Rajala, ‘optimal thresholding - a new approach’ Pattern Recognition Letters, Vol. 11, N° 12, December 1990, P. 803-809, [doi.org/10.1016/0167-8655\(90\)90034-Y](https://doi.org/10.1016/0167-8655(90)90034-Y)
- [STA06] J.-L. Starck F. Murtagh, ‘Astronomical Image and Data Analysis’, Springer, 2nd Edition, (September 25, 2006)

- [STE70] H. Stehfest, 'Algorithm 368: Numerical inversion of Laplace transforms [D5]', Communications of the ACM, Vol.13, N° 1, pp.47-49, 1970, ACM New York, USA, doi.org/10.1145/361953.361969
- [STE81] C. M. Stein, 'Estimation of the mean of a multivariate normal distribution' Ann. Statist., vol. 9, N° 6, pp. 1135–1151, 1981, doi.org/10.1214/aos/1176345632
- [STI07] D. Stifter, M. Wurm, K. Wiesauer, K. Nagel, M. Pircher, E. Götzinger et C. Hitzenberger, 'Spectral-domain optical coherence tomography : a novel and fast tool for NDT' In IVth NDT in Progress, Novembre 05-07, 2007, Prague, Czech, Republic, http://www.ndt.net/article/ENDTdays2007/ndt_in_progress/25.pdf.
- [TAK12] E. Takeshi, 'Chapiter 4 - Defects in Crystals and Crystallographically Challenged Materials' Pergamon Materials Series, Vol. 16, 2012, pp. 371-405, doi.org/10.1016/B978-0-08-097133-9.00009-5
- [TAK95] K. Takahashi, H. Nakatani and K. Abe, 'Color image segmentation using ISODAT clustering method' 2nd Asian Conference on Computer Vision, Vol 1, pp. 523-527, 1995.
- [TAM15] C. Tamalika 'Medical image processing Advanced Fuzzy Set Theoretic Techniques' CRC Press, the Taylor & Francis Group (2015).
- [TAN09] V. A. Thang, 'Endommagement de stratifiés aéronautiques à fibres de carbone et matrice polymère soumis à des chargements monotones ou cycliques à plusieurs températures. Essais et modélisation' Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure de Mécanique et d'Aérotechnique, 2009, Poitiers, France.
- [THI13] C. THIERY, 'Tomographie à rayons X' Techniques de l'Ingénieur, P 950v3, Décembre 2013.
- [THO06] J. Thompson, Global review of qualification and certification of personnel for NDT and condition monitoring, in: 12th A-PCNDT 2006 e Asia-Pacific Conference on NDT. Auckland, New Zealand, 2006.
- [TOR86] V. Torre and T. Poggio, 'On edge detection', IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, N° 2, pp 147-163, 1986, doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767769
- [TRE00] A. Tremeau, P. Colantoni, 'Regions adjacency graph applied to color image segmentation', IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 9, N° 4, pp 735 – 744, 2000, doi.org/10.1109/83.841950
- [TRE97] A. Tremeau and N. Bore, 'A region growing and merging algorithm to color segmentation' Pattern Recognition, Vol. 30, N° 7, pp. 1191-1203, 1997, [doi.org/10.1016/S0031-3203\(96\)00147-1](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(96)00147-1)
- [TRI88] J. C. Trigeassou, 'Recherche de modèles expérimentaux assistée par ordinateur', Tec & Doc, Collection informatique - Prépas-Université, 1988.
- [TRI95] O.D. Trier and A.K. Jain, 'Goal-directed evaluation of binarization methods', IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 17, N° 12, pp 1191-1201, 1995, doi.org/10.1109/34.476511
- [TUA06] T. Huang, G. Zhang, T. Guerrero, G. Starkschall, K. Lin, K. Forster, 'Semi-automated CT segmentation using optic flow and Fourier interpolation techniques' Computer

- Methods and Programs in Biomedicine, Vol. 84, N° 2–3, 2006, doi.org/10.1016/j.cmpb.2006.09.003
- [UNS03] M. Unser, A. Aldroubi, A. Laine Special issue on Wavelets in Medical Imaging, IEEE Trans. Medic. Imag., Mars 2003
- [VAG09] A.Vageswar, K. Balasubramaniam, C.V. Krishnamurthy, T. Jayakumar, B. Raj ‘Periscope infrared thermography for local wall thinning in tubes’ NDT&E International 42 (2009) 275–282, doi.org/10.1016/j.ndteint.2008.11.008
- [VAV15] V. P. Vavilov, D. D. Burleigh ‘Review of pulsed thermal NDT: Physical principles, theory and data processing’ NDT&E International 73 (2015) 28–52, doi.org/10.1016/j.ndteint.2015.03.003
- [VEL13] A. K. Velmurugan and R. J. Kannan, ‘Wavelet analysis for medical image denoising based on thresholding techniques’, International Conference on Current Trends in Engineering and Technology (ICCTET’13), July 3, 2013, Coimbatore, India, doi.org/10.1109/ICCTET.2013.6675949
- [VIN91] L. Vincent et P. Soille, ‘Watersheds in digital spaces : An efficient algorithm based on immersion simulations’, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, N° 6, pp 583–598, 1991, doi.org/10.1109/34.87344
- [WAT84] L. T. Watson, K. Arvind, R. W. Ehrich, R.M. Haralick, ‘Extraction of lines and regions from grey tone line drawing images’, Pattern Recognition, Vol.17, N°5, pp 493–507, 1984, [doi.org/10.1016/0031-3203\(84\)90047-5](https://doi.org/10.1016/0031-3203(84)90047-5)
- [WEN01] W.G. Weng, W.C. Fan, G.X. Liao and J. Qin, ‘Wavelet-based image denoising in (digital) particle image velocimetry’ Signal Processing 81 (2001) 1503–1512, [doi.org/10.1016/S0165-1684\(01\)00047-0](https://doi.org/10.1016/S0165-1684(01)00047-0)
- [WIL11] J. Williams, ‘Thermocouple measurement’, Analog Circuit Design, A Tutorial Guide to Applications and Solutions, pp. 596–613, 2011, doi.org/10.1016/B978-0-12-385185-7.00030-5
- [WU92] Y. Wu and H. Maître, ‘Smoothing speckled synthetic aperture radar images by using maximum homogeneous region filter’, Optical Engineering, Vol. 31, N° 8, pp.1785–1792, 1992, doi.org/10.1117/12.59897
- [XIN12] J. Xin, N. Lei, L. Udpa, S. S. Udpa, ‘Rotating field eddy current probe with bobbin pickup coil for steam generator tubes inspection’ NDT & E International, Volume 54, March 2013, Pages 45–55, doi.org/10.1016/j.ndteint.2012.12.002
- [YAN06] B.F.Yan A.Miyamoto E. Brühwiler, ‘Wavelet transform-based modal parameter identification considering uncertainty’, Journal of Sound and Vibration, Vol. 291, N° 1–2, pp 285–3012006, doi.org/10.1016/j.jsv.2005.06.005
- [YAZ16] N. Yazdani and E. Brown, ‘3 – Carbon nanofibers in cement composites: Mechanical reinforcement’ Innovative Developments of Advanced Multifunctional Nanocomposites in Civil and Structural Engineering, 2016, pages 47–58, doi.org/10.1016/B978-1-78242-326-3.00003-8

- [YOU92] H. Youlal, M. Janati-Idrissi, M. Najim, 'Two-dimensional joint process lattice for adaptive restoration of images' IEEE Trans. Image Processing, Vol. 1, N° 3, July 1992, doi.org/10.1109/83.148609
- [YOU94] H. Youlal, M. Janati-Idrissi, M. Najim, 'Modélisation paramétrique en traitement d'images' Masson (1994).
- [ZAA10] A. El-Zaart, 'Images thresholding using ISODATA technique with gamma distribution' Pattern Recognition and Image Analysis, Vol. 20, N° 1, pp 29–41, 2010, doi.org/10.1134/S1054661810010037
- [ZAP10] M. A. Zapara, N. D. Tutyshkin, W. H. Müller and R. Wille, 'Experimental study and modeling of damage of Al alloys using tensor theory' Continuum Mechanics and Thermodynamics, February 2010, Volume 22, Issue 2, pp 99–120, doi.org/10.1007/s00161-009-0134-0
- [ZHA14] C. Zhang, '23 - Life cycle assessment (LCA) of fibre reinforced polymer (FRP) composites in civil applications' Eco-efficient Construction and Building Materials, (LCA), Eco-Labeling and Case Studies, 2014, pages 565–591, doi.org/10.1533/9780857097729.3.565
- [ZHO17] D. Zhou, M. Pan, Y. He, B. Du, 'Stress detection and measurement in ferromagnetic metals using pulse electromagnetic method with U-shaped sensor' Measurement, Volume 105, July 2017, Pages 136–145, doi.org/10.1016/j.measurement.2017.04.001

INDEX

- A**
agents certifiés, **23**
algorithme du gradient, **64**
approximation, **123**
- B**
binarisation, **172, 174**
- C**
Canny, **85, 170, 171, 172, 174, 176**
capteur thermique surfacique, **144, 145**
certification, **22**
conductivité thermique, **52**
contraste thermique, **151, 158, 159, 183**
couples thermoélectriques, **48**
courants de Foucault, **30**
critères de segmentation, **77**
croissance de régions, **98, 100, 180**
- D**
débruitage, **167**
dé laminage, **16**
Deriche, **87**
détail du signal, **123**
détecteur de gradient, **82**
détection de contours, **79**
diffusivité thermique, **52, 55, 58, 62, 149, 161**
division-fusion, **102, 103**
- E**
écart-type, **148, 152, 183**
effusivité thermique, **53**
émission acoustique, **27**
examen Visual, **25**
- F**
fissurations, **16**
- fonction échelle, **122**
- G**
Gauss-Newton, **65**
- H**
harmonisation des certifications, **21**
- I**
image thermique, **164, 166**
infrarouge, **49, 163**
- K**
Kirsh, **84**
K-moyennes, **95, 97, 178**
- L**
Levenberg-Marquardt, **65**
ligne de partage des eaux, **103**
- M**
macro-défauts, **14**
magnétoscopie, **29**
Mesure par contact, **47**
Mesure sans contact, **49**
méthode des quadripôles, **59**
méthode flash, **53, 59, 146, 162**
méthode inverse, **63**
micro-défauts, **13**
MMTO, **132, 135, 170, 171, 172, 174, 176**
mode réflexion, **35**
mode transmission, **35**
multi-résolution, **121, 126**
- O**
ondelette mère, **122**
orthonormale, **122, 123**
- P**
Parker, **54**
porosité, **16**
- Prewitt, **84**
- Q**
qualification, **22**
- R**
radiographie, **31**
Ressuage, **26**
Roberts, **82**
rupture de fibre, **16**
- S**
segmentation par seuillage, **89, 95, 176**
sensibilité, **66**
seuillage doux, **130**
seuillage doux ou dur, **167, 168**
seuillage dur, **130**
shearographie, **33**
Sobel, **83**
- T**
température moyenne, **153, 183**
température normalisée, **148**
temps-fréquence, **119**
thermocouples K, **144**
thermogrammes, **148, 150**
tomographie, **32**
Transfert par conduction, **50**
Transfert par convection, **51**
Transfert par rayonnement, **51**
transformée en ondelettes, **116, 118**
transformée en ondelettes dyadique, **117**
- U**
ultrasons, **28**

RESUME :

Ce travail de recherche est une contribution aux techniques avancées de traitement et d'analyse multi-résolution d'images par transformée en ondelettes et à leur intégration au contrôle non destructif. La conception et la réalisation d'un système de détection des hétérogénéités dans les matériaux par la méthode flash thermique transitoire en mode transmission constituent son volet pratique. La mise en œuvre des algorithmes avancés de segmentation, débruitage et de classification sur les images infrarouges a permis d'augmenter le pouvoir de détection de défauts du système de CND expérimental et d'en améliorer nettement l'efficacité. La méthode thermographique adoptée opère selon deux modes de mesure de température locale (avec ou sans contact). Pour le mode avec contact, un capteur thermique surfacique composé d'une matrice de 7x7 thermocouples a été développé. La comparaison des champs thermiques de la diffusivité et du contraste maximal estimés à partir des thermogrammes locaux mesurés ont permis d'élaborer un système thermique de détection des défauts. Pour le mode sans contact, le capteur thermique utilisé est un imageur infrarouge haute résolution. L'utilisation du module maxima de la transformée en ondelettes MMTO apporte davantage de précision et de clarté à la démarcation des défauts détectés en comparaison avec toutes les autres approches de segmentation étudiées. Une légère amélioration est aussi obtenue après débruitage des images thermiques. L'impact de ces traitements avancés sur le pouvoir et l'efficacité du CND par thermographie est clairement mis en évidence. Les perspectives restent attractives tant sur le plan théorique (version 3D, réduction de la complexité algorithmique, etc.) que sur le plan des extensions pratiques et des domaines d'applications.

Mots-clefs : Analyse multi-résolution, Champ thermique, Contrôle non destructif, Méthode flash, Segmentation d'images infrarouges

ABSTRACT:

This research work is mainly a contribution to the advanced techniques of image processing and multi-resolution analysis using the wavelet transform and their integration in a non-destructive testing system. The practical fold concerns the design and realization of a detection system of heterogeneities in materials based on the transient flash method in transmission mode. The implementation of advanced algorithms for segmentation, de-noising and classification of thermal images increase the performance of the experimental NDT system for defects detection and improve clearly its efficiency. The selected thermo-graphic method operates in two modes for local temperature measurement (with contact or contactless). For the contact mode, we designed and realized a surface thermal sensor composed of a 7x7 thermocouples matrix. Comparison of the thermal fields of the diffusivity and the maximum contrast estimated from the measured local thermographs made it possible to elaborate a thermal system of detection of the defects. For the contactless mode, the used thermal sensor is a high-resolution infrared imager. The use of the Wavelet Transform Modulus Maxima (WTMM) brings more precision and clarity to the demarcation of detected defects compared to all other available segmentation approaches. A slight improvement is also obtained after de-noising the thermal images. The impact of the advanced processing on the capacity and efficiency of the thermo-graphic based NDT is clearly demonstrated. Attractive perspectives may concern the algorithmic issues (3D version, complexity reduction, etc.) and both the practical extensions and fields of applications.

Keywords: Flash method, Infrared images segmentation, Multi-resolution analysis, Non-destructive testing, Thermal field