

ANALYSE D'IMAGES RADIOSCOPIQUES ET FUSION D'INFORMATIONS MULTIMODALES POUR L'AMELIORATION DU CONTROLE DE PIECES DE FONDERIE.

Thèse

Présentée devant
L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon

Pour obtenir
Le grade de Docteur

Formation doctorale : Images et Systèmes
École doctorale : Électronique, Electrotechnique, Automatique de Lyon

Par
Gwenaële LECOMTE
(Ingénieur INSA)

Soutenue le 20 décembre 2005 devant la Commission d'examen

Jury

	D. BABOT	Professeur (CNDRI - INSA de Lyon)
Rapporteur	J-M. BECKER	Professeur (CPE - Lyon)
	Ph. BOLON	Professeur (LISTIC - Univ. De Savoie)
	V. KAFTANDJIAN	Maître de Conférence (CNDRI - INSA de Lyon)
Rapporteur	M. ROMBAUT	Professeur (LIS- Univ. J Fourier - Grenoble)
	F. TRUCHETET	Professeur (LE2I - IUT Le Creusot)

Membres invités :

W. ARNOLD	Professeur Univ. Saarbrücken - Institut FRAUNHOFER
E. CENDRE-PEARSON	Chercheur (RISOE – Roskilde)
V. REBUFFEL	Chercheur (CEA LETI - Grenoble)

ANALYSE D'IMAGES RADIOSCOPIQUES ET FUSION D'INFORMATIONS MULTIMODALES POUR L'AMELIORATION DU CONTROLE DE PIECES DE FONDERIE.

Résumé

Dans le cadre d'un projet du 5^{ème} PCRD Européen, une machine de contrôle non destructif a été développée pour des pièces de fonderie, combinant trois techniques : la radioscopie, la spectrométrie et la vibration. Nous présentons dans ce rapport de thèse le traitement des images radioscopiques, utilisant le filtre morphologique du chapeau haut de forme et le seuillage par hysteresis. Des caractéristiques sont extraites automatiquement des objets détectés pour les classer en fausse alarme ou en défaut. L'analyse des caractéristiques est réalisée avec l'étude des courbes ROC. Un indice de confiance est calculé à partir de trois caractéristiques. Il donne une bonne performance de classification entre défaut et fausse alarme pour les 684 images analysées.

Grâce à la modélisation du banc radioscopique que nous avons développée, les objets sont mis en correspondance géométrique (3D) avec ceux détectés dans les trois autres images de la même pièce, prises sous des angles différents.

La fusion des trois modalités de contrôle se déroule en trois étapes successives, entre les images radioscopiques, puis avec la spectrométrie, et enfin avec l'analyse vibratoire. La théorie de Dempster - Shafer a été choisie pour la fusion afin de modéliser la part de doute liée aux informations. Nous présentons la méthodologie de calcul des jeux de masses pour les 3 étapes successives de fusion : au niveau local pour chaque objet détecté dans les images radioscopiques, puis pour les volumes de mesures en spectrométrie, puis au niveau global de la pièce pour le contrôle vibratoire. Le cadre de discernement est adapté à chaque étape de fusion. Les résultats obtenus montrent l'intérêt de la fusion des images radioscopiques entre elles qui augmente la part de confiance attachée à chaque défaut détecté. Les autres modalités de contrôle demandent à être améliorées pour que la fusion soit intéressante. Les premiers résultats montrent un manque de fiabilité de ces deux modalités.

Mots-Clés: Images radioscopiques; traitement d'image; fusion de données; théorie de l'évidence de Dempster-Shafer.

RADIOSCOPIC IMAGE ANALYSIS AND MULTIMODAL FUSION FROM IMPROVING CASTING SAMPLE CONTROL.

Abstract

In the frame of the 5th european PCRD, a non destructive control machine was developed to control casting samples by merging three techniques : radioscopy, spectrometry and vibration. We present in this report the image processing based on the top hat morphological and the hysteresis filters. Features are automatically extracted to classified detected objects as defect or false alarm. A confidence defect index is calculated with three features and gives good classification performance for the 684 analysed images.

Thanks to the explicit geometric model developed for the X rays control system, the detected objects are matched with objects from the three others images, taken with other sample orientations.

The three non destructive techniques are fused with the Dempster-Shafer theory, which takes into account the information ignorance. The fusion is done in three steps : first between radioscopic detected objects, secondly between radioscopic and spectrometric objets and to finish at the sample level with the vibration analysis. For each control, the confidence level estimations are presented, respectively at the detected objet level, at the control volume level and at the sample level. The frame of decision is adapted for each step.

Results show that the fusion of radioscopic detected objets together increases the defect hypothese confidence. The spectrometry and vibration techniques must be improved to supply reliable information.

Mots-Clés: Image processing, radioscopic image, data fusion, evidence theory of Dempster-Shafer.

SIGLE	ECOLE DOCTORALE	NOM ET COORDONNEES DU RESPONSABLE
	<u>CHIMIE DE LYON</u> Responsable : M. Denis SINOUE	M. Denis SINOUE Université Claude Bernard Lyon 1 Lab Synthèse Asymétrique UMR UCB/CNRS 5622 Bât 308, 2 ^{ème} étage 43 bd du 11 novembre 1918 69622 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04.72.44.81.83 Fax : 04 78 89 89 14 sinou@univ-lyon1.fr
E2MC	<u>ECONOMIE, ESPACE ET MODELISATION DES COMPORTEMENTS</u> Responsable : M. Alain BONNAFOUS	M. Alain BONNAFOUS Université Lyon 2 14 avenue Berthelot MRASH M. Alain BONNAFOUS Laboratoire d'Economie des Transports 69363 LYON Cedex 07 Tél : 04.78.69.72.76 Alain.bonnafous@ish-lyon.cnrs.fr
E.E.A.	<u>ELECTRONIQUE, ELECTROTECHNIQUE, AUTOMATIQUE</u> M. Daniel BARBIER	M. Daniel BARBIER INSA DE LYON Laboratoire Physique de la Matière Bâtiment Blaise Pascal 69621 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04.72.43.64.43 Fax 04 72 43 60 82 Daniel.Barbier@insa-lyon.fr
E2M2	<u>EVOLUTION, ECOSYSTEME, MICROBIOLOGIE, MODELISATION</u> http://biomserv.univ-lyon1.fr/E2M2 M. Jean-Pierre FLANDROIS	M. Jean-Pierre FLANDROIS UMR 5558 Biométrie et Biologie Evolutive Equipe Dynamique des Populations Bactériennes Faculté de Médecine Lyon-Sud Laboratoire de Bactériologie BP 1269600 OULLINS Tél : 04.78.86.31.50 Fax 04 72 43 13 88 E2m2@biomserv.univ-lyon1.fr
EDIIS	<u>INFORMATIQUE ET INFORMATION POUR LA SOCIETE</u> http://www.insa-lyon.fr/ediis M. Lionel BRUNIE	M. Lionel BRUNIE INSA DE LYON- EDIIS Bâtiment Blaise Pascal 69621 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04.72.43.60.55 Fax 04 72 43 60 71 ediis@insa-lyon.fr
EDISS	<u>INTERDISCIPLINAIRE SCIENCES-SANTE</u> http://www.ibcp.fr/ediss M. Alain Jean COZZONE	M. Alain Jean COZZONE IBCP (UCBL1) 7 passage du Vercors 69367 LYON Cedex 07 Tél : 04.72.72.26.75 Fax : 04 72 72 26 01 cozzone@ibcp.fr
	MATERIAUX DE LYON http://www.ec-lyon.fr/sites/edml M. Jacques JOSEPH	M. Jacques JOSEPH Ecole Centrale de Lyon Bât F7 Lab. Sciences et Techniques des Matériaux et des Surfaces 36 Avenue Guy de Collongue BP 163 69131 ECULLY Cedex Tél : 04.72.18.62.51 Fax 04 72 18 60 90 Jacques.Joseph@ec-lyon.fr
Math IF	<u>MATHEMATIQUES ET INFORMATIQUE FONDAMENTALE</u> http://www.ens-lyon.fr/MathIS M. Franck WAGNER	M. Franck WAGNER Université Claude Bernard Lyon1 Institut Girard Desargues UMR 5028 MATHEMATIQUES Bâtiment Doyen Jean Braconnier Bureau 101 Bis, 1 ^{er} étage 69622 VILLEURBANNE Cedex Tél : 04.72.43.27.86 Fax : 04 72 43 16 87 wagner@desargues.univ-lyon1.fr
MEGA	<u>MECANIQUE, ENERGETIQUE, GENIE CIVIL, ACOUSTIQUE</u> http://www.lmfa.ec-lyon.fr/autres/MEGA/index.html M. François SIDOROFF	M. François SIDOROFF Ecole Centrale de Lyon Lab. Tribologie et Dynamique des Systèmes Bât G8 36 avenue Guy de Collongue BP 163 69131 ECULLY Cedex Tél : 04.72.18.62.14 Fax : 04 72 18 65 37 Francois.Sidoroff@ec-lyon.fr

TABLE DES MATIERES

1	INTRODUCTION	7
2	CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR RAYONNEMENT X	11
3	MACHINE DE CONTROLE	27
4	ANALYSE D'IMAGE	47
5	MISE EN CORRESPONDANCE D'OBJETS DETECTES DANS PLUSIEURS IMAGES RADIOSCOPIQUES	82
6	FUSION D'INFORMATIONS	88
7	CONCLUSION ET PERSPECTIVES	122
8	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	128
9	LISTE DES FIGURES	135
10	LISTE DES TABLEAUX	139
11	ANNEXES	140

TABLE DES MATIERES

TABLE DES MATIERES

1	INTRODUCTION	7
2	CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR RAYONNEMENT X	11
2.1	Généralités sur les méthodes de CND	11
2.2	Nature physique du rayonnement X	14
2.2.1	Effet photoélectrique	16
2.2.2	Effet Compton	16
2.3	Principe du contrôle par transmission (radioscopie et spectrométrie)	17
2.3.1	Loi d'atténuation des rayons X	18
2.3.2	Eléments d'une chaîne de contrôle par rayons X	19
2.3.3	Détermination de la qualité des acquisitions	23
3	MACHINE DE CONTROLE	27
3.1	Description de la pièce étudiée	27
3.2	Description des défauts	28
3.3	Description de la machine de contrôle	30
3.3.1	Radioscopie	33
3.3.2	Spectrométrie	35
3.3.3	Le contrôle vibratoire	37
3.4	Modèle géométrique du banc radioscopique	39
3.4.1	Définition et détermination des repères	40
3.4.2	Changements de repère	41
3.4.3	Incertitudes sur les coordonnées des points	44
3.5	Conclusion	46
4	ANALYSE D'IMAGE	47
4.1	Bibliographie	47
4.2	Procédure de traitement développée	50
4.2.1	Filtrage du bruit	50
4.2.2	Filtrage morphologique chapeau haut de forme	51
4.2.3	Régions d'intérêt	52
4.2.4	Seuillage par hystérésis	52
4.2.5	Performance du traitement d'image	53

TABLE DES MATIERES

4.3	Définition des caractéristiques extraites.....	54
4.3.1	Bibliographie.....	54
4.3.2	Analyse des caractéristiques extraites.....	55
4.3.3	Facteur de forme en niveaux de gris.....	58
4.3.4	Distance Dt.....	59
4.4	Performance des caractéristiques extraites.....	60
4.4.1	Analyse.....	60
4.4.2	Mesure de performance avec les courbes ROC.....	65
4.4.3	Discrimination défauts / FAs.....	69
4.4.4	Définition d'un Indice de Confiance Défaut.....	76
4.4.5	Comparaison des routines R1 et R2.....	77
4.4.6	Classification des différents types de défaut.....	78
4.5	Conclusion.....	80
5	<i>MISE EN CORRESPONDANCE D'OBJETS DETECTES DANS PLUSIEURS IMAGES RADIOSCOPIQUES.....</i>	82
5.1	Bibliographie.....	82
5.2	Mise en correspondance de deux objets détectés.....	84
5.2.1	Distance entre droites.....	84
5.2.2	Incertitudes.....	85
5.3	Résultats.....	85
5.4	Conclusion.....	86
6	<i>FUSION D'INFORMATIONS.....</i>	88
6.1	Qu'est-ce que la fusion d'information ?.....	88
6.1.1	Fusion appliquée au CND.....	88
6.1.2	Caractéristiques de l'information.....	90
6.2	Les principales théories de fusion.....	91
6.2.1	Notations.....	91
6.2.2	La théorie des probabilités ou de Bayes.....	92
6.2.3	Théorie des possibilités et des ensembles flous.....	93
6.2.4	La théorie de l'Evidence / Dempster-Shafer.....	94
6.2.5	Comparaison des théories des Possibilités et de l'Evidence.....	97
6.3	Fusion des trois modalités de contrôles.....	98
6.3.1	1 ^{ère} étape : Fusion des informations radioscopiques.....	100

TABLE DES MATIERES

6.3.2	2 ^{ème} étape : Fusion des informations de spectrométrie et de radioscopie	104
6.3.3	3 ^{ème} étape : Fusion X et vibration.....	112
6.3.4	Décision	117
6.4	Discussion	119
7	<i>CONCLUSION ET PERSPECTIVES</i>	<i>122</i>
8	<i>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....</i>	<i>128</i>
9	<i>LISTE DES FIGURES</i>	<i>135</i>
10	<i>LISTE DES TABLEAUX</i>	<i>139</i>
11	<i>ANNEXES.....</i>	<i>140</i>

1 INTRODUCTION

Les méthodes de contrôle non destructif (CND) ont fait l'objet de nombreuses recherches et développements au cours de ces trente dernières années, afin de répondre aux *exigences* de plus en plus élevées sur la qualité des matériaux et des composants issus de divers secteurs industriels :

- sur l'identification des *défauts*, apparaissant lors de la fabrication mais aussi tout au long de la *vie* du composant,
- pour garantir les critères d'acceptation définis dans les normes, qui se sont progressivement imposées à tous les fabricants pour respecter les lois nationales et (ou) directives internationales, notamment européennes et américaines,
- sur la fréquence des contrôles qui, petit à petit pour certains secteurs (industrie pétrochimique, aéronautique, automobile, armement), est passée d'un contrôle partiel par sondage à un contrôle de 100% de la production,
- sur les surcoûts engendrés par les contrôles CND,
- sur la rapidité de ces contrôles, pour pouvoir être réalisés en temps réel sur la chaîne de production sans en être le point d'*étranglement*, et pour permettre d'intervenir le plus rapidement possible sur les paramètres d'élaboration des pièces,
- et enfin sur le taux de fausses alarmes qui, bien entendu, doit être le plus faible possible.

Les méthodes d'investigation *volumiques*, radiologie par rayonnement (essentiellement par rayons X) et ultrasons, ont nettement amélioré leur performance sur les différents points évoqués précédemment. Des recherches ont permis de proposer de nouvelles sources émettrices du signal (générateur X, palpeur US), de nouveaux détecteurs, notamment pour l'imagerie X (barrette et matrice de photodiodes ou d'éléments semi-conducteurs) en remplacement du film argentique. Des méthodes nouvelles de traitement et d'analyse du signal et de l'image permettent d'augmenter la qualité de l'information et la rapidité du diagnostic.

Beaucoup de ces études ont été conduites à l'échelon international. De nombreux projets européens, des 3^{ème}, 4^{ème} et 5^{ème} Programmes Cadre de Recherche et Développement de l'Union Européenne, ont eu pour objectifs l'amélioration des méthodes de CND volumiques mais aussi *surfacielles*, comme par exemple la méthode des Courants de Foucault, pour prendre en compte l'apparition de matériaux nouveaux dans l'élaboration des composants (aciers inoxydables, structures composites, céramiques). Une autre voie d'amélioration des performances du contrôle se mène sur le plan de *l'efficacité de*

détection des défauts réputés hors critères et des fausses alarmes. La voie d'amélioration la plus récente consiste à faire *la fusion d'informations* issues de différentes méthodes physiques d'investigation, pour améliorer la compréhension et l'interprétation des données. Cette voie, relativement récente, a permis notamment d'envisager la fusion entre des informations radiologique et ultrasonore appliquées au contrôle de joints soudés sur oléoducs [Dupuis1999].

C'est dans cette voie de recherche que s'inscrit l'étude que nous présentons ici, réalisée au sein du laboratoire de Contrôle Non Destructif par Rayonnements Ionisants (CNDRI) de l'INSA de Lyon. Ce laboratoire travaille sur l'ensemble de la chaîne d'imagerie par rayons X, de *l'acquisition à l'interprétation automatique* des images, en s'appuyant sur des outils de modélisation et de simulation.

C'est également dans le cadre d'un projet européen que s'est réalisé l'essentiel du travail présenté ici, le projet QUME du 5^{ème} Programme Cadre de Recherche et Développement de l'Union Européenne. Cet acronyme signifie : On-line process & **q**uality optimisation for the manufacturing of cast **m**etallic parts. Ce projet a commencé en février 2001, pour une durée de trois ans et demi. Le but était de réaliser une machine de contrôle combinant :

1. la *radioscopie*, la technique d'imagerie volumique la plus adaptée à l'examen des pièces de fonderie en alliages légers, de forme complexe et présentant de fortes variations d'épaisseur
2. à une deuxième technique par rayons X, qui ne fait pas partie de la liste traditionnelle des méthodes non destructives, la *spectrométrie*,
3. et à une troisième modalité, l'*analyse vibratoire* qui, quoique utilisée depuis longtemps, ne fait pas partie non plus de la liste habituelle des CND.

Destinée à être utilisée sur la ligne de production, cette machine devait également, grâce à une puissante base de données, permettre une autorégulation des paramètres de fabrication pour supprimer les défauts détectés. Tout ceci afin de réduire considérablement les rebuts en cours de production, permettant ainsi à l'entreprise de réduire ses coûts et d'améliorer la qualité des pièces produites. La conception et la réalisation de cette machine a nécessité de développer chacune des trois techniques de contrôle, de leur faisabilité à leur validation dans des conditions industrielles et de réaliser la combinaison des résultats des trois techniques, par fusion de données.

Outre le travail réalisé dans le cadre du projet QUME, notre recherche a porté sur la modélisation de la confiance provenant de chaque modalité d'inspection, et en particulier en radioscopie. Nous avons notamment proposé de combiner plusieurs images

radioscopiques entre elles afin d'augmenter la quantité d'information, ce qui nous a conduit à approfondir la localisation 3D des objets détectés à partir des différentes images. D'autre part nous avons analysé de façon détaillée la fiabilité associée à chaque mesure afin de calculer les jeux de masses les plus appropriés.

C'est l'ensemble de ce travail que nous présentons dans ce rapport de thèse. Tout d'abord, dans le premier chapitre, les principes du contrôle par rayonnement X et les caractéristiques d'un banc de contrôle X sont décrits. Nous présentons ensuite la machine de contrôle du projet QUME et un modèle géométrique de banc radioscopique dans le chapitre 3. Dans le chapitre suivant, le traitement d'image retenu pour cette étude est expliqué, avec l'extraction des caractéristiques des objets détectés. Le classement des objets, grâce aux caractéristiques discriminantes, est ensuite présenté. Une nouvelle technique de mise en correspondance des objets détectés dans différentes vues d'une même pièce est développée dans le chapitre 5. Ces données, issues d'images radioscopiques, vont permettre de réaliser la fusion que nous développerons dans le chapitre 6. Auparavant nous aurons décrit la fusion d'informations en général et telle qu'elle a été conçue pour le projet QUME.

PARTENAIRES DU PROJET QUME

Huit partenaires européens ont fait partie de ce consortium :

INNOSPEXION (Danemark) : coordonnateur du projet, cette société a participé à la définition des conditions de contrôle en radioscopie et en spectrométrie X et avait de plus la responsabilité de la conception de la machine de contrôle.

STAMPAL (Italie) : cette société a fourni les échantillons analysés pendant ce projet. Elle a également réalisé une étude radioscopique manuelle des pièces pour permettre une vérification des résultats obtenus pendant le projet. La société a de plus apporté son expertise pour l'interprétation des images.

CARL BRO (Danemark) : Société danoise qui a réalisé la machine de contrôle.

Laboratoire national RISOE (Danemark) : Laboratoire national danois qui a mené l'étude de faisabilité du contrôle spectrométrique. Il a également étudié la faisabilité du contrôle par rayons X en définissant notamment les conditions optimales d'acquisition. Il a participé à la caractérisation des défauts dans les échantillons par des essais destructifs.

IFG (Institut für Gießereitechnik GmbH, Allemagne) : centre d'expertise et de recherche en fonderie. Il a participé à la caractérisation des défauts et à l'analyse du rôle des paramètres de production sur l'occurrence des défauts.

Université de Liverpool (Grande Bretagne) : le département Génie Electrique a mené l'étude de faisabilité du contrôle vibratoire et mis au point une méthode de détection de défaut utilisant un réseau de neurones.

MONITION (Grande Bretagne) : cette société, spécialisée dans le contrôle vibratoire, a adapté les méthodes expérimentales développées par l'Université de Liverpool pour une utilisation industrielle. Elle a validé dans ces nouvelles conditions la faisabilité du contrôle vibratoire.

ISQ (Instituto de Soldadura e Qualidade, Portugal) : cet institut portugais a conçu et développé la structure globale des échanges d'information entre les différents éléments de la machine : la partie mécanique, le contrôle radioscopique, le contrôle spectrométrique, le contrôle vibratoire, les échanges et les traitements des données de chaque technique. ISQ a également développé les interfaces utilisateurs.

CNDRI- INSA de Lyon (France) : les tâches du CNDRI étaient dans un premier temps de définir et implémenter un traitement d'image robuste, détectant le maximum de défauts. Dans un deuxième temps nous avons défini et implémenté un algorithme de fusion des informations obtenues par les trois contrôles.

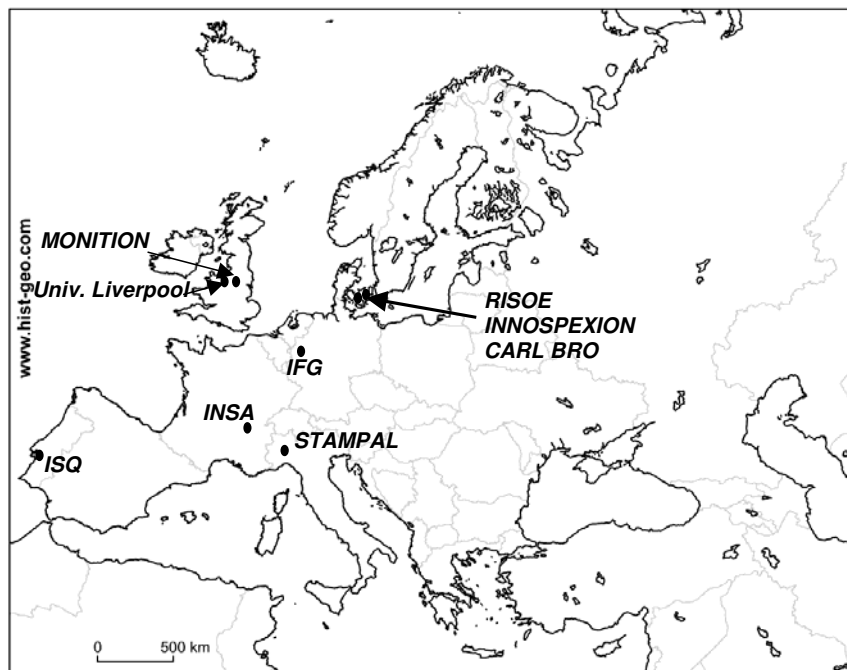


Figure 1 Situation géographique des différents partenaires du projet QUME (carte de l'Europe du site <http://www.hist-geo.com>)

2 CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR RAYONNEMENT X

2.1 Généralités sur les méthodes de CND

Une méthode de *Contrôle Non Destructif* est une technique qui permet de caractériser l'état d'intégrité d'une pièce, sans la dégrader ou sans affecter son comportement futur [Shull2002]. Ce contrôle peut être réalisé soit au moment de la production des pièces pour caractériser des défauts inhérents au processus de fabrication, soit en cours d'utilisation pour détecter l'apparition de défaut.

Domaines d'application

Les méthodes de CND ont fait l'objet d'un très fort développement à partir du début des années 70, pour répondre aux exigences de sécurité des composants de l'industrie nucléaire en France, en Europe, au Japon et aux USA. Les progrès technologiques réalisés ont permis d'introduire ces méthodes dans d'autres secteurs où les contraintes de sécurité devenaient de plus en plus répandues et imposées par des normes, codes, voire textes de loi : industrie pétrochimique, domaines de l'aéronautique et aérospatial, industrie automobile, composants électriques et électroniques. Ces méthodes se sont introduites petit à petit dans d'autres secteurs, notamment l'industrie agroalimentaire et pharmaceutique à partir des années 90.

Un certain nombre de ces méthodes se rencontre également dans le secteur médical, par exemple la radiologie X, les méthodes ultrasonores (échographie), la thermographie Infra Rouge, l'imagerie par résonance magnétique.

Les problèmes spécifiques à chacun de ces trois grands domaines : industrie des composants de structure, agroalimentaire, médical, engendrent souvent le développement de technologies particulières pour répondre aux objectifs visés, parfois transférables aux autres secteurs. Ce fut le cas de la tomographie X (scanner médical), aujourd'hui répandue dans le secteur industriel.

L'utilisation appropriée d'une technique de CND dépend :

- de la nature et de la structure de la matière (inerte ou vivante),
- de la forme de "l'objet" (complexe ou non),
- de la cadence requise,
- du mouvement de l'objet, régulier ou non,
- de la nature et des dimensions des "défauts" à détecter,
- du coût (investissement en matériel et temps de contrôle)

- de la qualification des agents tant sur le plan opératoire (réalisation de l'essai), que sur l'interprétation des résultats.

Dans tous les cas, la technique de CND doit prendre en compte la physique des phénomènes utilisés. Les méthodes de CND sont fondées sur des interactions avec la matière, qui peuvent être mécaniques (ultrasons, émission acoustique) ou électromagnétiques (lumière, infrarouges, rayons X). Pour chaque type de sollicitation de la matière (mécanique, électromagnétique) et chaque domaine fréquentiel, différents mode d'acquisition sont utilisés : mesure de l'onde réfléchie (c'est le cas de l'échographie ultrasonore), de l'onde diffusée (cas du contrôle par diffusion Compton des rayons X), de l'onde transmise (contrôle radiologique). Selon les cas, l'information mesurée est un signal, un spectre ou une image.

Méthodes utilisées dans l'industrie des composants de structure et fonctionnels

Ces composants sont issus de méthodes de fabrication traditionnelles telles que soudage, fonderie, laminage, forgeage pour les pièces métalliques, ou tissage, collage, extrusion, injection pour les pièces en matériaux composites ou plastiques.

Les méthodes de CND peuvent être classées en deux familles :

- les méthodes dites "*volumiques*", qui peuvent détecter des défauts en profondeur, dans tout le volume de l'objet pouvant atteindre des épaisseurs de plusieurs dizaines de cm, voire quelques mètres.
- Les méthodes dites "*superficielles*" qui ne sont sensibles qu'aux défauts proches de la surface des objets (quelques millimètres en profondeur seulement), ou uniquement débouchants.

Le contrôle visuel, pratiqué de longue date, ne fait pas partie de la panoplie classique des CND. Il est toutefois toujours très utilisé avant même de mettre en œuvre les méthodes de CND, afin que celles-ci soient réalisées dans les meilleures conditions de performance. Les méthodes visuelles ont pu bénéficier aussi, au cours des dernières décennies, de progrès technologiques décisifs ; examens endoscopiques grâce aux fibres optiques, examens en lumière polarisée, ...

Un autre essai est fréquemment réalisé (voire obligatoire), notamment pour tous les appareils à pression destinés à contenir des liquides dangereux. C'est le test d'étanchéité, qui consiste à injecter un liquide ou un gaz sous pression et à déceler les fuites éventuelles. Ce test non destructif ne fait pas partie non plus de la liste habituelle des méthodes de CND.

Méthodes volumiques usuelles en CND

Les deux principales méthodes sont la radiologie par rayons X ou γ (voire dans certains cas particuliers par neutrons), et les méthodes ultrasonores.

La radiologie, décrite plus en détail dans la suite de ce chapitre, repose sur l'interaction des photons X (ou γ) avec la matière. Elle permet d'obtenir directement sur un détecteur une "image" de l'objet. Elle est applicable à tous les matériaux sans aucune restriction, et à des objets de forme complexe. Cette méthode est particulièrement efficace pour déceler les défauts volumiques tels que soufflures (inclusions gazeuses), inclusions de matière étrangère, etc..., mais peu performante pour déceler les défauts "plans" tels que fissures ou délaminages, à moins que l'axe du faisceau X ne soit contenu dans le plan du défaut.

Un inconvénient majeur de la radiologie est de réaliser une projection de l'objet sur le plan du détecteur, ce qui ne permet pas de repérer la position d'un défaut dans la profondeur de la pièce avec un seul tir. Cet handicap est surmonté en réalisant plusieurs vues (de la stéréoscopie à la coupe complète avec la tomographie), au détriment du temps d'examen, ou en multipliant le nombre de sources de rayons X.

Un autre inconvénient est relatif aux contraintes imposées par la radioprotection des travailleurs et du public. Néanmoins, des moyens efficaces peuvent être mis en place pour respecter une réglementation internationale très précise.

La méthode ultrasonore repose sur la propagation d'une onde élastique de fréquence relativement élevée (généralement de l'ordre du MHz ou plus), qui subit des phénomènes de réflexion / transmission à chaque interface. Contrairement aux photons X, les ondes ultrasonores ne se propagent pas dans tous les milieux; certains matériaux à gros grains ou fortement anisotropes sont difficilement contrôlables. Les objets de forme complexe présentent également des difficultés de contrôle du fait des échos parasites générés par la structure de la pièce. Hors de ces cas limites, les ultrasons sont extrêmement efficaces pour déceler des défauts plans, fissures, manque de fusion dans des joints soudés, délaminage dans les panneaux composites et dans les tôles et pièces forgées. Ils sont par contre moins performants pour déceler des petits défauts volumiques. Leur utilisation doit faire l'objet d'un étalonnage préalable.

Méthodes superficielles usuelles

La magnétoscopie utilise la déviation des lignes de champ magnétique au voisinage d'un défaut proche de la surface. Elle n'est applicable qu'à des matériaux "aimantables". La méthode par courants de Foucault repose sur la production de courants induits dans un matériau soumis à un champ magnétique variable dans le temps. Elle est réservée à des matériaux conducteurs, mais présente une très grande sensibilité permettant de déceler

de très petites fissures, inclusions ou variation locale de structure ou composition chimique. Elle est particulièrement adaptée au contrôle à grande vitesse de tubes, fils ou profilés (rails par exemple).

Le ressuage est une troisième méthode superficielle classique, réservée aux défauts débouchants. La méthode consiste à déposer sur la surface de la pièce correctement nettoyée un liquide très pénétrant et permet de déceler des micro fissures et micro piqûres.

Autres méthodes de CND

L'observation d'un objet avec une caméra infrarouge permet de déceler des points chauds à sa surface. Classiquement utilisée pour détecter les fuites thermiques des bâtiments, les points chauds sur le matériel électrique, régler le fonctionnement de fours industriels, cette méthode est également utilisée comme méthode CND depuis le milieu des années 80. Un exemple type est donné par l'examen de panneaux en fibre (carbone, kevlar), en vue de déceler les délaminages potentiels. Le panneau est chauffé sur une face, et l'observation infrarouge de l'autre face permet de détecter les points froids créés par les délaminages qui constituent un obstacle à la propagation de la chaleur. Le grand avantage de cette méthode est la possibilité d'observer une grande surface rapidement, mais elle n'est plus applicable pour des échantillons de forme complexe.

L'émission acoustique appartient aussi à la famille des CND. Elle a beaucoup de points communs avec la méthode ultrasonore puisqu'elle utilise la propagation d'ondes élastiques. Cependant les ondes sont générées par l'objet lui-même, la source étant constituée par l'apparition d'un défaut (fissure par exemple), ou sa brusque évolution. C'est une méthode essentiellement applicable aux composants en service, sollicités par des contraintes.

L'introduction des sources LASER a permis également l'émergence de nouvelles méthodes CND optiques, superficielles, comme l'interférométrie speckle, l'holographie et la shearographie. Un LASER de forte puissance est également une source possible d'ondes ultrasonores dans les matériaux, ce qui est prometteur pour le contrôle ultrasonore sans contact.

2.2 Nature physique du rayonnement X

Malgré la découverte relativement ancienne des rayons X par Röntgen en 1895, le contrôle par rayons X a été très longtemps cantonné à une analyse sur films radiologiques, que ce soit pour les analyses médicales ou industrielles. Ces deux

dernières décennies, les contrôles ont beaucoup évolué avec le développement des amplificateurs de brillance, le développement des détecteurs numériques et des caméras, et les progrès rapides des ordinateurs, en puissance de calcul et en capacité de stockage de données. Les avancées informatiques permettent de simuler les phénomènes et donc de prédire les résultats que l'on obtiendrait à partir de tel ou tel banc de contrôle et des définitions CAO des pièces [Freud2003] [Koenig1998]. Avec de tels outils, on peut limiter considérablement les essais initiaux nécessaires pour définir les conditions expérimentales, induisant un important gain en temps, en énergie et en coût.

Les rayons X sont des rayonnements électromagnétiques de très forte énergie, de quelques keV à plusieurs MeV, c'est-à-dire de longueur d'onde très faible (de 10^{-10} à 10^{-14} m) par rapport au rayonnement visible ($0,4$ à $0,7 \cdot 10^{-6}$ m). L'interaction des rayons X avec la matière conduit à la production d'électrons qui sont responsables des ionisations dans le milieu. Les rayons X sont classés dans le domaine des rayonnements ionisants, mais ils sont en fait indirectement ionisants. Les effets des rayons X dans le milieu traversé proviennent des ionisations provoquées par les particules secondaires. Ce sont ces effets qui sont utilisés pour la détection, le comptage et la visualisation des rayonnements.

Lorsqu'un faisceau de rayons X pénètre dans un milieu, on constate une disparition progressive du nombre de particules incidentes, ce qui résulte de l'interaction d'un certain nombre d'entre elles avec la matière (Figure 2). Cette diminution est appelée *atténuation* et résulte de plusieurs processus d'interaction. On distingue les interactions du photon avec un atome du milieu (effet photoélectrique) ou avec un électron dans l'atome (effet Compton), ou encore, plus rarement, avec le noyau d'un atome. Au cours d'une interaction, l'énergie du photon incident est complètement ou partiellement absorbée et transférée à un électron sous forme d'énergie cinétique. Celle-ci se transfère au milieu en provoquant des ionisations. Si l'énergie incidente du photon n'est que partiellement absorbée, le reste se retrouve sous la forme de photons secondaires ou diffusés. Dans le domaine d'énergie utilisé pour cette étude, 50-100 keV, il n'y aura pas d'interactions du 3^{ème} type.

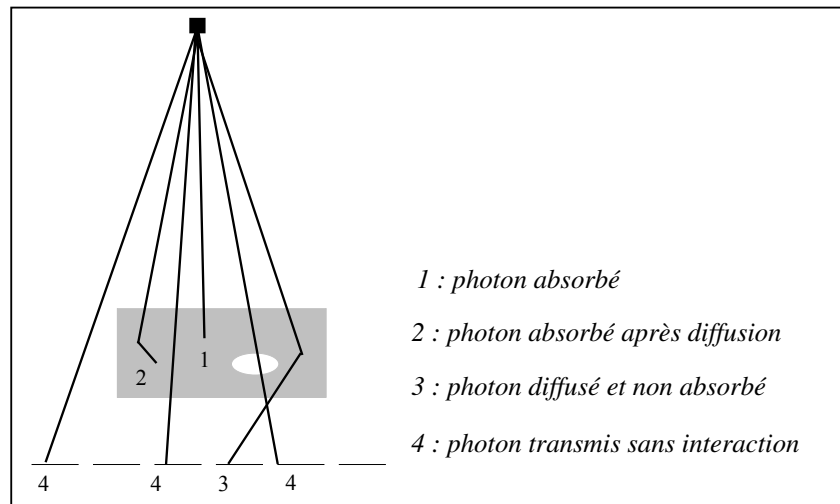


Figure 2 Parcours et interactions possibles pour les photons X lors de la traversée d'un matériau.

2.2.1 Effet photoélectrique

L'énergie du photon incident est absorbée par un atome du milieu. Elle est transférée à un électron qui est éjecté d'une couche de l'atome. L'énergie cinétique conférée à l'électron est celle du photon incident moins l'énergie de liaison de la couche concernée. L'ionisation de la couche à laquelle appartenait l'électron est suivie de l'émission de *photons de fluorescence* ou d'*électrons Auger* (pour les matériaux de faible numéro atomique). La faible énergie des photons de fluorescence pour les matériaux couramment utilisés rend leur parcours moyen très court (quelques mm ou inférieur au mm), et ils sont généralement réabsorbés près du site initial de l'interaction.

2.2.2 Effet Compton

Dans ce cas, le photon interagit avec un électron du milieu, auquel il ne transfère qu'une partie de son énergie. Ce dernier est appelé *électron de recul*. Le reste de l'énergie se retrouve sous la forme d'un photon diffusé. L'énergie du photon diffusé est au maximum égale à l'énergie incidente et ne peut pas être nulle.

Lors du contrôle par radioscopie, on s'intéresse au rayonnement qui est transmis en chaque point du matériau. Autrement dit, on recueille le rayonnement qui n'a subi aucune interaction avec la matière, car c'est cette information qui révèle l'atténuation locale du matériau. Tout rayonnement diffusé par la matière et non réabsorbé, vient s'ajouter à l'information en tant que bruit parasite. Ainsi l'effet photoélectrique est le processus d'interaction favorable au contrôle radioscopique.

2.3 Principe du contrôle par transmission (radioscopie et spectrométrie)

On appelle *radiographie* la technique de contrôle radiologique dans laquelle l'information est stockée sur un support pour être analysée ultérieurement. Le support le plus fréquemment employé est le film radiographique qui a l'inconvénient de devoir être développé avant de fournir l'information, mais qui se distingue par une qualité d'image excellente.

On appelle *radioscopie* la technique de contrôle radiologique dans laquelle on observe l'image de l'objet en temps réel. L'avantage de la radioscopie sur la radiographie réside dans la grande vitesse d'acquisition de l'image et la possibilité d'interprétation immédiate. Les inconvénients ont été très longtemps :

- la moins bonne qualité du contrôle par rapport au film, due à la taille de l'élément de base (le pixel) du détecteur,
- le prix d'un tel matériel, réalisé avec des nouvelles technologies et en très faible quantité,
- et les limites de traitement des données liées aux capacités des ordinateurs.

Les inconvénients du contrôle radioscopique sont maintenant quasiment tous résolus. Le coût des équipements correspondants reste important mais il est amorti avec des contrôles réalisés à 100% sur de grandes productions. Les détecteurs ont maintenant des pixels allant de 20 μm à 500 μm . La résolution spatiale reste inférieure à celle du film. Par ailleurs les détecteurs les plus récents présentent l'avantage d'une dynamique plus importante en niveaux de gris, permettant d'examiner des pièces complexes présentant de fortes épaisseurs.

En radiographie et en radioscopie, les rayons X transmis par l'objet sont absorbés en partie par le détecteur pour donner une information globale discrétisée dans l'espace (grain du film ou pixel du détecteur). Il est possible de discrétiser l'information spectrale grâce à un détecteur résolu en énergie. **On parle alors de spectrométrie, méthode pour laquelle le spectre de rayons X est mesuré.** Cette méthode est très utilisée pour le contrôle par diffusion, Compton ou Rayleigh. Elle est en principe très sensible du fait que les détecteurs ont un très fort facteur d'absorption. En contrepartie, ils sont très gros en taille et rarement digitaux. Actuellement réservé à la basse énergie ce sera sûrement le saut technologique à venir.

2.3.1 Loi d'atténuation des rayons X

La fraction N des N_0 photons du faisceau incident, d'énergie E_0 , qui peut traverser une épaisseur x de matière de densité ρ , sans subir d'interaction est donnée par :

$$(1) N = N_0 \exp(-\mu x) = N_0 \exp(-(\mu/\rho) \rho x)$$

où μ est le coefficient linéique d'atténuation du milieu pour l'énergie E_0 (cm^{-1}), et μ/ρ le coefficient massique d'atténuation du milieu pour l'énergie E_0 .

Le coefficient *linéique* d'atténuation est la somme du coefficient d'absorption et du coefficient de diffusion. Il dépend du numéro atomique Z du matériau et de ρ , la densité du matériau. L'intérêt du coefficient *massique* d'atténuation (μ/ρ) est d'être indépendant de l'état physique du matériau. Si le coefficient linéique d'atténuation du matériau varie avec la profondeur x , dans le milieu traversé, il faut considérer la relation plus générale :

$$(2) N = N_0 \exp(-\int \mu(x) dx)$$

Si l'on examine les variables présentes dans l'équation (1), du point de vue du contrôle radiologique, on s'aperçoit que tout changement significatif de l'épaisseur x , et/ou du coefficient massique d'atténuation, et/ou de la densité ρ fait varier le nombre de photons transmis N . Si l'on sait recueillir la valeur de N en chaque point situé à l'arrière de la pièce, on disposera alors d'une information sur l'homogénéité du matériau, en termes d'atténuation (i.e. d'épaisseur, de densité et de numéro atomique). Ceci est le but du contrôle radiologique.

La loi d'atténuation est en fait plus complexe puisque le terme μ dépend de l'énergie des photons. Pour chaque tranche d'énergie dE du spectre, on a un nombre spécifique de photons incidents et un coefficient d'atténuation lui aussi spécifique. L'équation (1) devient :

$$(3) N(E_i) = N_0(E_i) \exp(-\int \mu(E_i, x) dx)$$

C'est la loi de Beer-Lambert [Attix1968], où $\mu(E_i, x)$ est le coefficient d'atténuation local de l'objet à l'énergie E_i , $N_0(E_i)$ étant le nombre de photons incidents, émis par la source à l'énergie E_i et arrivant sur le détecteur en l'absence d'objet. Le terme $\mu(E_i, x)$ est de plus en plus faible lorsque l'énergie croît, c'est-à-dire que les photons de basse énergie disparaissent plus vite que les photons de haute énergie. Après franchissement d'une épaisseur dx , il restera moins de photons de basse énergie. Ceci va entraîner un durcissement en énergie du spectre au fur et à mesure de son passage dans la matière. Il faut donc en toute rigueur tenir compte d'une variation du spectre avec l'épaisseur.

L'atténuation en profondeur tend vers l'exponentielle correspondant à la composante la plus énergétique.

2.3.2 Eléments d'une chaîne de contrôle par rayons X

Deux techniques sont utilisées dans ce projet :

Comme nous l'avons dit précédemment, la radioscopie est la technique de contrôle radiologique dans laquelle on observe l'image X de l'objet en temps réel. La spectrométrie est la technique qui permet d'acquérir un spectre des photons reçus en fonction de leur énergie.

Une chaîne de contrôle par rayons X comprend (Figure 3) :

- une source de rayons X,
- un support mécanique pour l'objet, pouvant être mis en rotation / translation si nécessaire,
- un détecteur, qui est associé soit à un système imageur avec écran de visualisation, soit à un module de comptage.

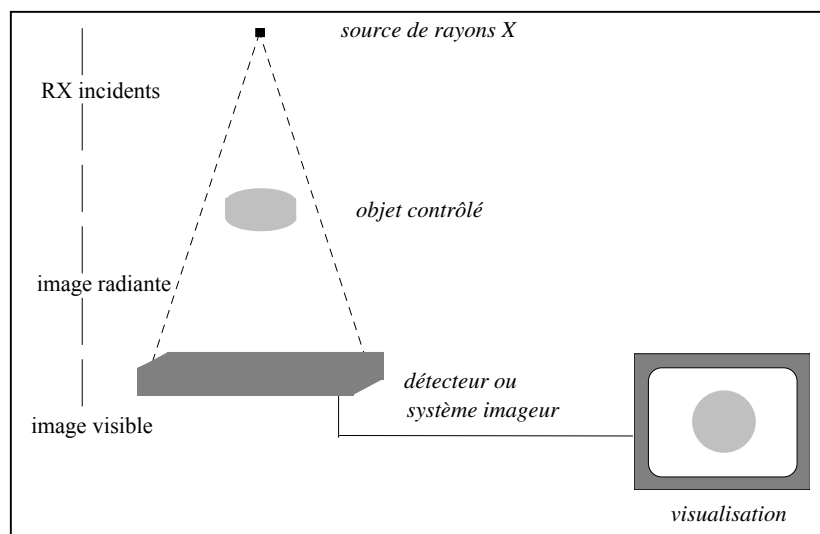


Figure 3 Schéma d'une chaîne de radioscopie.

La source de rayonnement X

Les rayons X sont les rayonnements électromagnétiques qui accompagnent les transitions électroniques. Ainsi, les rayons X sont produits soit par des appareils électriques, soit lors de la désexcitation d'un atome, lorsqu'un photon, X ou γ , arrache des électrons internes. Le premier type de production de rayons X est utilisable dans une machine de contrôle. On obtient alors un rayonnement X en bombardant une cible métallique avec des électrons (Figure 4)

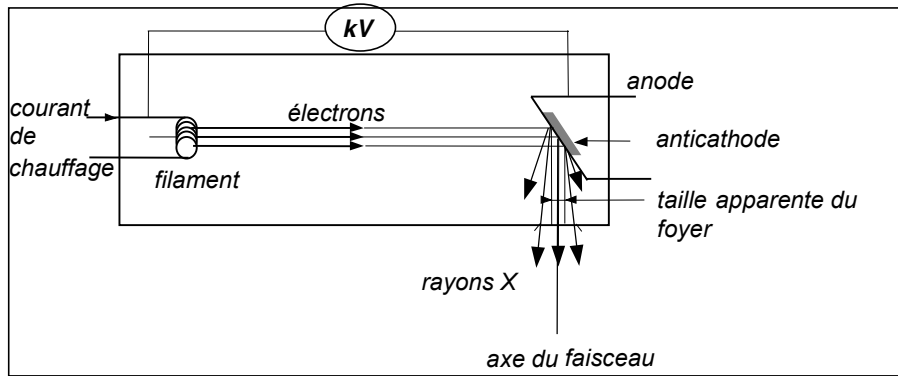


Figure 4 Schéma d'un tube à rayons X.

L'énergie des photons varie de quelques keV jusqu'à l'énergie correspondant à la haute tension choisie. Les interactions des électrons avec la cible, dans la plupart des cas en tungstène, sont de deux types :

1. *Collision des électrons accélérés avec les électrons des atomes de la cible.* Si l'énergie est suffisante, l'électron de la cible est éjecté et le retour à l'équilibre de l'atome s'accompagne de l'émission de photons X de fluorescence constituant un spectre de raies caractéristiques du matériau cible. Les collisions s'accompagnent aussi d'un échauffement de la cible, ce qui nécessite un dispositif de refroidissement et limite la puissance.

2. *Collision et freinage des électrons dans le champ électrique des noyaux de la cible.* L'énergie ainsi perdue par l'électron se retrouve sous forme d'un photon X. Le spectre de freinage émis est un spectre continu : toutes les énergies sont possibles jusqu'à l'énergie maximale correspondant à celle de l'électron freiné en une seule fois.

Ainsi le spectre émis est toujours polychromatique, bien que les électrons aient tous la même énergie initiale. La Figure 5 montre l'allure générale d'un spectre issu d'un tube à rayons X.

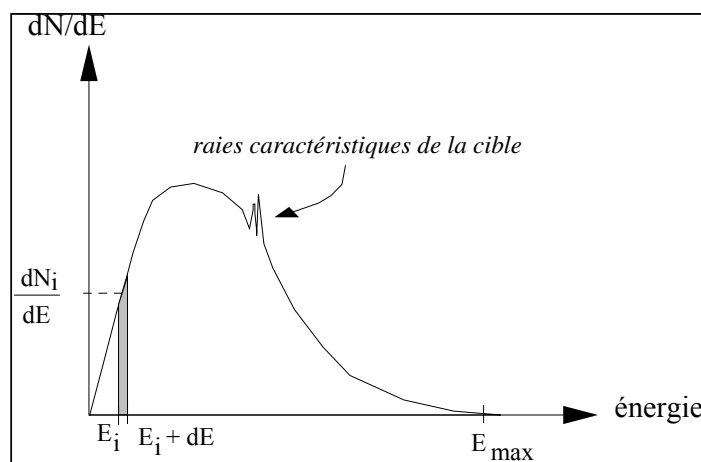


Figure 5 Exemple de spectre de tube à rayons X.

Les avantages du tube à rayons X sont multiples :

- la haute tension est ajustable et permet de faire varier l'énergie maximale des photons X,
- le courant de chauffage du filament est ajustable et permet de faire varier l'intensité du courant électronique frappant la cible,
- le réglage de la tension et du courant électronique permet d'obtenir un fort débit de dose, correspondant à une dose supérieure à 10 Gy/h,
- il n'y a pas de production de rayonnement si le tube n'est pas alimenté, assurant la sécurité du personnel.

Par contre, c'est un matériel relativement encombrant qui nécessite une alimentation électrique et un système de refroidissement. Les tubes, existant actuellement sur le marché industriel, ont une haute tension maximale de 450 kV.

Détecteurs image

Les détecteurs de radioscopie sont de deux types : les détecteurs plans et les détecteurs linéaires. Les premiers délivrent une image bidimensionnelle de l'objet, tandis que les seconds acquièrent l'image ligne après ligne, ce qui nécessite un défilement de l'objet et un algorithme de traitement pour produire une image bidimensionnelle. Le mode général de détection et de visualisation est résumé sur la Figure 6.

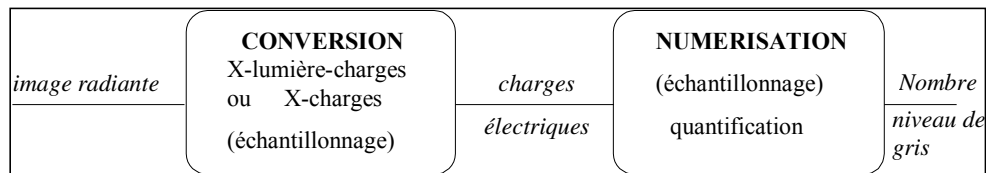


Figure 6 *Étapes de la détection dans le cas de la radioscopie numérique.*

Le détecteur utilisé pour cette étude est un amplificateur de brillance. C'est le détecteur actuellement le plus répandu. L'écran d'entrée de l'amplificateur est double : une première conversion photon X-photon visible est faite dans un écran scintillateur d'iodure de césium et une seconde conversion photon visible-électron a lieu dans une photocathode qui lui est accolée. Les électrons sont accélérés dans la chambre de l'amplificateur par trois séries de lentilles électromagnétiques, sous une tension de 30 kV. Dans l'écran de phosphore de sortie, qui sert d'anode, les électrons sont convertis en photons visibles. Une caméra reprend alors l'image. Les électrons étant accélérés, ils sont plus énergiques et l'image est plus intense que l'image visible issue de l'écran scintillateur d'entrée. Une image est acquise jusqu'à 125 fois plus vite qu'avec un écran

scintillateur. Par contre des déformations d'images sont possibles, dues à l'amplification électromagnétique et aux courbures des différents écrans.

Des détecteurs plus récents utilisent un écran scintillateur directement sur une plaque de silicium amorphe (flat panel). Ces détecteurs visent à remplacer le film pour de nombreuses applications. Ils ont l'avantage de ne pas déformer l'image.

Pour un pixel donné, le signal a une intensité égale à la somme des énergies de tous les photons que le pixel a reçus. L'équation (3) se transforme en :

$$(4) \quad I = \sum_i N_i E_i$$

Le nombre d'éléments sensibles et leur dimension varient selon les modèles de détecteur de 512 à 1536 pixels, avec une résolution de 0,1 à 1,6 mm.

Un panorama comparatif des développements récents de détecteurs d'imagerie et de leurs avantages respectifs peut être trouvé dans [Munier2002].

Détecteurs de comptage

Le détecteur utilisé pour cette étude est un cristal scintillateur d'iodure de sodium (NaI). Toute l'énergie du photon incident est absorbée par le milieu (NaI). Le photoélectron ainsi libéré présente une énergie cinétique égale à celle du photon incident, diminuée de l'énergie de liaison de l'électron dans sa couche d'origine. La place vacante est alors remplie, ce qui donne lieu à l'émission d'un photon X caractéristique. L'énergie du photon de fluorescence dépend du milieu et de la couche concernée. Le scintillateur, couplé à un photomultiplicateur, délivre une impulsion dont l'amplitude est proportionnelle à l'énergie absorbée dans le cristal. L'analyseur multicanal range alors chaque signal dans une classe d'énergie, selon son amplitude. Le résultat de la mesure est donc un spectre qui donne la quantité de signaux détectés pour chaque classe d'énergie (Figure 7).

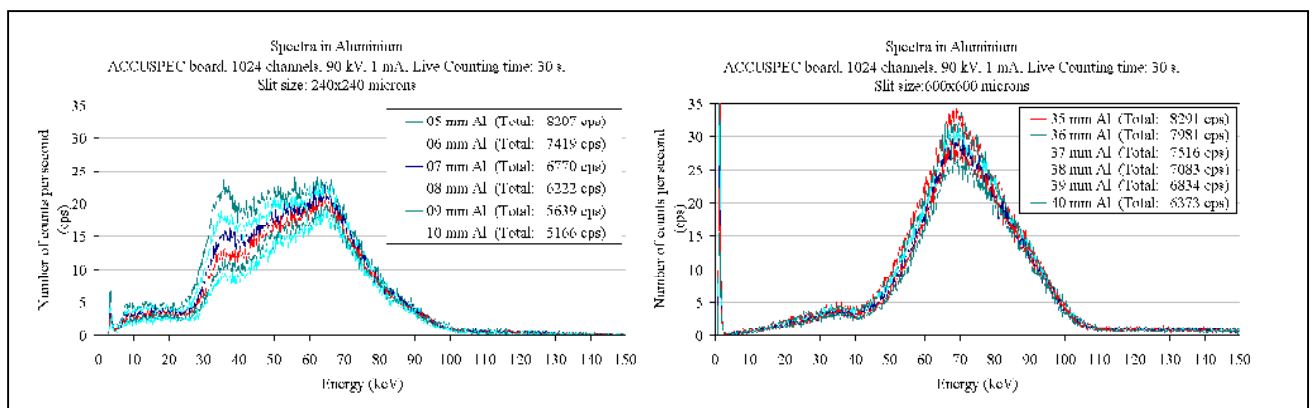


Figure 7 Spectres mesurés pour différentes épaisseurs d'aluminium, avec un temps de comptage de 30s et une haute tension de 90kV [données RISOE].

Un autre détecteur de comptage peut aussi être utilisé, le détecteur Germanium (Ge). Ce détecteur se comporte comme une diode. Il repose sur le principe suivant : l'énergie déposée dans le volume du cristal par les photons X permet la création de paires électron-trou. L'énergie de création d'une paire électron-trou est caractéristique du semi-conducteur. Le courant qui apparaît aux bornes du détecteur est alors proportionnel à l'énergie déposée par les photons. Comme pour le détecteur NaI, le signal est amplifié par un photomultiplicateur. Ce détecteur a une meilleure résolution en énergie que le détecteur NaI. Il a par contre les désavantages d'être plus volumineux et surtout de nécessiter une température de 77K pour son bon fonctionnement, car à température ambiante il y a un fort courant de fuite.

2.3.3 Détermination de la qualité des acquisitions

De nombreux paramètres de la chaîne de contrôle influent sur la qualité des données acquises (image radioscopique ou spectre). La haute tension et l'intensité du courant électronique du tube à rayons X jouent directement sur le contraste et sur le rapport signal sur bruit. La taille du foyer conduit à un flou géométrique.

Dans notre cas, les conditions d'acquisition ont été optimisées par le partenaire RISOE et nous décrivons ici les critères principaux qui permettent de quantifier la qualité des informations acquises.

Le contraste

En radiographie on définit le contraste objet dû à un défaut comme le rapport entre le nombre de photons X transmis par le défaut et par son voisinage. La Figure 8 illustre cette définition dans le cas de pièces d'épaisseur constante, le défaut étant un manque de matière.

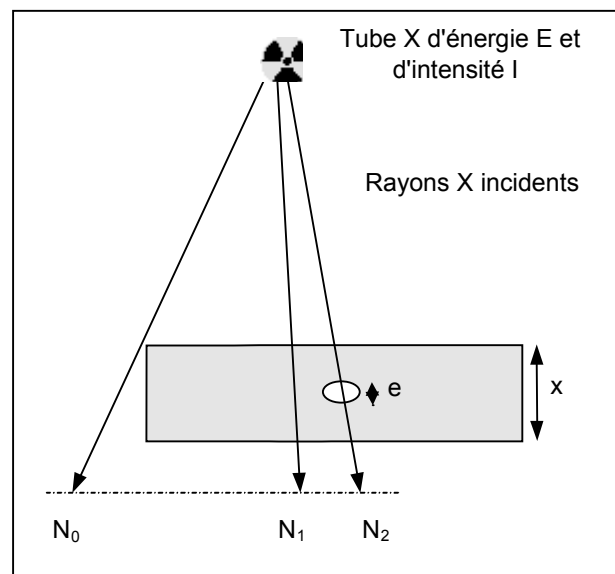


Figure 8 *Contraste d'un défaut sur l'image radiante.*

D'après la loi de l'atténuation décrite au paragraphe 2.3.1, on a :

$$N_1 = N_0 \cdot \exp(-\mu \cdot x) \quad N_2 = N_0 \cdot \exp[-\mu \cdot (x-e)]$$

On peut ainsi définir le contraste objet comme :

$$(5) \quad C = \frac{N_2}{N_1} = \exp(\mu \cdot e)$$

Le contraste objet est donc lié à l'épaisseur e du défaut mais aussi à μ , le coefficient linéique d'atténuation du milieu. Ce coefficient dépend du matériau étudié mais également de l'énergie des photons X incidents. Ainsi le contraste sera meilleur pour μ grand. La courbe $\mu = f(E)$ apparaît sur la Figure 9(a).

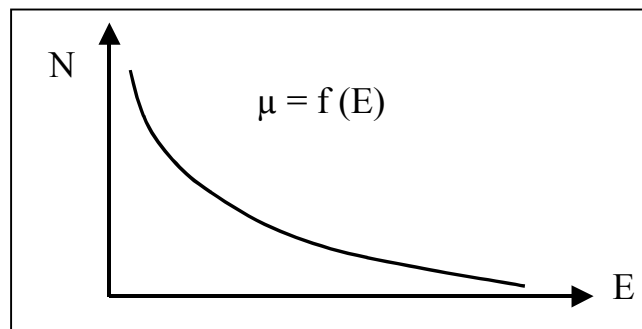


Figure 9 Evolution du coefficient d'atténuation en fonction de l'énergie des photons.

Pour obtenir des données plus contrastées, et ainsi améliorer la détection ultérieure des défauts, il faut donc utiliser une énergie E faible. D'un autre côté, selon l'épaisseur de la pièce, l'énergie doit permettre la transmission des photons, ce qui implique un compromis sur le choix de E .

Une autre définition du contraste considère la différence entre le signal reçu derrière le défaut et son voisinage. Dans le cas de la radioscopie le signal correspond à l'énergie totale déposée par les photons transmis, alors que pour la spectrométrie c'est le nombre total de photons pour une gamme d'énergie du spectre.

En radioscopie et avec un spectre monochromatique, le contraste s'écrit alors :

$$(6) \quad N_2 E_0 - N_1 E_0 = N_0 E_0 [\exp(-\mu(x-e)) - \exp(-\mu x)]$$

Pour un spectre polychromatique la formule se complique.

Pour que le contraste dans l'image soit bon, il faut aussi considérer la dynamique du détecteur et qu'elle soit maximale, c'est-à-dire que la différence d'épaisseur corresponde à l'amplitude maximale du signal dans le détecteur.

Le bruit photonique

L'émission des photons X par le tube n'est pas strictement constante au cours du temps. Plus précisément le nombre N de photons, reçu sur une surface donnée et pendant un intervalle de temps déterminé, est sujet à des fluctuations.

D'un point de vue statistique, ce nombre N suit une distribution de Poisson. L'écart type de la distribution des photons est \sqrt{N} . La probabilité que le nombre de photons émis soit dans l'intervalle $[N-\sqrt{N}, N+\sqrt{N}]$ est de 68 %. Donc \sqrt{N} correspond au bruit photonique, inhérent au signal.

Il faut noter que le bruit dans une image ne se limite pas au bruit photonique. Il peut également être produit par le détecteur, par l'électronique de l'analyseur multicanal.

Le rapport signal sur bruit

On peut calculer le rapport signal sur bruit :

$$(7) \quad SNR = \frac{S}{B} = \frac{N}{\sqrt{N}} = \sqrt{N}$$

$$\text{Si } S = \sum N_i E_i \quad \text{alors } \frac{S}{B} = \frac{\sum N_i E_i}{\sqrt{\sum E_i^2 N_i}}$$

L'expérience montre que le rapport signal sur bruit est très important pour une détection automatique (plus important même que le contraste). Il est donc intéressant d'augmenter le nombre N de photons émis afin d'accroître l'intensité du faisceau et ainsi l'améliorer. L'intégration de plusieurs images ou l'augmentation du temps d'acquisition permet d'augmenter le SNR, grâce à la diminution du bruit.

Par contre ce critère ne donne pas d'indication sur la détectabilité d'un objet. C'est pour cela que le CNR a été développé.

Le rapport contraste sur bruit (CNR)

Ce critère prend en compte le bruit et le contraste associé à l'objet considéré, contraste défini par l'équation (6). Le bruit peut être défini comme l'écart type de la distribution statistique du contraste.

Le CNR est égal à :

$$(8) \quad CNR = \frac{\left| \left(\sum_i E_i \overline{N_i} \right)_2 - \left(\sum_i E_i \overline{N_i} \right)_1 \right|}{\sqrt{\left(\sum_i E_i^2 \overline{N_i} \right)_2 + \left(\sum_i E_i^2 \overline{N_i} \right)_1}}$$

Ce paramètre peut être déterminé sur un objet test ou sur un gradin. En relativisant le contraste par le bruit, le CNR donne un bon indicateur de la détectabilité d'une région.

La résolution en épaisseur

On définit ainsi la plus petite variation d'épaisseur δe détectable pour une épaisseur e donnée. La résolution en épaisseur est égale à $(\delta e/e)$. δe correspond à l'épaisseur qui conduit à une variation de signal égale à 3σ (σ étant l'écart type du signal reçu pour l'épaisseur e).

Il arrive que la résolution en épaisseur soit déterminée pour une variation de signal équivalente à 1σ . En effet lorsque que l'on évalue visuellement cette résolution, on se rend compte que l'œil est sensible à une variation minimale égale à l'écart type.

Pour ce paramètre, les dimensions de la zone de variation d'épaisseur doivent être plus grandes que le volume de mesure, de façon que seul le contraste intervienne et non la résolution spatiale.

La sensibilité

L'indice de sensibilité correspond au plus petit détail détectable, en taille et en contraste. C'est un paramètre qui est spécifique à la qualité de l'image. Ce paramètre est déterminé expérimentalement à l'œil, avec des objets tests sur l'image (objets Indicateurs de Qualité d'Images - IQI). Ce paramètre est subjectif puisqu'il résulte d'un contrôle visuel.

En pratique, dans notre étude, nous avons privilégié le paramètre CNR en tant qu'indicateur de détectabilité des défauts (cf chapitre 4). La résolution en épaisseur a été utilisée pour comparer la radioscopie et la spectrométrie.

3 MACHINE DE CONTROLE

La machine de contrôle du projet est conçue pour réaliser successivement trois contrôles, radioscopique, spectrométrique et vibratoire. Avant de décrire la machine dans le paragraphe 3.3, nous présentons la pièce qui sera analysée (§3.1) et nous décrivons les types de défauts rencontrés (§3.2).

3.1 Description de la pièce étudiée

La pièce choisie pour cette étude est une bielle automobile (Figure 10), fabriquée pour FIAT par la société italienne STAMPAL. Elle est constituée de deux anneaux perpendiculaires, reliés par un bras central. Cette pièce est coulée en alliage d'aluminium A356, renforcé en silicium et en magnésium. Elle est fabriquée selon un nouveau procédé de fonderie, appelé thixo-casting. L'alliage fondu est injecté à forte vitesse dans le moule, induisant une pression supérieure à une coulée classique. Pour ce procédé, l'alliage est chauffé pour qu'il soit dans un état dit thixotropique : la matière qui est dans cet état a la tenue mécanique d'un solide et en même temps la propriété de pouvoir être liquéfiée par agitation ou sous l'effet d'une pression, ce qui facilite la coulée.



Figure 10 Bielle automobile fabriquée par la société Stampal.

Cette pièce, de forme relativement simple, a été retenue pour permettre la validation des tests de vibration. Cette bielle a aussi l'avantage d'avoir des micro retassures dans sa partie centrale, qui ne sont pas détectables par radioscopie et dont on espère qu'elles le seront par spectrométrie. Elle a deux zones critiques, aux deux intersections du bras central et de chaque anneau. Ce sont en effet des zones de fortes sollicitations mécaniques. Le seuil de remplissage de la pièce est situé sur le grand anneau, à l'opposé du bras central, au niveau du "plat". La pièce a plusieurs inscriptions sur son

bras central, un numéro de 1 à 4 pour indiquer le numéro de l'empreinte du moule et sur l'autre côté une référence pièce et un dateur. Ce dernier est un cercle avec 12 compartiments, pour indiquer le mois de fabrication, au centre duquel est indiquée l'année, par exemple le chiffre 4 pour l'année 2004 (Figure 11). Les surépaisseurs qu'ils provoquent sont susceptibles de conduire à des fausses alarmes (FA).



Figure 11 *Inscriptions sur le bras central de la bielle (a) le numéro d'empreinte, (b) la référence de la pièce et le dateur.*

Le volume annuel de production est de 800 pièces. Le moule a quatre empreintes, permettant de réaliser quatre pièces à chaque coulée. Le temps de fabrication d'une moulée de quatre pièces, appelé temps de cycle, est de 120 secondes. L'industriel est actuellement équipé d'une machine de contrôle par radioscopie X pour ces pièces, qui sont contrôlées unitairement par un opérateur pouvant faire varier leur orientation dans toutes les positions. Ce contrôle manuel dure au moins 180 secondes par pièce.

Pour cette étude l'industriel a mis à notre disposition trois lots de pièces, provenant de trois productions. Le premier lot de 20 pièces a permis de définir les différentes conditions d'acquisition et de mettre au point le traitement d'image. Le second lot de 69 pièces a été utilisé pour valider le processus. Enfin, le dernier lot de 134 pièces a été contrôlé dans des conditions de pré-série, chez l'industriel, en juin 2004. Les résultats que nous présentons dans cette étude proviennent des deux derniers lots.

3.2 Description des défauts

Les défauts présents dans ces pièces en aluminium sont de quatre types :

Les retassures sont dues au refroidissement du métal dans des zones de forte épaisseur. Le métal se solidifie plus rapidement en surface que dans l'épaisseur et le refroidissement s'accompagne d'un retrait du matériau. La surface externe de la pièce,

qui s'est déjà solidifiée, s'oppose au retrait interne de la pièce, ce qui provoque des **zones de vide** dans le matériau, généralement de forme arrondie. Ces retassures peuvent être très petites (inférieures au mm ou au 1/10^{ème} de mm) et sont dans ce cas appelées *micro retassures*.

Les cavités gazeuses sont des bulles de gaz emprisonnées lors de la coulée du métal dans le moule de fonderie. Elles sont de forme sphérique.

Les inclusions sont des petits morceaux d'autres métaux qui se retrouvent dans l'alliage. Elles peuvent être plus ou moins denses que l'alliage et elles apparaîtront donc plus foncées ou plus claires que la matrice sur les images. Leur forme est variable.

Les lignes de soudure sont dues à une mauvaise fusion du métal provenant de deux directions différentes et qui ne se soudent pas complètement lors de leur mise en contact. La présence d'une telle ligne entraîne une fragilité de la pièce.

L'industriel a analysé toutes les pièces mises à disposition par un contrôle radioscopique manuel. Leur machine de contrôle radioscopique permet de donner à la pièce toutes les orientations et de modifier la haute tension et l'intensité du tube de rayons X jouant ainsi sur la qualité des images. C'est ainsi que les lignes de soudure, qui ne sont normalement pas détectables par un contrôle classique de radioscopie ont pu être détectées, ceci pour les deux pièces concernées.

L'industriel classe les défauts en retassure ou cavité gazeuse, lors des contrôles radioscopiques manuels, grâce à leur localisation dans la pièce (Figure 12). Dans le bras central les défauts sont des retassures, ou, très rarement, des micro retassures. Dans les deux anneaux, et en dehors des zones d'intersection avec le bras central, les défauts sont des cavités gazeuses.

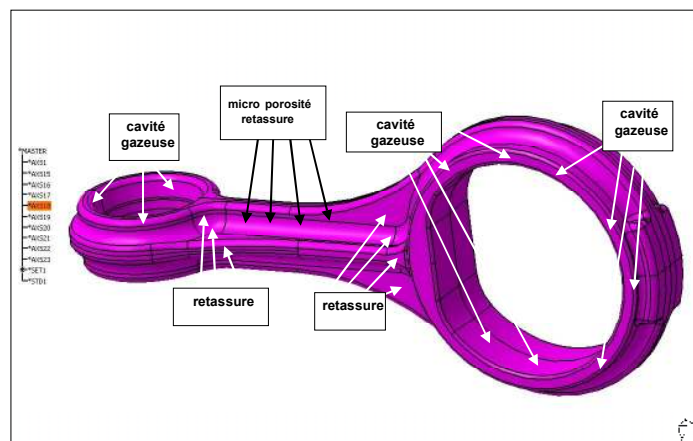


Figure 12 Localisation des types de défaut dans la pièce (Information de la société Stampal).

3.3 Description de la machine de contrôle

Le banc radioscopique du projet est installé dans une cabine de radioprotection (Figure 13), avec les deux autres dispositifs de contrôle, la vibration et la spectrométrie.

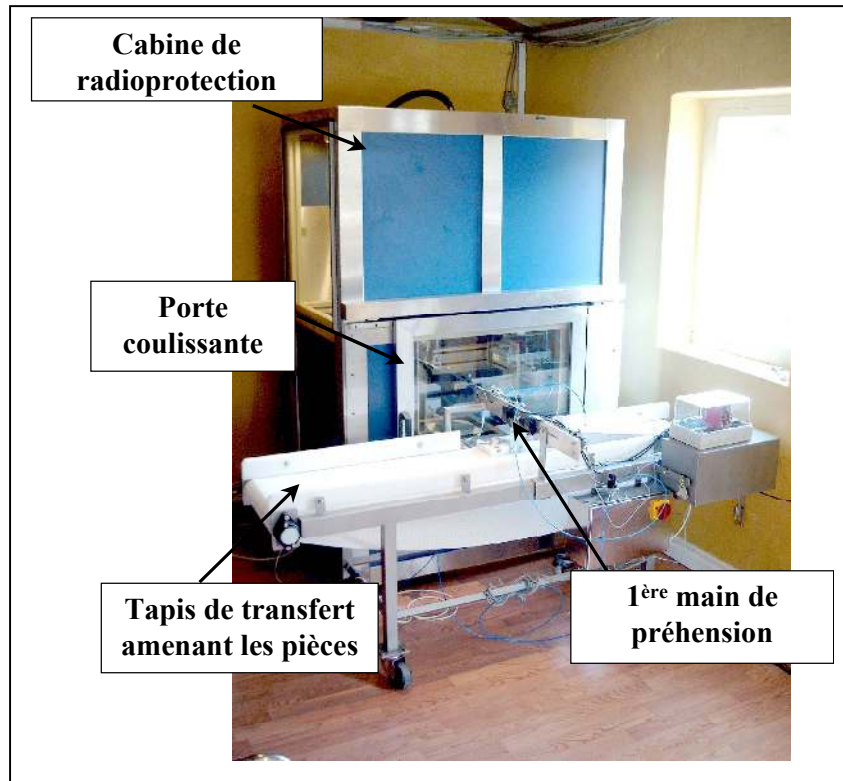


Figure 13 Machine de contrôle du projet QUME.

Dans cet appareil (Figure 14) la source de rayons X est placée en haut de la cabine, l'émission étant dirigée vers le bas. Les deux détecteurs de radioscopie et de spectrométrie sont fixés en contrebas sur une table. Cette table se translate, permettant de positionner l'un ou l'autre des détecteurs en face du tube, en fonction du contrôle à réaliser. Le support de l'analyse vibratoire est situé dans le haut de la cabine, à côté du tube de rayons X.

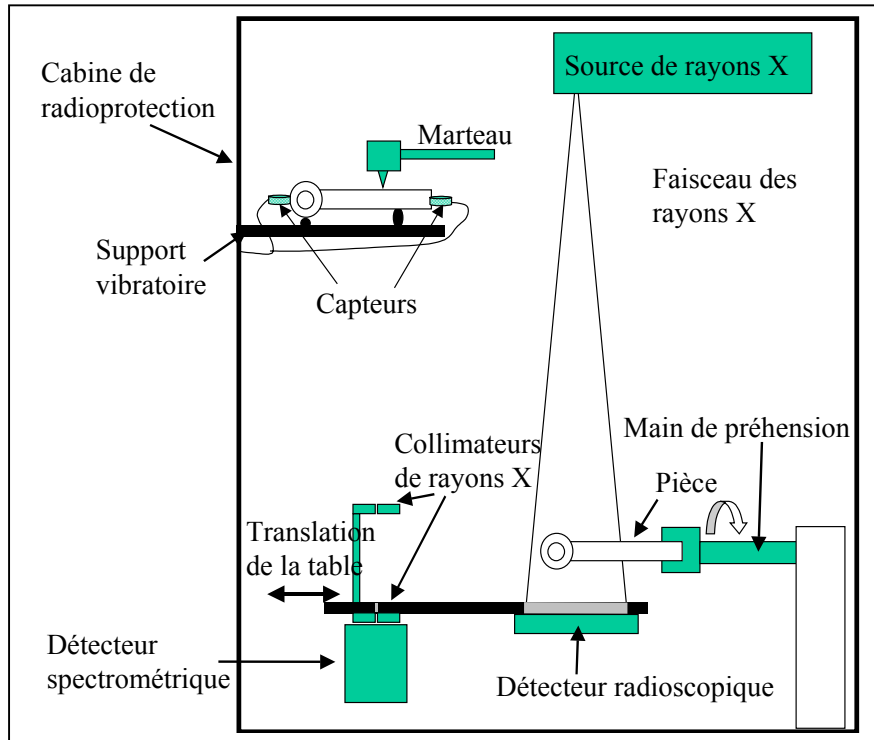


Figure 14 Schéma de la machine de contrôle QUME.

Un tapis approche la pièce jusqu'à la porte de la machine. La pièce est alors automatiquement amenée à l'intérieur de la cabine par une première main de préhension puis est saisie par une seconde main (Figure 15), qui assure deux mouvements : un mouvement de rotation autour de son axe, coïncidant avec l'axe du bras central et un mouvement de translation le long du même axe (Figure 16).

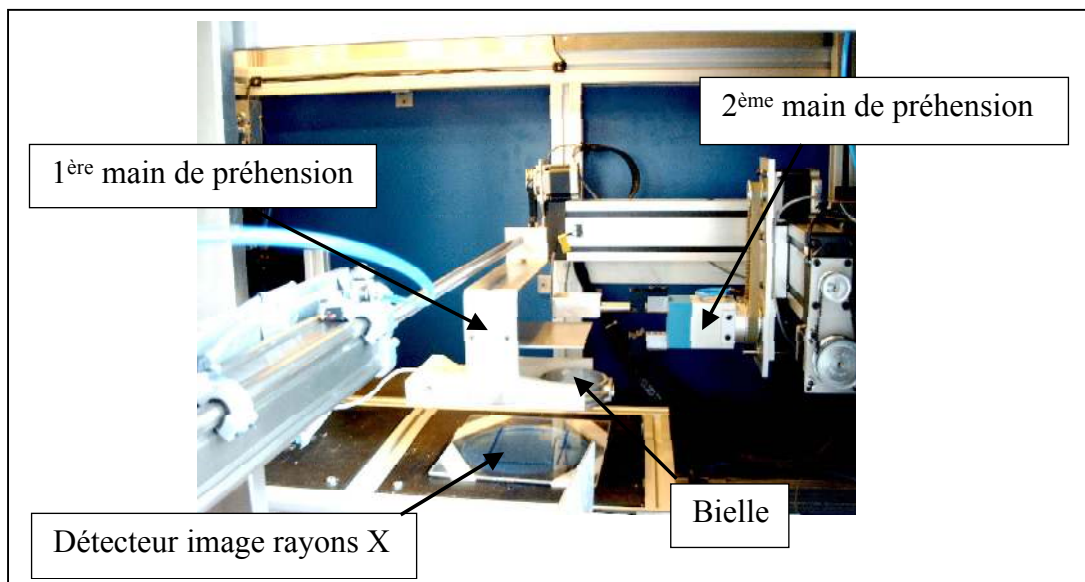


Figure 15 Transfert de la bielle du tapis par la 1^{ère} main de préhension jusqu'à la 2^{ème} main de préhension.

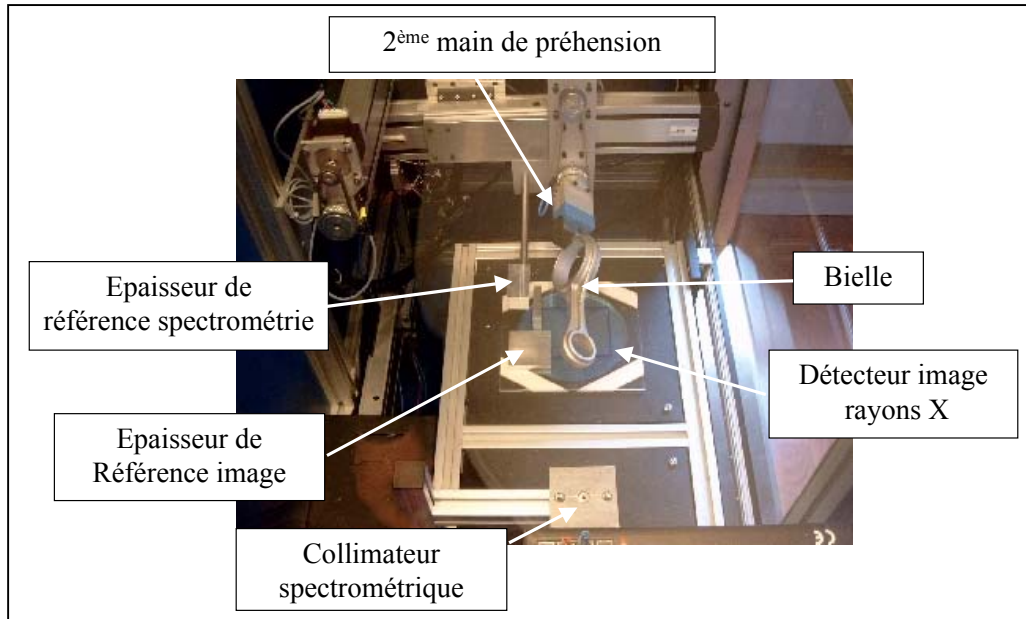


Figure 16 Manipulation avec la 2^{ème} main de préhension, permettant la rotation de la bielle autour de l'axe du bras central.

La pièce est imagée en radioscopie, dans quatre positions. Ensuite le détecteur de spectrométrie se translate. Après une mesure spectrométrique sur une épaisseur de référence, la pièce est positionnée successivement pour trois acquisitions spectrométriques. Une seconde mesure spectrométrique sur l'épaisseur de référence est alors refaite.

Le cycle de contrôle se termine en amenant la pièce sur le support vibratoire avec une troisième main de préhension. La pièce est alors frappée par un marteau, avec une force normalisée. Les vibrations transmises par la pièce sont recueillies par deux capteurs. La pièce finit son cycle en étant enlevée du support de vibration par la troisième main de préhension et évacuée hors de la cabine.

Le temps de cycle étant de 120 secondes pour fabriquer quatre pièces, l'objectif est idéalement de contrôler une pièce en 30 secondes. Cependant ce contrôle ne sera pas réalisé directement après la presse, comme c'est déjà le cas aujourd'hui avec le contrôle radioscopique manuel. Cette durée de 30 secondes correspond, par exemple, au temps de contrôle radioscopique et spectrométrique ou au temps de contrôle par vibration, celui-ci pouvant être réalisé en parallèle sur une seconde pièce. Tous les temps de manipulation de la pièce sont bien sûr à prendre en compte. Pour chaque méthode de contrôle, les temps d'acquisition et d'analyse ont été réduits au maximum.

3.3.1 Radioscopie

Comme nous l'avons présenté au paragraphe 2.3.2 un banc radioscopique se compose d'une source de rayons X, d'une pièce à analyser et d'un détecteur.

Le tube utilisé pour notre machine est un tube KeveX de tension maximum 100kV, avec un micro foyer. Les images ont été acquises avec une tension d'accélération de 60kV.

Le détecteur est un amplificateur de brillance plan, Thomson 6", TH 59464 (voir paragraphe 2.3.2). La caméra reprend l'image sur l'écran de sortie de l'amplificateur et forme une image numérique de 576 par 768 pixels (de 0.166 mm de largeur). Le signal est converti en valeur numérique codée sur 8 bits.

Les amplificateurs de brillance peuvent présenter des distorsions géométriques. C'est le cas pour celui que nous avons employé. Le laboratoire RISOE les a caractérisées pour le détecteur utilisé : l'image d'une cible en acier a été acquise (Figure 17) avec une tension d'accélération de 50kV et un courant électronique de 1,5 mA.

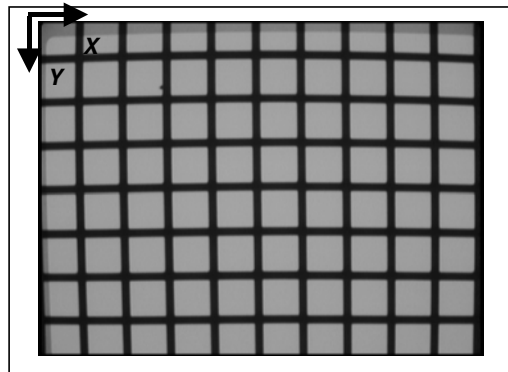


Figure 17 Image d'une cible en acier (50 kV, 1,5 mA) [Données Risoe].

Les déformations relatives des barres entre le centre de l'image et les bords ont été quantifiées inférieures à 1% (Figure 18), ce qui correspond horizontalement à un écart maximal de 1 mm et verticalement de 0,8 mm. Si l'on ne considère horizontalement que la partie centrale de l'image, du premier quart au troisième quart, elles sont inférieures à 0,4% (Figure 18). La déformation horizontale maximale est inférieure à 0,4 mm, ce qui est notre cas puisque la zone utile est au centre de l'image, la pièce étant verticale. Elle représente alors un décalage maximal d'environ 2 pixels. Verticalement la pièce est imagée sur toute la hauteur du détecteur, la déformation maximale entre le centre et les bords représente alors une distance inférieure à 5 pixels. Nous considérons que c'est acceptable puisque la zone principale de détection est au centre de l'image.

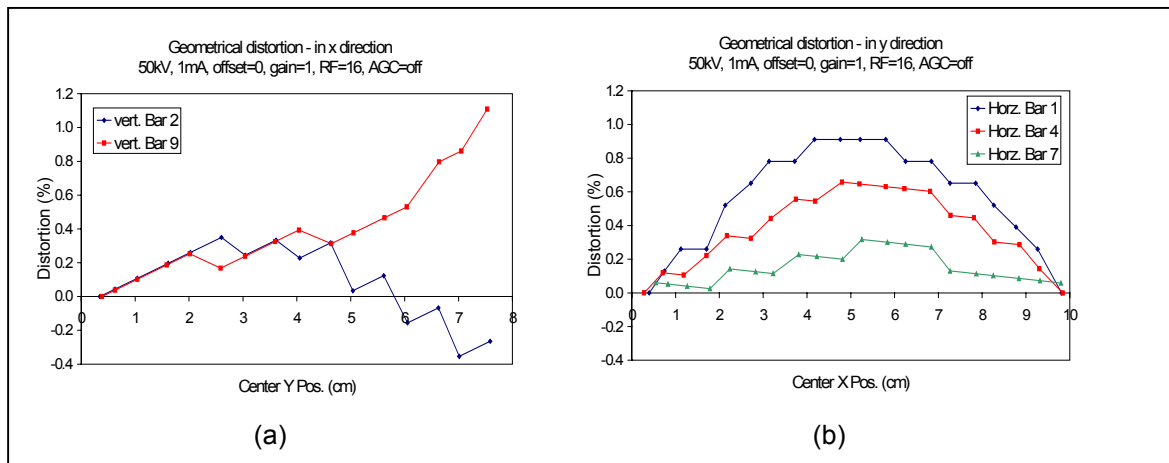


Figure 18 Distorsions Géométriques du détecteur Thomson 6", TH59464 relevées sur la Figure 17, (a) sur les barres horizontales et (b) sur les barres verticales [données RISOE].

RISOE a également évalué les conditions optimales de contrôle. Les photons ont une énergie maximale de $E_{\max} = 60$ keV. La pièce est imagée dans quatre positions. En effet, pour améliorer le contrôle radioscopique des zones critiques et permettre de développer une fusion entre les objets détectés dans deux images d'une même zone de la pièce, nous avons souhaité faire quatre images par pièces : deux de chaque zone critique avec des orientations complémentaires. Le nombre d'images reste limité pour tenir compte du temps de contrôle.

Les positions des pièces lors de ces acquisitions sont validées sur un lot de vingt pièces, par le laboratoire RISOE et la société STAMPAL. La pièce est d'abord exposée pour que la zone critique, touchant le grand anneau, soit imagée, avec des orientations de $\pm 52^\circ$ par rapport au plan de symétrie du grand anneau, qui définit le plan à 0° , (images 1 et 2) (Figure 19). Ensuite la pièce est translaturée de 12 mm, le long de l'axe du bras, pour imager la seconde zone critique du petit anneau. Elle subit deux rotations et deux images sont acquises avec des angles de -38° et de -142° par rapport au plan de symétrie du grand anneau (images 3 et 4).

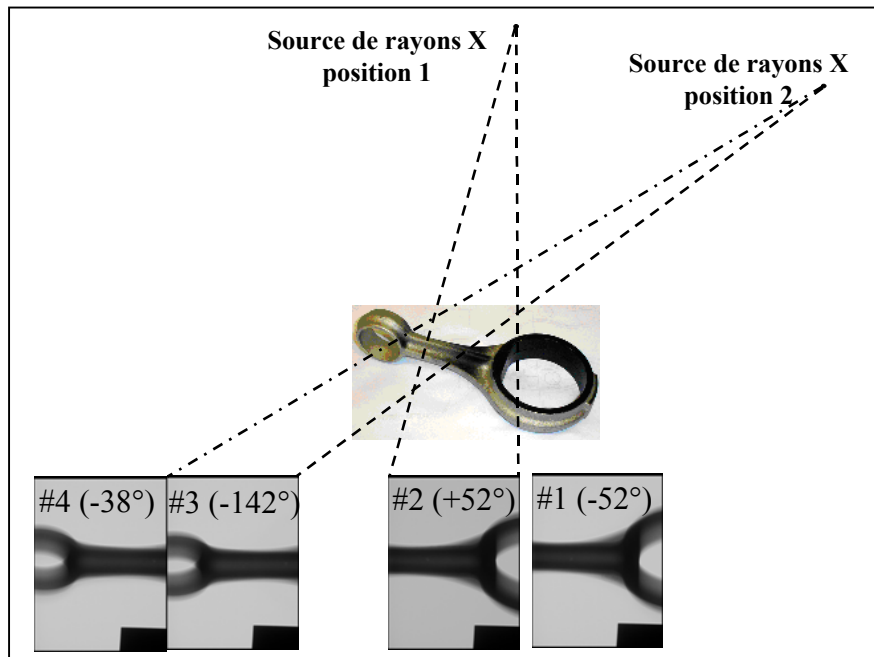


Figure 19 Acquisition des quatre images de la bielle. Deux vues sont réalisées pour chaque zone critique de la pièce, avec deux orientations de la pièce à 104° d'écart.

3.3.2 Spectrométrie

Le but de cette technique est de recueillir et d'analyser le spectre des rayons X transmis par une pièce afin de caractériser une variation de faible épaisseur provenant d'un défaut. Cette technique est complémentaire de la radioscopie. Elle doit avoir une meilleure sensibilité pour de faibles variations d'épaisseur, du fait que le détecteur a une efficacité d'absorption proche de 100%. On utilise donc tous les photons transmis alors qu'en radioscopie le scintillateur doit être fin pour avoir une bonne résolution spatiale et que son facteur d'absorption est limité.

Comme nous l'avons présenté au paragraphe 2.3.2, un détecteur NaI est utilisé pour ce contrôle. Pour éviter de saturer le détecteur et pour déterminer un volume de mesure, deux collimateurs sont utilisés, limitant le flux de photons. Le temps de mesure doit être assez long pour avoir un décompte suffisant de photons. Dans notre cas il a été fixé à 30 secondes. Le nombre de mesures ne pouvant pas être trop important, pour tenir compte du temps de cycle, il a été décidé de faire trois mesures, dans une région de la pièce présentant souvent des micro retassures (Figure 20) et où l'occurrence des défauts est importante (22/29 dans le premier lot de pièces).

Chaque zone correspond à un volume défini par les deux collimateurs, de 3 mm de diamètre, soit 7 mm² de surface, et par l'épaisseur de la pièce de 23mm. Elles se situent dans le plan de symétrie de la pièce et sont espacées de 4mm.



Figure 20 Zones d'impact du faisceau collimaté des rayons X pour les trois mesures de spectrométrie.

De plus une épaisseur de référence est contrôlée avant et après chaque pièce, de façon à normaliser les spectres mesurés par l'intensité du faisceau et se prémunir d'une éventuelle dérive. En effet le tube de rayons X n'a pas un débit constant de photons. Ce nombre varie lentement dans le temps, mais également, plus rarement, de façon brutale. De même, entre deux séries de mesure, après ré-allumage du tube, le nombre de photons émis peut être très différent.

La mesure spectrométrique est donc divisée par la moyenne des deux mesures de référence. Nous l'appelons alors mesure de spectrométrie normalisée

Une phase de simulation avec le logiciel VXI [Duvauchelle2000], développé au sein du laboratoire CNDRI, a permis d'estimer l'intérêt de ce contrôle. Des essais de calibration ont été réalisés par le laboratoire RISOE et par le CNDRI, afin de déterminer quelle plage d'énergie dans le spectre permettrait de distinguer la plus petite variation d'épaisseur et avec quelle précision. D'après les essais réalisés à l'INSA, à 60kV, la spectrométrie doit avoir une sensibilité de détection de 1,5% pour une épaisseur totale de 40mm (Tableau 1). Cette sensibilité est à comparer à celle de la radioscopie, qui dans les mêmes conditions, est de 4,5%.

Tableau 1 Résolution en épaisseur en spectrométrie et en radioscopie, à 60kV.

		$\delta e/e$ en %	
	Epaisseur	1σ	3σ
Spectrométrie	40 mm	0,5 %	1,5 %
Radioscopie	40 mm	1,7 %	4,3 %

C'est-à-dire qu'avec la spectrométrie nous pouvons détecter un défaut d'épaisseur supérieure ou égale à 0,6 mm alors qu'en radioscopie elle doit être supérieure ou égale à 1,8 mm. Cette sensibilité plus grande peut permettre de détecter des micro retassures, non détectables par radioscopie.

3.3.3 Le contrôle vibratoire

Le contrôle vibratoire consiste à heurter une pièce pour créer des vibrations qui se propagent dans le matériau. Ces vibrations sont ensuite reçues par deux capteurs. La présence de défauts dans la pièce va modifier le spectre des fréquences transmises. On cherche alors à extraire des informations pertinentes permettant de caractériser les défauts potentiels, dans les spectres acoustiques obtenus.

Les fréquences mesurées sont inférieures au kHz, alors qu'elles sont de l'ordre de quelques dizaines de kHz pour l'émission acoustique. Il diffère également du contrôle par ultrasons, qui utilise des signaux de hautes fréquences (entre 20 kHz et 10^9 Hz) et analyse les différentes réflexions du signal initial [Shull2002].

L'Université de Liverpool et la société MONITION ont travaillé sur la faisabilité et le développement de cette technique de contrôle, d'abord sur des plaques d'aluminium et ensuite sur les bielles. Le support de contrôle, installé dans la cabine de radioprotection, est présenté Figure 21. Une fois la pièce positionnée sur le support, le marteau heurte la pièce. Les vibrations sont acquises par les deux capteurs en contact avec la pièce, au niveau de chaque anneau. Chaque pièce est testée onze fois de suite. Un exemple de spectre acoustique est donné dans la Figure 22.

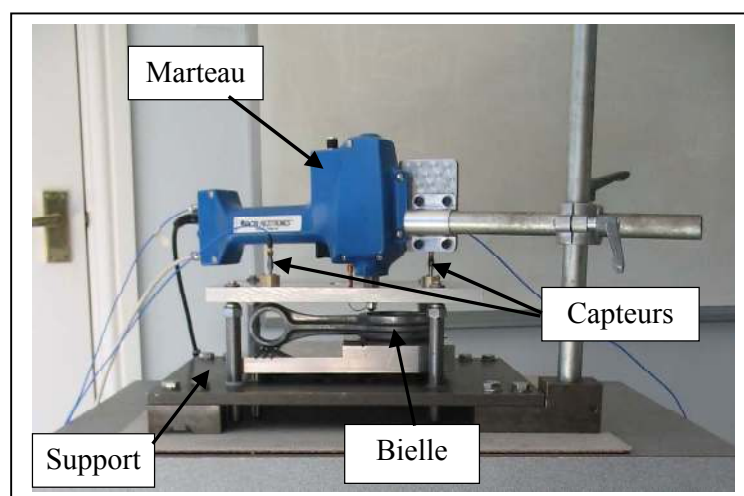


Figure 21 Support du contrôle vibratoire de la bielle.

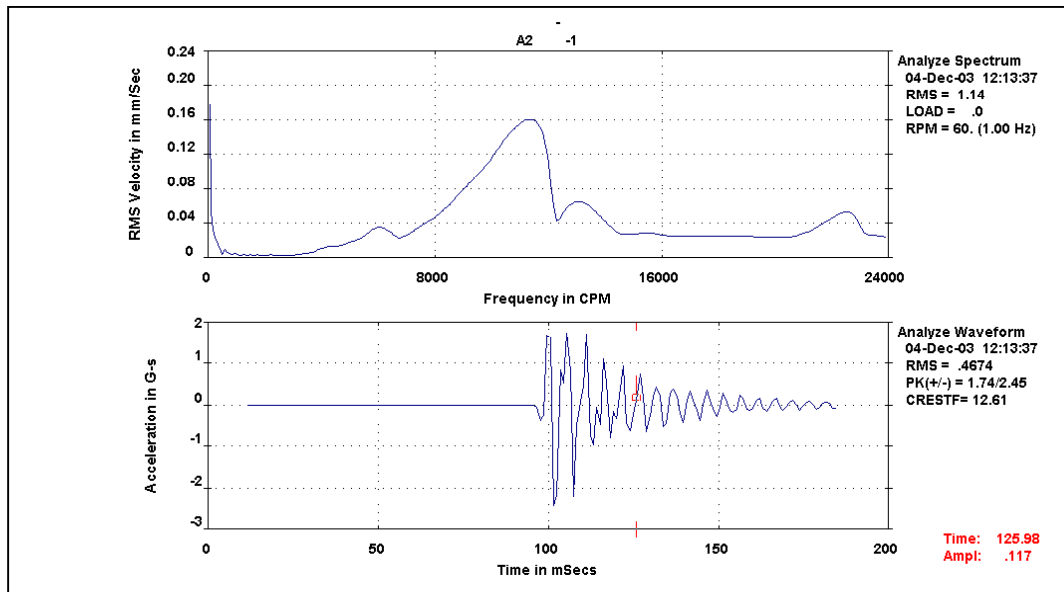


Figure 22 Exemple d'un spectre vibratoire reçu par un capteur (bas) et de sa transformée de Fourier (haut) exprimé en CPM (coups par minute), pour une bielle du projet QUME [données MONITION].

Les deux objectifs, qui se sont avérés difficiles à atteindre, ont été :

- 1) de réaliser un support de contrôle, permettant de faire une mesure répétable, avec un minimum de dispersion entre les mesures,
- 2) et d'extraire des spectres les éléments caractérisant la présence de défauts.

La mise au point de la méthode d'analyse des données a été faite par l'Université de Liverpool.

Dans un premier temps, la transformée de Fourier est utilisée pour fournir une représentation fréquentielle des signaux. Les spectres sont ensuite séparés en plusieurs portions, chacune caractérisée par huit paramètres. L'analyse des spectres est réalisée avec un réseau de neurones. Pour l'apprentissage du réseau de neurones, l'Université de Liverpool a utilisé un lot de pièces sans défaut. Le réseau de neurones fournit plusieurs données numériques de sortie. A partir de ces données, le lot d'apprentissage permet de définir un espace dans lequel sont regroupées les pièces bonnes. Pour chaque nouvelle pièce, la distance de Mahalanobis¹, entre les données de sortie de la pièce et celles des pièces bonnes, est calculée. En la comparant à celle des pièces bonnes, il est alors possible de classer la pièce analysée. Chaque pièce étant analysée onze fois, l'appréciation finale de la vibration est prise selon la majorité des classements.

¹ La distance de Mahalanobis est égale à la distance euclidienne divisée par l'écart type de la distribution de la classe considérée [Cocquerez1995].

L'analyse vibratoire est présentée dans [Wong2005]. Nous reviendrons sur les difficultés liées à cette méthode au chapitre 6.

3.4 Modèle géométrique du banc radioscopique

Un modèle géométrique d'un banc de radioscopie a été proposé par Méry [Méry2003a], pour lequel il utilise une projection centrale linéaire pour modéliser la projection radioscopique.

Nous utilisons la même approche pour modéliser notre banc. En effet, pour pouvoir combiner les informations issues des quatre images, chacune correspondant à une orientation différente de la pièce, nous devons disposer d'un repère commun, celui de la pièce $R_{pièce}$. Nous avons besoin de trois repères orthonormés (Figure 23) pour trois étapes de notre analyse : la caractérisation des objets détectés (§4.3.2), la caractérisation du type de défaut (§4.4.1) et la mise en correspondance de ces objets (§5.2). Nous présentons dans ce paragraphe la définition de ces trois repères et les calculs de changements de repère.

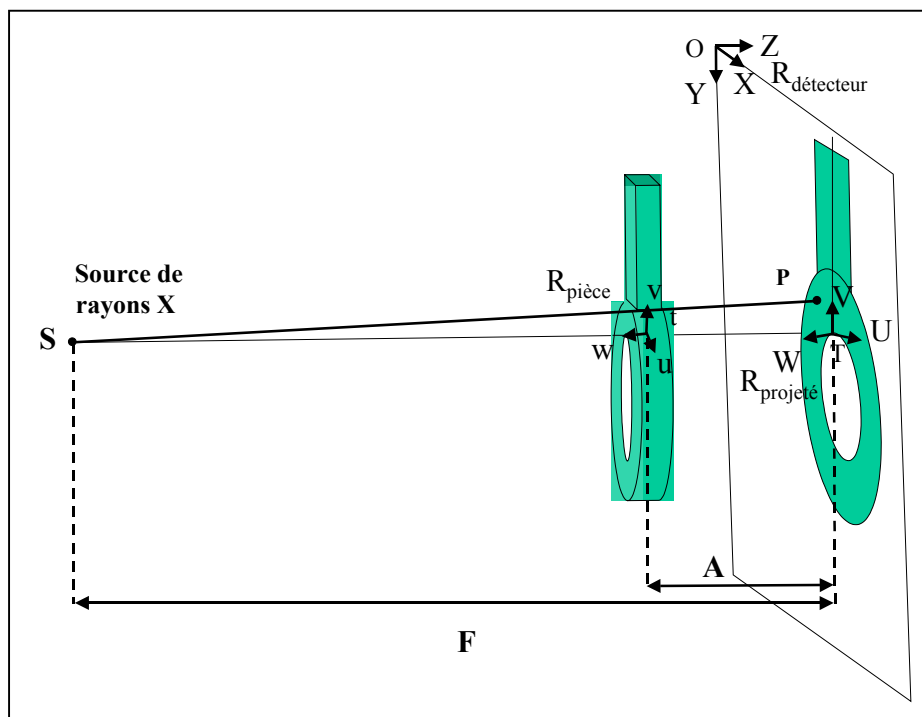


Figure 23 Représentation du banc radioscopique, avec les trois repères et les distances F (source de rayons X – détecteur) et A (pièce – détecteur).

Nous connaissons la géométrie de notre banc et l'orientation de la pièce pour chaque image. Les distances entre objet, détecteur et source de rayons X sont mesurées.

3.4.1 Définition et détermination des repères

Chaque repère est défini par un point origine et trois axes (Figure 23) :

- $R_{\text{pièce}}$ le repère de la pièce $[t (u,v,w)]$: t , le point origine, se situe à l'intersection de l'axe central du bras de la pièce et du contour intérieur du grand anneau, dans le prolongement du bras. Les trois vecteurs directeurs u , v , w sont définis comme suit :
 - v selon l'axe du bras, dirigé vers le petit anneau,
 - w perpendiculaire au plan de symétrie du grand anneau, le dateur étant en w positif (Figure 11),
 - u est déterminé pour que (u,v,w) soit orthogonal; il est dans le plan de symétrie du grand anneau, le dateur ayant u positif.
- $R_{\text{détecteur}}$ le repère du détecteur $[O (X,Y,Z)]$. O est le coin en haut à gauche de l'image. X est le vecteur horizontal de l'image (vers la droite) et Y le vecteur vertical, vers le bas. Z complète ce repère orthogonal direct.
- R_p (p =projeté) $[T,(U,V,W)]$ T est le projeté du point t (origine du repère $R_{\text{pièce}}$) sur le plan image. Les deux vecteurs U et V sont coplanaires aux vecteurs (X,Y) de l'imageur X et Y . Les vecteurs v et V sont parallèles.

Nous connaissons les distances source-pièce F , pièce-détecteur A , l'angle α de rotation de la pièce autour de l'axe v , et la position S de la source de rayons X dans $R_{\text{détecteur}}$. Les inconnues sont l'inclinaison d'angle θ de la pièce autour de l'axe w et les positions des points t et T . Nous les déterminons de la façon suivante :

Angle θ

La main de préhension ne tient pas l'échantillon de façon isostatique : une faible rotation est possible dans le plan principal de la pièce, plan ($w=0$); la Figure 24 montre une image radioscopique d'une partie de la pièce sur laquelle on voit une légère rotation de la projection par rapport à l'axe Y . Pour évaluer cet angle, nous segmentons l'image pour ne garder que la partie du bras central. Son barycentre B est calculé, ainsi que l'angle entre son axe principal et l'axe X . Cet angle θ représente l'inclinaison de la pièce autour de l'axe w .

Point T

La position du point T est calculée en partant du barycentre B du bras central. La droite passant par ce barycentre, orientée selon l'angle θ , coupera au point T le bord de la pièce défini dans le grand anneau. Les coordonnées du point $T (X_T, Y_T, Z_T)$ sont données dans le repère détecteur.

Le point t est à la distance A du point T dans la direction $(-Z)$.

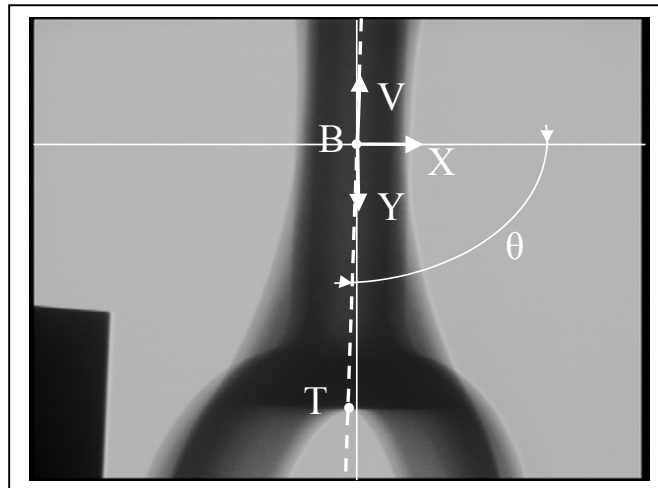


Figure 24 Exemple d'une image avec l'axe du bras central (trait en pointillé) correspondant à l'axe V et son orientation θ avec la direction horizontale (trait en continu) de l'axe X, son barycentre B et le point T.

3.4.2 Changements de repère

Les coordonnées de la source S de rayons X sont exprimées dans le repère $R_{\text{détecteur}}$. Le traitement d'image et la caractérisation des objets détectés donnent les coordonnées du barycentre $P_{R_{\text{détecteur}}}$ de l'objet détecté dans $R_{\text{détecteur}}$. Pour tous les calculs qui suivent nous considérons qu'un point exprimé dans $R_{\text{détecteur}}$ se situe au centre du pixel. Pour faciliter les calculs et permettre des calculs matriciels, nous utilisons les coordonnées homogènes. Cet outil permet une écriture unifiée de toutes les transformations sous forme de matrices 4x4 pour les rotations, translations et projections [Foley2000].

Les changements de repères successifs suivants sont appliqués pour exprimer les coordonnées d'un point $P_{R_{\text{détecteur}}}$ dans le repère $R_{\text{pièce}}$:

$R_{\text{détecteur}}$ vers R_p

Une translation de O vers T permet de changer d'origine (Matrice M1) puis une rotation d'angle $(\theta-90^\circ)$ permet de changer d'axes (Matrice M2) (Figure 25).

$$M1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -XT \\ 0 & 1 & 0 & -YT \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M2 = \begin{bmatrix} \cos(\theta-90) & -\sin(\theta-90) & 0 & 0 \\ -\sin(\theta-90) & -\cos(\theta-90) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

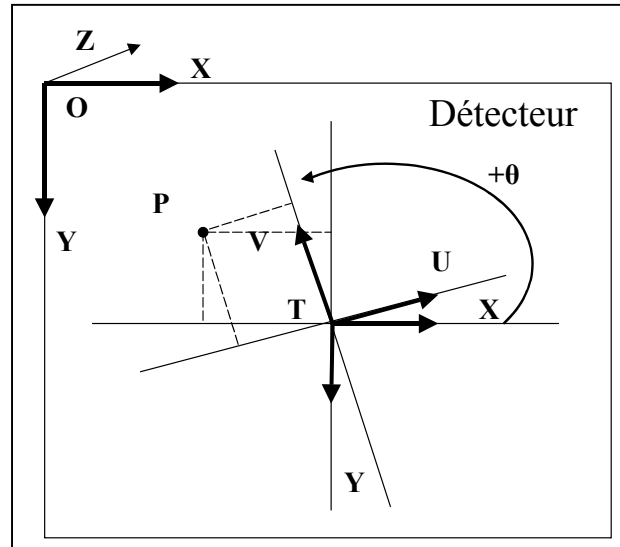


Figure 25 Changement du repère $R_{\text{détecteur}}$ vers le repère R_p .

R_p vers $R_{\text{pièce}}$

De même une translation de T vers t permet de changer d'origine (Matrice M3) et une rotation d'angle α permet de changer d'axes (Matrice M4), l'angle α dépendant du numéro de l'image (-52° , $+52^\circ$, -38° , -142°) (Figure 26).

$$M3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -A \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M4 = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & 0 & \sin(\alpha) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(\alpha) & 0 & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

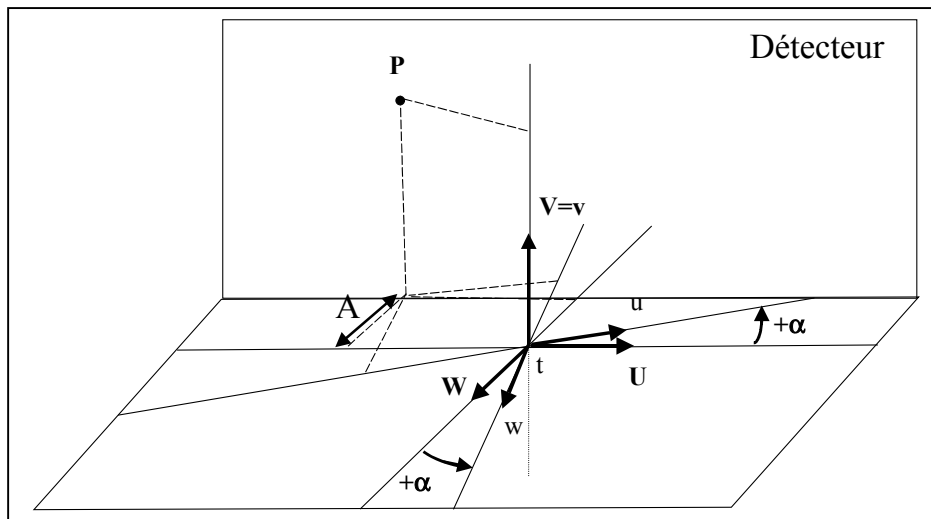


Figure 26 Changement du repère R_p vers le repère $R_{pièce}$.

La composition de ces changements de repères s'écrit alors de la façon suivante :

$$(9) P_{R_{pièce}} = M4.M3.M2.M1.P_{R_{détecteur}}$$

Cas des images 3 et 4

Sur les images 3 et 4, le projeté du point t est absent. Par contre on y trouve le projeté d'un second point que nous appelons t', équivalent à notre point t, à l'intersection de l'axe central du bras et du petit anneau (Figure 27). Nous utilisons le même principe de détection que celui décrit dans le paragraphe précédent pour ce point t' et son projeté T'. Entre les images (1,2) et (3,4), la pièce a été translattée de -12 mm selon l'axe $(v)_{R_{pièce}}$. La distance $d_{tt'}$ mesurée sur la pièce entre les points t et t' est mesurée égale à 95mm sur la pièce. Ainsi la distance $D_{tt'}$ entre les deux séries d'images est égale à 107 mm le long de l'axe v. Le repère $R_{pièce}'$ est différent de celui des vues 1 et 2, les trois axes étant échangés, $v'=-v$, $u'=w$ et $w'=u$.

Le changement de repère entre $R_{pièce}'$ et $R_{pièce}$ est alors égal à :

$$M5 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & D_{tt'} \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Pour les vues 3 et 4, le changement de repère total est alors donné par l'équation suivante :

$$(10) P_{R_{pièce}} = M5.M4.M3.M2.M1.P_{R_{détecteur}'}$$

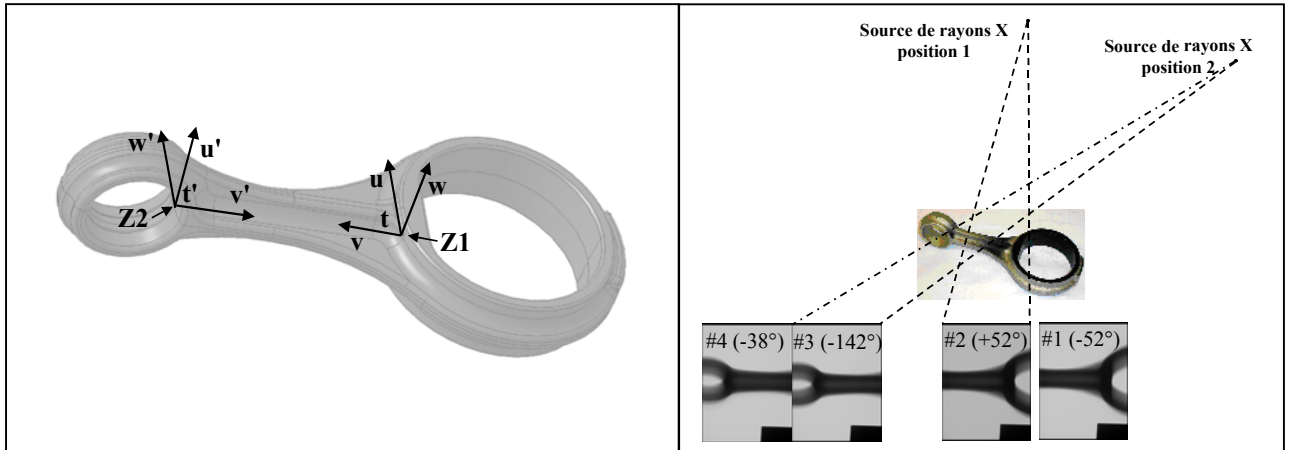


Figure 27 Représentation des deux repères $R_{pièce}$ et $R_{pièce}'$. Reprise de la Figure 19 pour visualiser les 4 vues.

3.4.3 Incertitudes sur les coordonnées des points

Lorsque nous appliquons l'équation (9) ou (10) au point P $(i,j,0)_{Rdétecteur}$ pour changer de repère et déterminer ses coordonnées $(I,J,K)_{Rpièce}$, les relations suivantes sont obtenues :

Pour les images (1,2) :

$$\begin{pmatrix} I \\ J \\ K \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha((i - XT) \cos(\theta - 90) - (j - YT) \sin(\theta - 90)) - A \sin \alpha \\ -(i - XT) \sin(\theta - 90) - (j - YT) \cos(\theta - 90) \\ -\sin \alpha((i - XT) \cos(\theta - 90) - (j - YT) \sin(\theta - 90)) - A \cos \alpha \\ 1 \end{bmatrix}$$

Et pour les images (3,4) :

$$\begin{pmatrix} I \\ J \\ K \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \alpha((i - XT) \cos(\theta - 90) - (j - YT) \sin(\theta - 90)) + A \cos \alpha \\ (i - XT) \sin(\theta - 90) + (j - YT) \cos(\theta - 90) + D_{tr} \\ -\cos \alpha((i - XT) \cos(\theta - 90) - (j - YT) \sin(\theta - 90)) + A \sin \alpha \\ 1 \end{bmatrix}$$

Les paramètres utilisés dans ces calculs ont des incertitudes, de mesure, de calcul ou dues aux déplacements mécaniques. La position du point P $(I,J,K)_{Rpièce}$ sera également entachée d'incertitude sur ses trois coordonnées. Pour les déterminer, nous avons besoin de l'incertitude relative de chacun des paramètres :

- **ΔF** , sur la distance source-détecteur F :

Une calibration du banc (avec plusieurs mesures de grandissement² d'un échantillon normalisé pour différentes distances F_i et A_i) a permis de déterminer précisément la distance F. Ainsi $F = 863$ mm et $\Delta F = \pm 0,1$ mm.

- **ΔA** , sur la distance pièce-détecteur A :

Estimation identique à la précédente,

$A = 75$ mm et $\Delta A = \pm 0,1$ mm.

- **$(\Delta_i, \Delta_j, 0)$** , sur la position du barycentre P de l'objet dans $R_{\text{détecteur}}(i, j, 0)$:

Nous considérons que la précision est de ± 1 pixel sur la position d'un point dans le repère $R_{\text{détecteur}}$. $(\Delta_i, \Delta_j, 0) = (\pm 0.167, \pm 0.167, 0)$ en mm.

- **$(\Delta_{XT}, \Delta_{YT}, 0)$** , sur la position du point T dans $R_{\text{détecteur}}(X_T, Y_T, 0)$:

Comme pour P nous prenons $(\Delta_{XT}, \Delta_{YT}, 0) = (\pm 0.167, \pm 0.167, 0)$.

- **$\Delta_{D_{tt'}}$** sur la distance $D_{tt'}$ entre les deux points t des images 1 et 2 et t' des images 3 et 4 :

$D_{tt'}$ est égale à la somme de la distance $d_{tt'}$ mesurée sur la pièce entre les deux points t et t' et à la translation effectuée sur la pièce entre les deux séries d'images, (1,2) vers (3,4). L'incertitude sur cette distance est égale à la somme des deux incertitudes. L'incertitude de mesure $\Delta_{d_{tt'}}$ est de $\pm 0,1$ mm et l'incertitude sur la translation de la main de préhension est de $\pm 0,01$ mm. D'où $\Delta_{D_{tt'}} = 0,11$ mm.

- **$\Delta\theta$** , sur l'angle θ de la pièce dans $R_{\text{détecteur}}$:

Cette incertitude est liée à toute la procédure de calcul de cet angle. Plusieurs imprécisions s'additionnent, dues à la segmentation de l'image du bras, à la détermination de son barycentre et à celle de son orientation. $\Delta\theta$ est très difficile à calculer, nous devons l'estimer. Quel $\Delta\theta$ correspond à une incertitude du point T de quelques pixels(n) autour de sa position ? La distance $d(B, T)$ entre le barycentre B et le point T est d'environ 150 pixels et $\tan(\Delta\theta) = n/150$.

Pour un maximum de $n=3$ pixels, $\Delta\theta = 0,02^\circ$. Nous conservons cette incertitude pour les calculs.

- **$\Delta\alpha$** , sur l'angle α de rotation de la pièce autour de l'axe v de $R_{\text{pièce}}$:

Le moteur, qui fait tourner la main de préhension, a 6400 pas pour les 360° . $\Delta\alpha$ est donc égale au pas, de $0,06^\circ$.

Nous considérons que le plan du détecteur est l'origine commune à toutes les mesures.

Le développement des calculs d'incertitude est présenté dans l'Annexe A1.

² Le grandissement G est égal à $(F/(F-A))$.

Le point P calculé dans le repère $R_{\text{pièce}}$ a une incertitude maximale sur sa position de $\pm 0,7$ mm. Cette incertitude est égale à la racine carrée de la somme des trois coordonnées au carré.

3.5 Conclusion

Nous venons de décrire la machine de contrôle du projet QUME. Cela nous a permis d'expliquer chacune des trois modalités de contrôle prévues. Après une présentation du banc de radioscopie, nous avons développé un modèle géométrique de ce banc. Ce modèle simple a un rôle important dans la suite de cette étude.

En effet, ce dernier va nous permettre d'améliorer très nettement le classement des objets détectés dans les images (Chapitre 4). Ce modèle va également nous permettre de mettre en correspondance des objets détectés dans des images prises sous des angles différents, pour une même pièce (chapitre 5). Ensuite, grâce à cette mise en correspondance, nous allons pouvoir fusionner les objets concernés, afin d'améliorer leur caractérisation et le classement des pièces en pièce bonne ou mauvaise (chapitre 6).

4 ANALYSE D'IMAGE

L'image radioscopique étant acquise, son analyse doit permettre d'en extraire les informations relatives aux défauts. Dans notre étude, ce sont les régions plus claires que leur voisinage qui peuvent être potentiellement un défaut, à savoir des retassures ou des cavités gazeuses.

Le traitement d'image nous permet de segmenter les images pour identifier ces régions douteuses. Une étape d'extraction des caractéristiques pertinentes permet ensuite de les classer selon les critères de notre étude. Ces trois étapes, segmentation, extraction, classification, sont importantes, chacune dépendante des deux autres. C'est l'ensemble de cette analyse que nous présentons dans ce chapitre. Après une revue de quelques définitions et algorithmes du traitement d'image, nous détaillons dans le deuxième paragraphe les méthodes de traitement d'image retenues. Dans le paragraphe 4.3, les caractéristiques extraites sont présentées et le classement des objets détectés est réalisé dans le paragraphe 4.4.

4.1 Bibliographie

Les images radioscopiques de pièces de fonderie présentent de nombreuses variations de niveaux de gris dues à la complexité des pièces, à la présence de nombreuses nervures et aux changements d'épaisseur. De ce fait, les défauts peuvent être masqués par les variations de niveaux de gris. Pour résoudre ce problème, plusieurs types de segmentation d'image ont été proposés. La segmentation la plus intuitive utilise une *image de référence*, c'est-à-dire l'image d'une pièce sans défaut acquise dans les mêmes conditions. Cette image, que nous appellerons *image étalon*, est ensuite soustraite à l'image initiale. Les difficultés d'utilisation de cette image étalon sont bien connues [Boerner1988]. Elles sont dues aux variations de position et aux variations dimensionnelles des échantillons. Lors de la mise en correspondance des deux images, les pièces sont toujours décalées sur les bords car elles n'ont pas exactement la même orientation ni les mêmes dimensions. Après la soustraction des deux images, les nombreuses zones de non correspondance masquent les défauts et rendent difficile leur détection. Des travaux ont été menés pour corriger ces décalages. On trouve par exemple des méthodes de correspondance de sous-éléments de l'image ou "block-matching" [Vincent2002]. On peut signaler aussi des recalages combinant deux méthodes de mise en correspondance, avec la détection des bords et la détection des variations de niveaux de gris [Koenig1998]. Ces méthodes sont coûteuses en temps de

calcul, leur efficacité dépend de la configuration du banc, et elles doivent être utilisées en dehors d'une ligne de production.

L'image de référence peut aussi être obtenue par simulation en utilisant un logiciel dédié [Koenig1998]. Si les paramètres du banc ne sont pas précisément connus, ils peuvent être recherchés dans une succession d'images simulées, jusqu'à obtenir une bonne concordance [Lecomte2002]. Cette méthode, validée avec une image à analyser *simulée*, ne donnerait pas d'aussi bons résultats avec une image à analyser *réelle*. En effet il est très difficile d'obtenir des pièces parfaitement conformes à leur fichier CAO. Les pièces sont contrôlées "brutes de fonderie", avec des bavures et les seuils de remplissage, et elles peuvent présenter des variations dimensionnelles de production.

Dans des cas très particuliers, l'image de référence peut être extrapolée de l'image originale avec des hypothèses sur le profil des niveaux de gris ou sur leur distribution. La modélisation de cordons de soudure linéaires par une distribution normale des niveaux de gris [Liao1996] a donné de très bons résultats. La segmentation d'un cordon de soudure courbé peut aussi être faite en le modélisant par une courbe spline [Liao1998] ou en classant les pixels avec un réseau de neurones [Lawson1994] [Liao1997]. Des algorithmes de logique floue ont été également utilisés [Liao2000] pour extraire les cordons de soudure d'une image. De telles méthodes sont difficilement applicables à des images radioscopiques de pièces de fonderie. Ce qui est simple sur une image de soudure, où le profil a toujours la même allure, ne l'est plus sur une image d'une pièce de fonderie qui n'a pas deux profils identiques. La seule possibilité serait de modéliser l'image à partir du fichier CAO de la pièce, avec les inconvénients cités à la fin du paragraphe précédent.

Pour éviter les problèmes de mise en correspondance avec l'image de référence que nous venons d'évoquer, une autre approche consiste à filtrer l'image pour obtenir cette image de référence, en éliminant les défauts mais en préservant les variations normales des niveaux de gris. Comme pour les segmentations précédentes, les défauts sont mis en évidence par la soustraction de cette image de référence de l'image à analyser. Le choix du filtre est délicat. Un simple filtre moyenneur ou un filtre médian peut être utilisé dans la région d'intérêt, avec une fenêtre de filtrage, plus grande que les défauts et plus petite que les variations normales, qui sont ainsi préservées [Kaftandjian2003] [Kaftandjian1998]. Un filtre médian modifié est présenté par Herold [Herold2004]. Au lieu d'attribuer au pixel considéré la valeur médiane des niveaux de gris de ses voisins, il lui donne la valeur médiane des niveaux de gris d'un ensemble de points qui ont été choisis au préalable dans l'image pour leur comportement identique à ce pixel. Les positions des points considérés pour chaque pixel nécessitent une phase d'apprentissage. Les

premiers résultats semblent encourageants mais une telle technique impose que la position de l'objet corresponde exactement à la position des images d'apprentissage, inconvénient majeur déjà évoqué pour la segmentation avec l'image de référence simulée.

Une fois les variations de niveaux de gris mises à plat, le rehaussement des défauts est possible. Ainsi, deux filtres ont été combinés pour détecter les défauts de type particulier, un filtre passe-bas de Laws, qui accentue les défauts arrondis et le filtre horizontal de Kirsch (dérivation du premier ordre), pour les défauts longitudinaux [Bonser1998]. Un filtre Laplacien de noyau gaussien peut aussi être appliqué, combiné à un algorithme d'extraction des points de passage à zéro (zero crossing algorithm). Il permet une bonne détection des contours des défauts, mais détecte également de nombreuses fausses alarmes dues au bruit [Mery2002]. Une autre approche consiste à rechercher dans l'image des variations de niveaux de gris qui correspondent à un défaut. Cette méthode, appelée *template matching*, recherche les positions dans l'image présentant une assez forte corrélation avec le motif du défaut recherché. Elle nécessite de connaître tous les défauts possibles, toutes leurs orientations, les projections correspondantes et d'effectuer la recherche pour chacun d'eux [Gayer1990] [Wallingford1992].

Dans notre cas, le *template matching* ne peut pas être appliqué car nous ne connaissons pas exactement tous les profils et toutes les tailles des projections des défauts possibles dans la pièce. La pièce étudiée ne présente pas non plus de profil de niveaux de gris particulier et il n'est pas possible d'extraire une image de référence d'après un profil supposé. La simulation d'une image de référence a été testée [Lecomte2002] mais nous n'avons pas de fichier CAO correspondant exactement à notre pièce. De plus, les échantillons présentent de petites variations de position sur le banc qui rendraient difficiles et coûteuses en temps de calcul la recherche ou l'adaptation d'une image de référence simulée. De meilleurs résultats ont été obtenus en filtrant les images par filtrage morphologique du chapeau haut de forme, suivi d'un seuillage par hystérésis. Les traitements d'image sont développés dans le prochain paragraphe. Le filtre morphologique du chapeau haut de forme (top-hat) a déjà été utilisé pour extraire les défauts notamment dans des lingots d'aluminium [Kaftandjian1996], dans des cordons de soudure [Dupuis1999] ou pour extraire des cibles dans des images militaires en infrarouge [Zhang2005].

4.2 Procédure de traitement développée

Pour programmer ces traitements nous avons utilisé le logiciel Matlab®. La Figure 28 représente la séquence de traitements, appliqués ici à une zone contenant un défaut. Le profil en niveaux de gris d'une droite verticale traversant ce défaut est représenté à droite de chaque image afin d'observer plus facilement l'effet de chacune des étapes du traitement. Deux traitements sont utilisés pour cette étude, les routines R1 et R2. Ils se différencient par le filtrage du bruit, le reste du traitement étant identique.

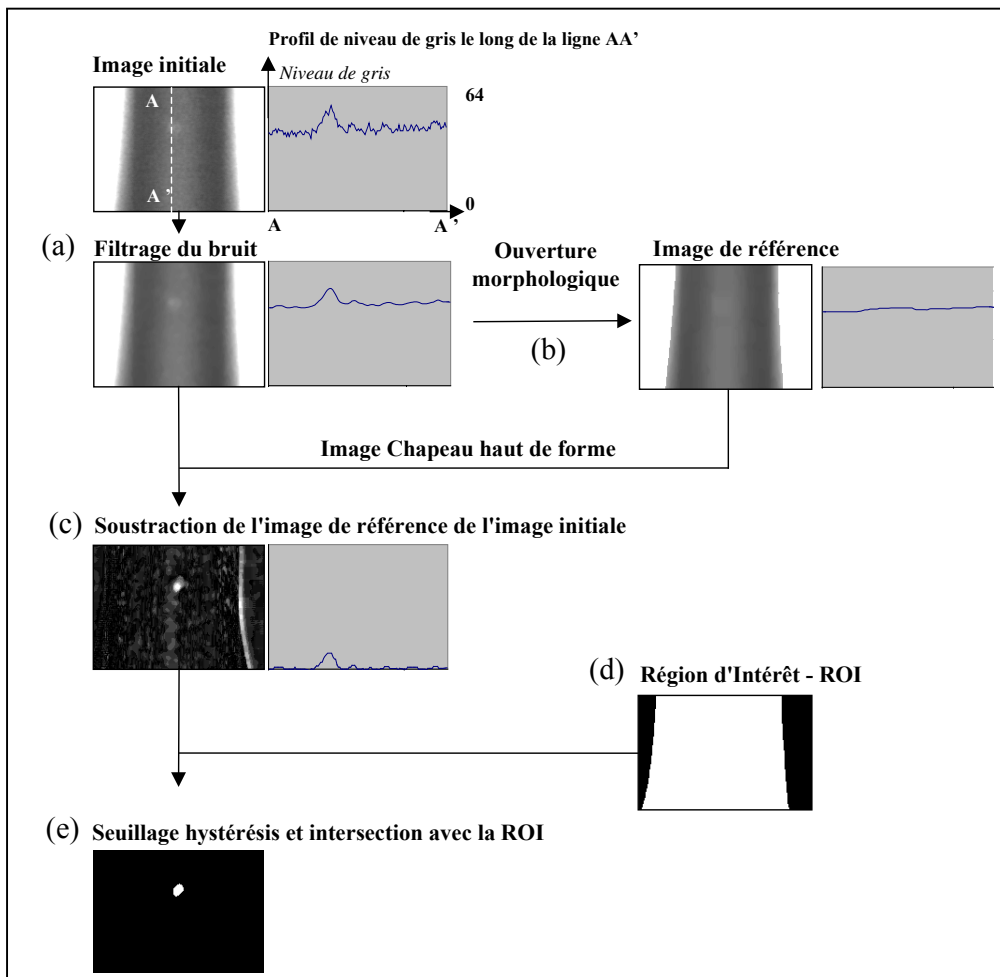


Figure 28 Représentation globale du traitement d'image pour la détection des défauts. Deux filtres de bruit différents sont utilisés donnant respectivement la routine R1 (moyennage) et la routine R2 (médian et moyennage).

4.2.1 Filtrage du bruit

La première étape du traitement d'image est la réduction du bruit (Figure 28-a). Un bon filtrage du bruit doit enlever la majeure partie du bruit sans enlever les défauts que l'on souhaite détecter. En effet, le bruit et les défauts ont les mêmes caractéristiques de variation rapide de niveaux de gris et peuvent être de même ordre de grandeur. Deux

filtrages du bruit sont utilisés pour montrer l'effet de leur sévérité sur le résultat final. Pour la routine R1, un filtre moyenneur de noyau 3*3 est choisi, tandis que pour la routine R2, un filtre médian de noyau 5*5 suivi d'un filtre moyenneur 3*3 sont appliqués.

4.2.2 Filtrage morphologique chapeau haut de forme

La Morphologie Mathématique a été développée au début des années 1960, à l'Ecole des Mines de Paris. L'idée est de comparer les objets détectés avec une forme de référence, appelée élément structurant, qui peut être binaire ou en niveaux de gris. La morphologie mathématique est expliquée en détail dans [Serra1982].

Le filtrage morphologique chapeau haut de forme se fonde sur la morphologie mathématique en niveaux de gris. La procédure se fait en deux temps. Dans un premier temps, une ouverture morphologique des niveaux de gris élimine les objets plus petits que l'élément structurant. Dans un second temps, l'image ainsi obtenue est soustraite à l'image initiale pour obtenir les zones intéressantes, c'est-à-dire les objets supprimés par l'ouverture (voir Annexe A2).

Nous avons choisi un élément structurant de forme carrée, 13*13 pixels, soit 2,16 mm de côté, 4,7 mm² de surface sur l'image et 4,3 mm² de surface dans l'objet, tenant compte du grossissement. Cette taille est définie en fonction des défauts à détecter, qui doivent être plus petits que cet élément structurant. L'opération est représentée sur la Figure 29 pour le profil de la Figure 28. Chaque étape est clairement visible sur cette figure. Le profil filtré (d) montre sans hésitation la présence du défaut.

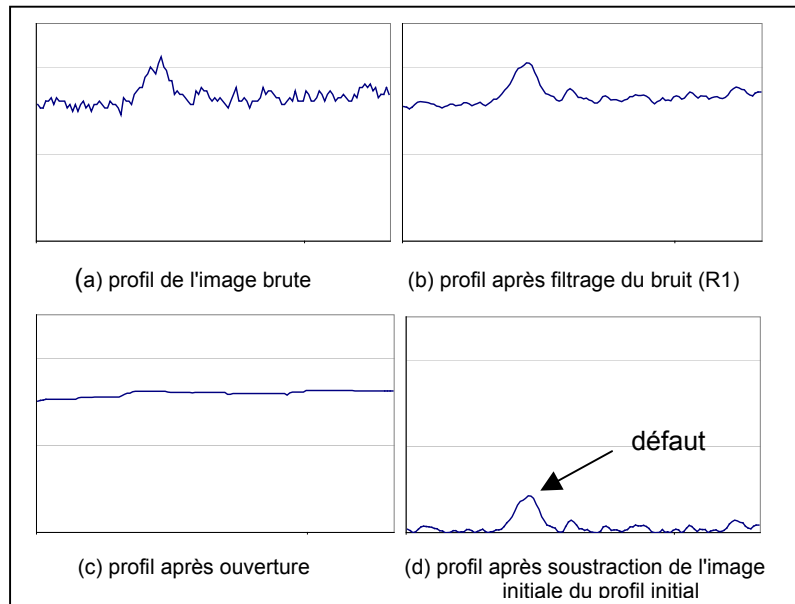


Figure 29 Ouverture appliquée au profil de la Figure 28, avec un élément structurant de 13 pixels (niveaux de gris en fonction des pixels).

4.2.3 Régions d'intérêt

Les *régions d'intérêt* (Region of Interest ou ROI) sont extraites des images afin de ne sélectionner que les objets détectés à l'intérieur des régions et non pas sur les bords (Figure 28-d). Cette étape permet d'adapter notre traitement à des formes plus complexes d'échantillons. Nous appliquons l'algorithme des nuées dynamiques à l'histogramme des niveaux de gris, connaissant a priori le nombre de classes présentes dans l'image [Diday1976]. Le principe de cet algorithme est de regrouper les pixels dans la classe pour laquelle la distance de Mahalanobis entre le pixel et son barycentre est la plus petite, et d'itérer cette opération. A chaque itération, les barycentres et les écarts type sont recalculés pour chaque classe, ainsi que les distances de Mahalanobis, jusqu'à ce que les classes n'évoluent plus.

4.2.4 Seuillage par hystérésis

Un double seuillage (Figure 28-e), appelé seuillage par hystérésis, est ensuite appliqué [Cocquerez1995]. Deux seuils S_1 et S_2 sont définis, S_1 supérieur à S_2 . Les pixels de niveau de gris compris entre S_1 et S_2 sont conservés. Les pixels de niveaux de gris supérieur à S_2 sont également conservés s'ils sont connexes à des pixels de niveau de gris supérieur à S_1 (Figure 30). L'avantage de ce seuillage est de préserver la taille des objets tout en étant sévère par rapport au bruit. Les mêmes seuils S_1 et S_2 sont utilisés systématiquement pour toutes les images.

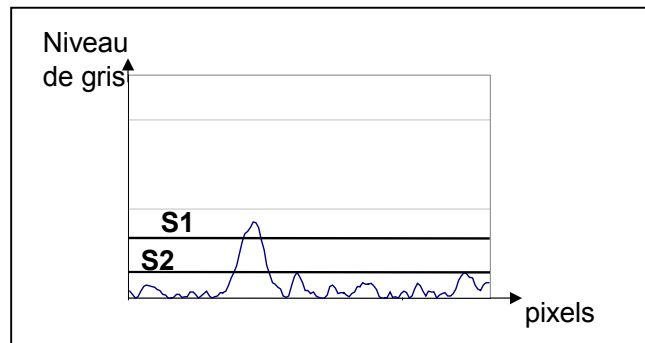


Figure 30 Seuillage par hystérésis.

4.2.5 Performance du traitement d'image

Les performances des traitements sont évaluées en comparant le nombre de défauts et le nombre de fausses alarmes (FAs) détectés avec les deux routines. Une analyse visuelle des images a été effectuée par un expert. Celle-ci, complétée par les informations de l'industriel fabriquant les pièces, permet de statuer sur la nature de chaque objet détecté : défaut non acceptable, défaut acceptable ou fausse alarme. Les objets détectés par le traitement d'image, mais qui ne sont pas confirmés visuellement par l'expert comme des défauts, sont considérés comme des fausses alarmes. Il y a en tout 59 défauts visibles dans les 684 images. Dans le traitement de nos résultats, nous indiquons le critère d'acceptation des défauts tel que l'industriel nous l'a communiqué. Nous verrons cependant quelques contradictions apparaître au paragraphe 4.4.

Il faut souligner que trois défauts n'ont pas été détectés par le traitement :

- Les deux lignes de soudure n'étaient pas visibles dans les images.
- L'inclusion était visible mais faiblement contrastée et elle n'a pas été détectée par le traitement³.

Ces trois défauts ne sont pas comptés dans les 59 défauts.

La procédure du chapeau haut de forme et du seuillage par hystérésis est efficace pour détecter les défauts. Les résultats du Tableau 2 montrent que la routine R1 détecte tous les défauts, mais également beaucoup de fausses alarmes. La routine R2 détecte moins de fausses alarmes mais elle ne détecte que 74% des défauts.

³ Notons que pour s'adapter à des inclusions plus denses, le chapeau haut de forme doit opérer une fermeture au lieu d'une ouverture. Le fait d'avoir une seule inclusion nous a conduit à optimiser le traitement sans en tenir compte.

Tableau 2 Performance des routines R1 et R2 : nombre de défauts détectés et de fausses alarmes. Le nombre total de défauts dans les 684 images est de 59.

	Nombre d'objets détectés	Nombre de vrais défauts	Nombre de fausses alarmes
R1	839	59 (dont 5 acceptables) (100%)	780
R2	621	43 (dont 2 acceptables) (74%)	578

Quelle que soit la sévérité du filtrage du bruit, le nombre de FAs reste élevé. Ceci conduit à chercher un moyen de discriminer FAs et défauts en post-traitement. Nous présentons dans le paragraphe suivant les caractéristiques extraites des images, et dans le paragraphe 4.4, le post-traitement qui permet d'éliminer un grand nombre de FAs.

4.3 Définition des caractéristiques extraites

4.3.1 Bibliographie

A partir de l'image segmentée, nous souhaitons classer les objets détectés, soit en défaut soit en FA. Dans un second temps nous essayerons de classer les défauts dans un type de défaut.

Pour ce faire, il faut caractériser les régions. La nature particulière de nos images fait que l'on ne peut pas transférer d'emblée une méthode qui serait efficace, par exemple pour des images satellite, des images de vidéo surveillance, des images médicales, ... Le nombre d'articles sur le sujet de l'extraction des caractéristiques en radioscopie reste limité et porte principalement sur des objets détectés dans des soudures (environ 80%). Les paramètres retenus peuvent être la largeur, la position de l'objet par rapport au bord de la soudure, l'intensité maximum du pic de niveau de gris, l'erreur au sens des moindres carrés entre le profil réel et sa forme supposée [Liao1997], [Liao1998], [Liao2000]. Ils peuvent être complétés par des paramètres caractérisant plus les objets, comme l'orientation, l'élongation, la compacité, l'intensité moyenne de l'objet, l'écart type, le périmètre, ... [Wang2002] [DaSilva2004] [DaSilva2005] [Bonser1998] [Dupuis1999] [DeCarvalho2003]. Une présentation de 400 caractéristiques mesurables est réalisée dans [Méry2003b], incluant les paramètres de texture. Dans une étude récente sur des soudures [Rajagopalan2004], l'auteur utilise 52 moments, invariants lors de transformations géométriques (translation, rotation, changement d'échelle,...). L'analyse de cinquante radiographies montre des variations visibles de ces moments en présence de défauts.

[DaSilva2002] et [DeCarvalho2003] montrent dans leurs études que quatre caractéristiques bien choisies donnent d'aussi bons résultats que les six ou huit choisies initialement. La qualité, la pertinence et le choix des caractéristiques utilisées pour le classement sont primordiaux. Nous tenons également à souligner que, dans un tiers des études, la segmentation des défauts était manuelle. Le classement se fait alors entre les différentes catégories de défauts. Malheureusement, dans ce cas, la problématique des FAs ne se pose pas. Or c'est l'étape critique du traitement.

Une fois les caractéristiques extraites, le classement des objets peut être réalisé selon quatre méthodes [Fu1976] [Jain2000] : l'approche "template matching", l'approche statistique, l'approche syntaxique et les réseaux de neurones. Dans les études citées précédemment, les réseaux de neurones sont très nettement majoritaires, c'est-à-dire dans 80% des études effectuant un classement. Ils offrent effectivement une grande souplesse puisque le nombre de caractéristiques d'entrée est illimité. A partir d'un lot d'apprentissage de défauts connus, les coefficients de chaque neurone sont déterminés automatiquement au cours d'une phase de validation. Cette facilité apparente n'incite pas à l'optimisation des caractéristiques, ni en nombre, ni en pertinence.

Pour diminuer le nombre de FAs, nous présentons une approche basée sur les caractéristiques des objets détectés, qui permet de réduire de façon très significative le taux de fausses alarmes tout en gardant 100% de défauts détectés. Notre approche semble originale car elle permet de trouver un compromis entre la sensibilité du traitement d'image pour les petits défauts et sa robustesse vis à vis de la détection des fausses alarmes, comme nous allons le montrer avec nos 171 échantillons.

4.3.2 Analyse des caractéristiques extraites

La Figure 31 montre un défaut et une fausse alarme. Notons que le contraste dans l'image est faible, ce qui rend la segmentation de l'image difficile.

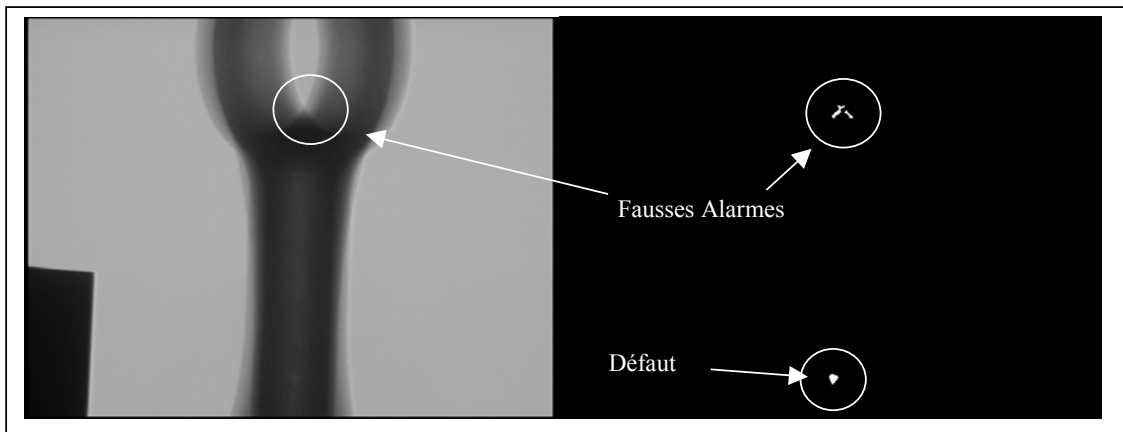


Figure 31 Exemple d'une image (vue 3) et de l'image segmentée avec la routine R1. Un défaut est détecté ainsi que deux fausses alarmes.

De nombreuses caractéristiques sont extraites pour chaque objet détecté. Les caractéristiques retenues l'ont été en tenant compte de leur pertinence, de leur temps de calcul et de la faisabilité d'un contrôle en ligne dans un milieu industriel. Ces caractéristiques peuvent être classées en quatre grandes catégories, selon qu'elles portent sur la dimension, la forme, les niveaux de gris ou la position.

Caractéristiques de dimension

- Surface : nombre de pixels, multiplié par la surface d'un pixel en mm^2 , multiplié par le grandissement dû au banc.
- Longueurs des diamètres de Ferret : projections de l'objet sur huit droites, orientées à $n\pi/4$ (n entier $\in [0,7]$).
- Longueur : le plus grand diamètre de Ferret.
- Largeur : le plus petit diamètre de Ferret.
- Périmètre de Crofton : moyenne des huit diamètres de Ferret, divisée par π .

Caractéristiques de forme

- Allongement : largeur divisée par longueur.
- Déficit isopérimétrique : surface multipliée par 4π et divisée par le périmètre de Crofton au carré.

Ces deux facteurs sont égaux à 1 pour un disque et diminuent quand la forme est allongée. Ils ont des valeurs différentes pour un objet présentant une concavité, l'allongement n'étant pas capable de discriminer ce cas de figure.

Caractéristiques de niveaux de gris

Des caractéristiques statistiques peuvent être calculées sur les niveaux de gris des pixels composant l'objet détecté.

- Niveau de gris moyen de l'objet.
- Niveau de gris moyen du voisinage : l'idée est de prendre un certain nombre de pixels entourant l'objet, sans considérer la première couronne de pixels.

En effet ces pixels peuvent faire partie de l'objet sans avoir été détectés lors du traitement. Plus précisément nous obtenons ce voisinage par la différence de deux dilations sur l'objet considéré, une de 4 pixels et la seconde de 1 pixel. Les pixels qui appartenaient à un autre objet détecté dans l'image sont soustraits du voisinage (Figure 32).

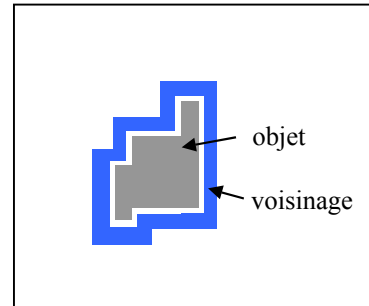


Figure 32 Définition du voisinage d'un objet détecté dans une image.

- Bruit : défini ici comme étant l'écart type des niveaux de gris, calculé sur une épaisseur de référence, située dans le coin en bas à gauche de l'image (Figure 31).
- Rapport Contraste sur Bruit (Contrast to Noise Ratio ou CNR) : différence entre le niveau de gris moyen de l'objet détecté et le niveau de gris moyen du voisinage de l'objet, divisée par le bruit. Ce paramètre donne une bonne indication de la détectabilité d'un défaut.
- Contraste relatif avec le voisinage : différence entre le niveau de gris moyen de l'objet détecté et le niveau de gris moyen de son voisinage, divisé par le niveau de gris moyen de son voisinage.
- Facteur de forme des niveaux de gris (Grey level shape factor ou GS) : niveau de gris moyen de l'objet divisé par la différence entre le niveau de gris maximal et le niveau de gris minimal de l'objet. Il est expliqué en détail dans le paragraphe 4.3.3.

Les deux caractéristiques suivantes, de nature statistique, sont calculées pour l'objet et pour son voisinage.

- Coefficient d'asymétrie (skewness) : moment centré d'ordre 3 divisé par l'écart type au cube. Ce coefficient caractérise la symétrie de la distribution des niveaux de gris. Il est nul si elle est parfaitement symétrique, négatif si elle est plus étendue vers la gauche et positif dans le cas contraire.

- Coefficient d'aplatissement (kurtosis) : moment centré d'ordre 4 divisé par l'écart type à la puissance quatre. Ce coefficient caractérise la largeur de la distribution des niveaux de gris. Il est égal à 3 dans le cas d'une distribution gaussienne $N(m,\sigma)$, inférieur à 3 si la distribution est moins "large" et supérieur à 3 si la distribution est plus "large" que la loi de Gauss.

Caractéristiques de position

- Le barycentre $P (I,J)_{R_{\text{détecteur}}}$ de l'objet détecté est calculé dans le repère du détecteur. En fonction de la vue considérée et des paramètres du banc correspondant, la position $(i,j,k)_{R_{\text{pièce}}}$ du barycentre est calculée dans le repère pièce, d'après la relation (9) ou (10).
- Orientation : correspond à l'orientation de la pièce dans le repère du détecteur $R_{\text{détecteur}}$. Ce paramètre est l'angle entre la droite contenant le plus grand diamètre de Ferret, c'est-à-dire la longueur, et l'axe X de l'image.
- Localisation dans la pièce : définie par les coordonnées du point d'intersection I entre la droite Δ (source S de rayons X– barycentre P) et le plan $(w=0)_{R_{\text{pièce}}}$, plan de symétrie de l'objet (Figure 34).
- Distance D_t : ce paramètre de position est présenté dans le paragraphe 4.3.4. Il correspond à la distance entre la droite Δ et le point particulier t ou t', suivant le numéro de vue de l'image.

4.3.3 Facteur de forme en niveaux de gris

Le facteur de forme en niveaux de gris (Grey level shape factor ou GS) est inspiré par [Besnard2002], qui a défini un paramètre similaire pour l'analyse de films radiographiques, donnant un bon indice de détectabilité des défauts. Dans son étude, des films radiographiques de défauts maquetés ont été numérisés et, pour chaque défaut, le critère a été calculé à partir du relevé de densité optique du film. Pour notre part, nous n'utilisons pas la densité optique mais les niveaux de gris de notre image. Ce paramètre GS est calculé directement sur l'image issue du chapeau haut de forme. Il est égal au niveau de gris moyen de l'objet divisé par l'écart maximal des niveaux de gris dans l'objet. La Figure 33 montre que ce coefficient GS correspond à un taux de remplissage, c'est-à-dire au rapport entre notre objet et un objet qui aurait le même nombre de pixels, tous au niveau de gris maximum.

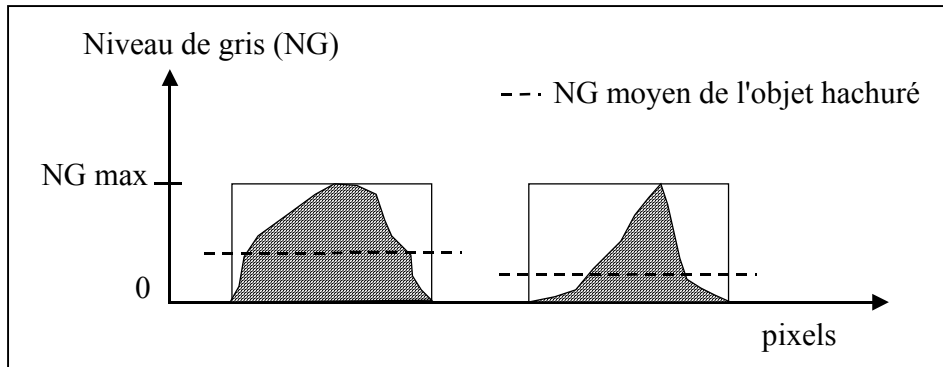


Figure 33 Calcul du coefficient GS, égal au NG moyen de l'objet (zone hachurée) divisé par le NG maximum de cet objet. Le GS de l'objet de gauche est plus important que celui de l'objet de droite.

Une valeur GS proche de 1 indique que presque tout l'objet a un niveau de gris maximal. Ceci indique que la variation des niveaux de gris aux bords de l'objet est abrupte. Dans le cas où le paramètre GS est faible, il y a peu de pixels ayant la valeur maximale et la variation des niveaux de gris dans l'objet est plus lente. On peut avoir deux objets de même contraste et de GS différent.

4.3.4 Distance D_t

Pour chaque objet détecté, D_t est la distance entre la droite Δ (source S de rayons X et le barycentre P $(I, J, K)_{R_{pièce}}$), de vecteur directeur $(U_\Delta, V_\Delta, W_\Delta)_{R_{pièce}}$ (paragraphe §3.4) et le point t ou t' (Figure 34). Le choix du point t ou t', de coordonnées $(x_t, y_t, z_t)_{R_{pièce}}$, dépend de la vue.

Nous utilisons la formule suivante pour cette distance D_t [Levy2000] :

$$(11) \quad D_t = \sqrt{\frac{\begin{vmatrix} y_t - J & z_t - K \\ V_\Delta & W_\Delta \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} z_t - K & x_t - I \\ W_\Delta & U_\Delta \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} x_t - I & y_t - J \\ U_\Delta & V_\Delta \end{vmatrix}^2}{U_\Delta^2 + V_\Delta^2 + W_\Delta^2}}$$

L'incertitude sur cette distance est de $\pm 2,25$ mm. Les calculs d'incertitude sur cette distance sont développés dans l'Annexe A1.

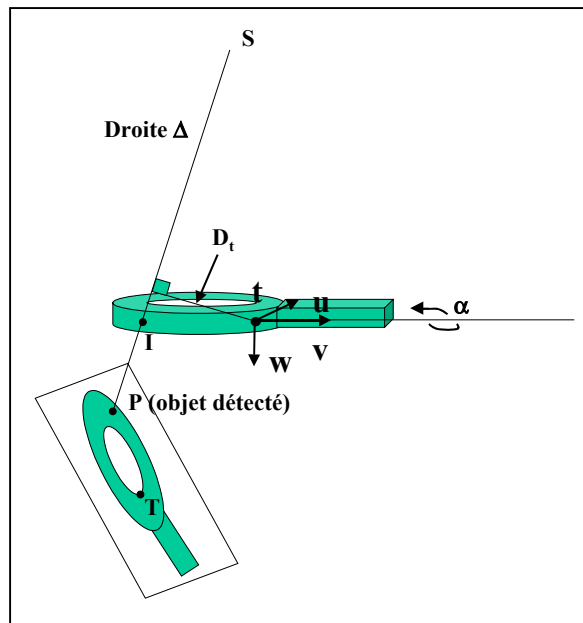


Figure 34 Représentation de la distance entre la droite Δ [SP] et le point t . Le point I est le point d'intersection de la droite Δ et du plan ($w=0$).

4.4 Performance des caractéristiques extraites

Les deux routines R1 et R2 détectent respectivement 839 et 621 objets dans les 684 images. Les caractéristiques extraites des objets détectés par les deux routines ont un comportement similaire. Pour cette première analyse, nous allons donc présenter et discuter les caractéristiques des objets détectés par la routine R1. Les caractéristiques définies au paragraphe 4.3 ont été mesurées pour chaque objet, certaines intervenant pour le calcul d'autres. Huit représentations graphiques sont réalisés avec 16 caractéristiques. Les deux catégories de défauts distingués par l'industriel, acceptables et non-acceptables, sont regroupées sous le terme de défaut pour l'analyse des résultats.

4.4.1 Analyse

Caractéristiques de Dimension

Nous parlons ici de la surface, de la longueur, de la largeur et du périmètre.

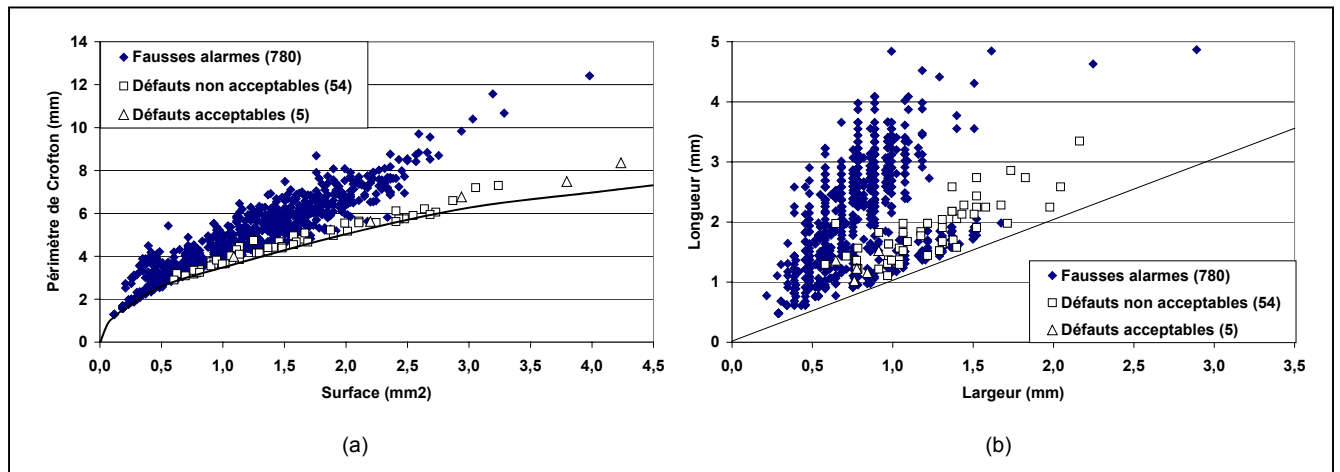


Figure 35 Caractéristiques de dimension pour la routine R1, (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface et (b) la longueur en fonction de la largeur.

On voit sur la Figure 35(a) que les surfaces des FAs d'une part et les surfaces des défauts d'autre part ont les mêmes répartitions, excepté pour des surfaces inférieures à $0,5 \text{ mm}^2$ où il y a 151 FAs et aucun défaut. Pour les défauts, le périmètre de Crofton tend vers le périmètre du cercle correspondant à la surface considérée (courbe en trait continu). Le périmètre de Crofton de la Figure 35(a) ne présente pas non plus de séparation notable entre les objets, à part 144 FAs qui ont un périmètre inférieur à 3 mm. Sur la Figure 35(b), la longueur des objets est représentée en fonction de leur largeur. La longueur des objets n'est pas discriminante entre les différents types d'objets. On voit cependant que les objets de longueur inférieure à 1 mm ou supérieure à 3,5 mm sont tous des FAs. Il y en a 124. Pour la largeur, il en est de même : en dessous de 0,5 mm, il y a 154 FAs et aucun défaut.

L'ensemble des caractéristiques de dimension montre une discrimination quasi nulle entre les défauts et les FAs. Les caractéristiques de dimension des FAs sont proches de celles des défauts.

Caractéristiques de Forme

Pour l'allongement et le déficit isopérimétrique, le constat est un peu différent comme on le voit sur la Figure 36. Les défauts sont regroupés, avec des déficits isopérimétriques supérieurs à 0,6 et des allongements supérieurs à 0,4, excepté un défaut avec un allongement égal à 0,33. Il y a dans cette région 58 défauts mais également 266 FAs. Ceci est compréhensible puisque les défauts, retassure et cavité gazeuse, sont de forme arrondie, ce qui correspond à un allongement ou un déficit isopérimétrique proche de 1.

Le fait qu'un grand nombre de FA présente une forme allongée n'était pas prévisible. Néanmoins on remarque qu'effectivement les FA sont plutôt allongées sur la Figure 31.

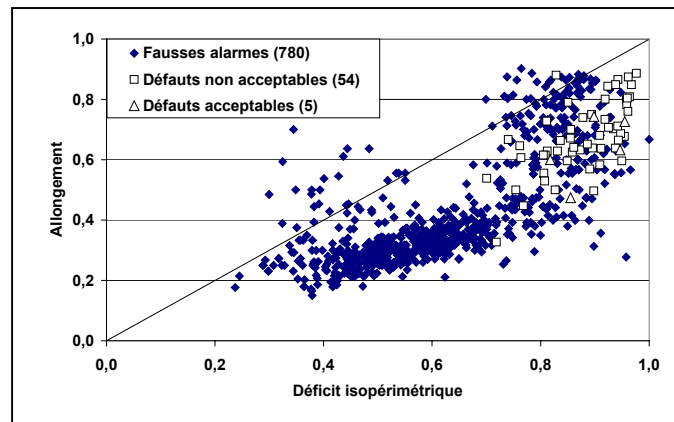


Figure 36 Caractéristiques de forme pour la routine R1, l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique.

Caractéristiques de Niveau de Gris

Les caractéristiques de niveaux de gris sont plus nombreuses : le niveau de gris moyen de l'objet, le CNR, le contraste relatif, le facteur de forme des niveaux de gris et les deux coefficients d'asymétrie et d'aplatissement.

La courbe de niveau de gris moyen de l'objet (Figure 37(a)) montre que les défauts ont tous un niveau de gris inférieur à 90, ainsi que 212 FAs. Beaucoup de FAs ont un niveau de gris élevé correspondant à une zone très claire. En effet, comme le montre la Figure 31, beaucoup de FAs correspondent à des zones plus claires que les défauts, situées principalement dans le bras central. Le contraste relatif, entre l'objet et son voisinage, montre un regroupement (Figure 37(a)) entre 0,03 et 0,15, avec tous les défauts et 485 FAs. Cela montre bien la difficulté du traitement (faible contraste des défauts).

Le CNR montre aussi une zone intéressante entre 0 et 4, où sont localisés tous les défauts, mais également 463 FAs (Figure 37(b)). Deux défauts ont un CNR inférieur à 1, montrant la bonne sensibilité du traitement. Ceci est dû au filtrage chapeau haut de forme qui augmente le CNR. Il y a aussi de nombreux objets ayant un CNR négatif, alors que notre traitement n'est pas prévu pour détecter les objets de niveau de gris inférieur au voisinage. Ce sont les voisinages des objets détectés qui faussent la mesure : tous sont des FAs, dans des voisinages clairs.

Le facteur de forme des niveaux de gris (Figure 37(b)) n'établit aucune discrimination entre les deux populations. Ce paramètre, correspondant à un "taux de remplissage" en

niveaux de gris, nous montre que les FAs ont des taux de remplissage proche de ceux des défauts.

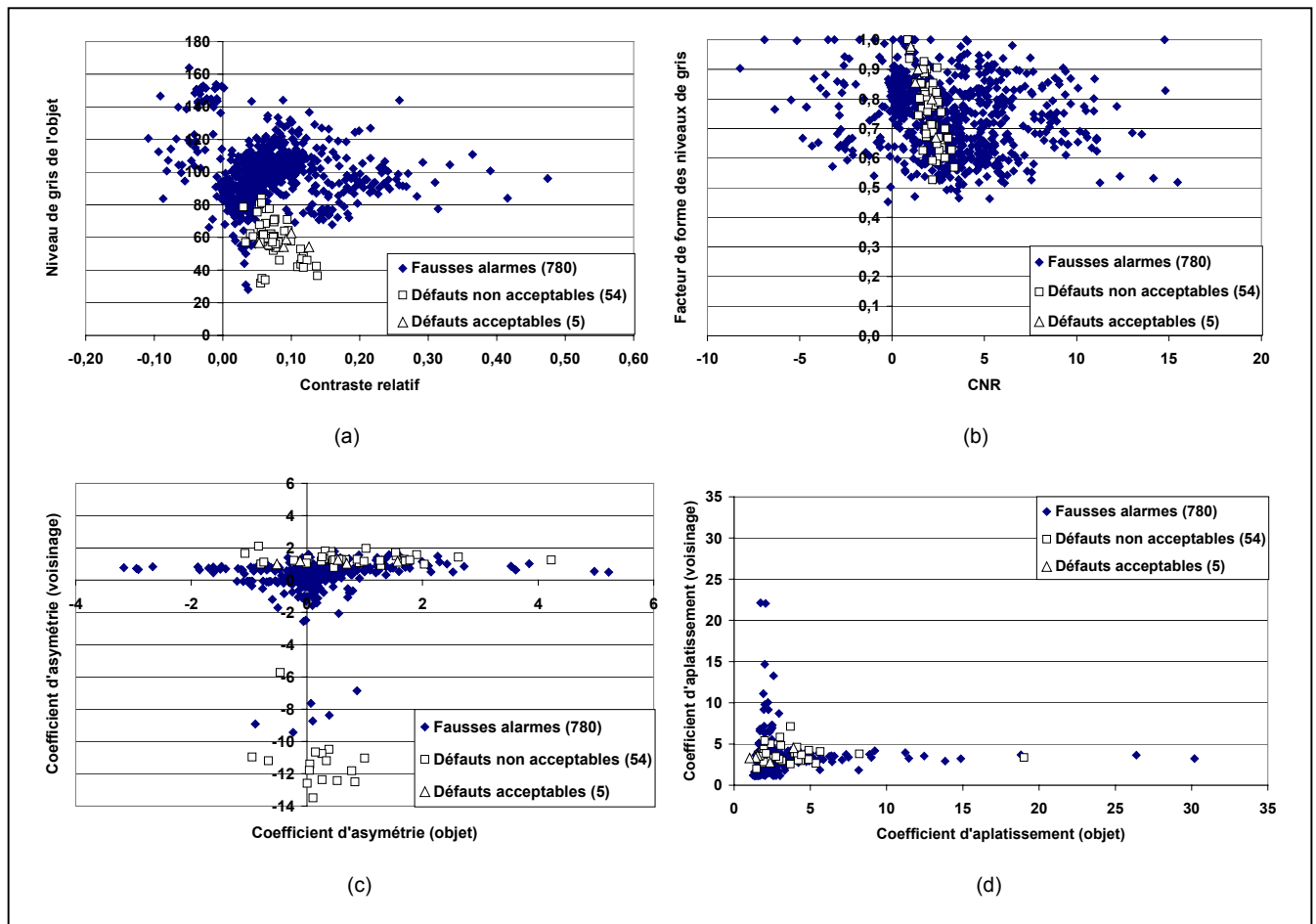


Figure 37 Caractéristiques de niveau de gris pour la routine R1, (a) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (b) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (c) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet et (d) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet.

Pour les coefficients d'asymétrie (Figure 37(c)), celui de l'objet ne montre aucune séparation entre les deux populations, mais celui du voisinage est plus intéressant. En effet, les défauts sont positionnés en deux groupes, répartis aux extrémités des valeurs calculées. Cette répartition bipolaire des défauts n'est pas expliquée : dans les deux groupes on retrouve des défauts détectés dans les quatre vues, ainsi que les deux types de défauts, retassure et cavité gazeuse. Les défauts sont presque tous dans la partie centrale du bras et ne montrent pas de voisinage particulier qui pourrait expliquer ces différences d'asymétrie. Ce coefficient ne semble pas non plus présenter de lien particulier avec la surface des défauts. Plus de défauts seraient nécessaires pour être sûr

que cette séparation soit significative. En ce qui concerne le coefficient d'aplatissement du voisinage, il est représenté en fonction de celui de l'objet sur la Figure 37(d). Les valeurs mesurées ne permettent pas de séparer les deux groupes.

Ces caractéristiques de niveaux de gris montrent quelques concentrations de défauts pour certaines valeurs mais elles ne sont pas réellement discriminantes.

Caractéristiques de Position

Ce sont les caractéristiques de distance D_t au point t , d'orientation et de localisation. Nous ne parlons pas ici des positions des barycentres des objets détectés $(I, J)_{R_{pièce}}$ qui, servant à calculer la distance D_t et la localisation, apportent la même information que ces deux caractéristiques.

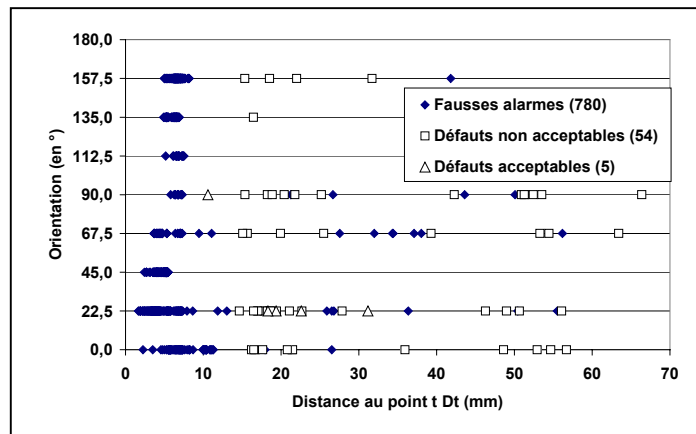


Figure 38 Caractéristiques de position pour la routine R1, l'orientation de l'objet en fonction de la distance D_t au point t .

Comme nous le voyons sur la Figure 38, le paramètre D_t présente une certaine discrimination. En effet tous les objets de distance D_t inférieure à 10 mm sont des FAs (754). 26 FAs et 59 défauts ont une distance D_t supérieure à 10 mm.

Cette nette séparation est due à la nature de la très grande majorité des FAs. En effet, le filtre du chapeau haut de forme a l'inconvénient de détecter des petites régions présentant une configuration particulière illustrées sur la Figure 39 [Boerner1989]. Dans nos images, deux zones correspondent à ce cas de figure, à cause de l'orientation particulière de la pièce sur le banc de contrôle et des deux anneaux de la pièce (Figure 31), car le point t est situé sur l'anneau (resp. t'). Cette configuration conduit aux FAs visibles sur l'image de la Figure 31. Si les objets détectés correspondent à l'une de ces zones, la distance D_t est faible. Pour différencier ces FAs, nous les appelons dorénavant des FAs systématiques.

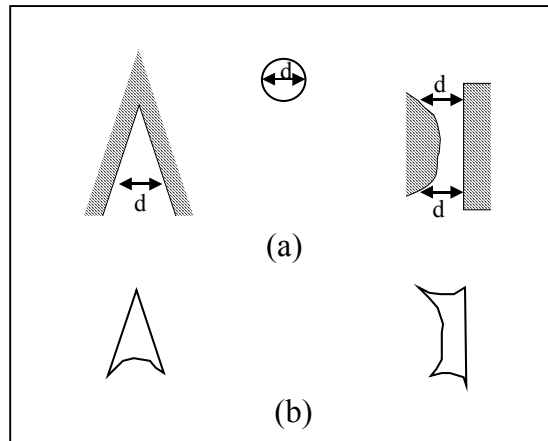


Figure 39 (a) Configurations donnant des détections indésirables par le filtre chapeau haut de forme, avec un élément structurant circulaire de diamètre d . La surface hachurée correspond à une zone sombre de l'image et la surface blanche à une zone claire. (b) zones détectées pour les situations précédentes.

Le critère d'orientation, dans le repère de l'image (Figure 38), présente peu de différence entre les FAs et les défauts. Les défauts sont de forme arrondie. Ils n'ont pas d'orientation privilégiée. Les FAs par contre sont concentrées à des orientations de 45° , $112,5^\circ$ et 135° . En effet, la Figure 31 montre que, lorsque les FAs systématiques sont détectées en deux parties, chacune présente une orientation proche de $\pm 45^\circ$.











Comme nous venons de le voir, deux paramètres présentent une discrimination intéressante : la distance D_t et le niveau de gris de l'objet. Pour visualiser et quantifier cet intérêt nous utilisons la représentation des caractéristiques avec la courbe ROC. Cet outil est présenté dans le paragraphe suivant.

4.4.2 Mesure de performance avec les courbes ROC

Les courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) ont été développées en traitement du signal, plus spécialement pour des signaux radar, afin d'illustrer l'effet de la valeur de seuil sur les probabilités de mauvaise classification du signal et du bruit [Olin1996] [Bradley1996].

Dans le tableau suivant, nous représentons l'ensemble des possibilités de classement par la matrice de confusion.

Tableau 3 Matrice de Confusion d'un classement binaire

Réalité	Après segmentation	Classement
Défaut 	 défaut détecté  défaut non détecté *	vrai défaut  défaut p(TP) FA  FA
Zone saine 	 FA *  zone saine non détectée	FA  défaut p(FP) FA  FA

Nota :

- (*) correspond à deux sortes d'erreur que nous pouvons faire au niveau de la détection.
- TP: true positive, FN: false negative, TN: true negative, FP: false positive.

Dans notre étude, nous ne pouvons pas quantifier le nombre de FA par rapport au nombre de zones saines, qui n'est pas connu puisque nous ne les détectons pas. Nous nous plaçons en phase de classement pour les objets détectés, que nous devons alors répertorier comme des FAs ou des défauts. Dans ce cas, pour un classement binaire, il y a deux types d'erreur de classement possibles, appelés "False Positive" (FP) et "False Negative" (FN). Un "False Positive" correspond au classement d'une FA en tant que défaut et un "False Negative" correspond au classement d'un défaut en tant que FA. Pour réaliser le classement binaire, on utilise un seuil, en dessous duquel tous les objets sont classés en FA et au dessus duquel ils sont classés en défaut, ou vice versa.

On définit plusieurs probabilités, qui dépendent de la valeur du seuil.

- $p(TP)$ est égale au rapport entre le nombre de vrais défauts détectés, classés comme défauts et le nombre total de défauts détectés,
- $p(FP)$ est égale au rapport entre le nombre de FAs détectées et classées à tort comme défauts et le nombre total de FAs.

Nota : en principe, dans la littérature, les définitions de $p(TP)$ et $p(FP)$ sont indiquées en rapport à la réalité de la pièce [Swets1983].

Les couples $[p(TP), p(FP)]$, calculés pour différentes valeurs du seuil, permettent de tracer la courbe ROC, c'est-à-dire la représentation du taux de vrais positifs $p(TP)$ en fonction du taux de faux positifs $p(FP)$. Différentes configurations sont présentées sur la Figure 40. Un système idéal donnerait un taux $p(TP)$ de 100% et un taux $p(FP)$ nul, pour toutes les valeurs de la caractéristique, ce qui correspondrait à une courbe proche de C_1 . A l'inverse, un système qui n'aurait aucune efficacité de classement donnerait $p(TP)$ proche de $p(FP)$ pour tous les seuils, correspondant à la courbe C_5 . Le classement serait alors aléatoire. Le choix du seuil, retenu pour la classification des objets, dépend du compromis : accepte-t-on des FAs avec les défauts ou ne veut-on aucune FA avec les défauts ? Dans ce second cas, certains défauts ne seront alors pas détectés et des pièces mauvaises seront classées comme bonnes.

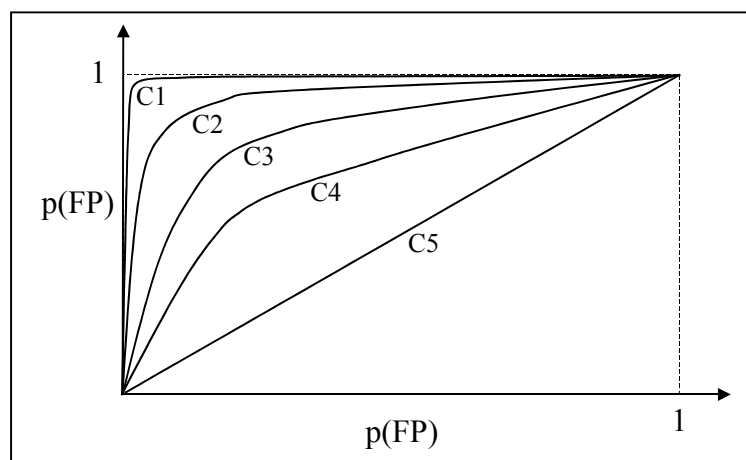


Figure 40 Différents types de courbes ROC, de C_1 montrant une bonne séparation des deux classes à C_5 pour laquelle le classement serait aléatoire.

On comprend alors que pour évaluer la performance de la caractéristique étudiée, l'aire définie sous la courbe ROC nous donne un indicateur pertinent, appelé *coefficient de performance*. Avec une surface proche de 1 (courbes C_1 et C_2), il est possible de faire un bon classement entre les défauts et les fausses alarmes. Par contre, si la surface est proche de 0,5 (courbe C_5), le tri est aléatoire. Nous utilisons donc ce coefficient de performance dans le paragraphe suivant pour compléter l'analyse des caractéristiques.

Analyse des courbes ROC des caractéristiques discriminantes

La Figure 41 montre les trois courbes ROC des caractéristiques de la distance D_t (a) et du niveau de gris de l'objet (b) ainsi que celle de la surface (c). Nous analysons la caractéristique de surface pour permettre une comparaison avec une situation moins favorable. Nous présentons ici les résultats des routines R1 et R2.

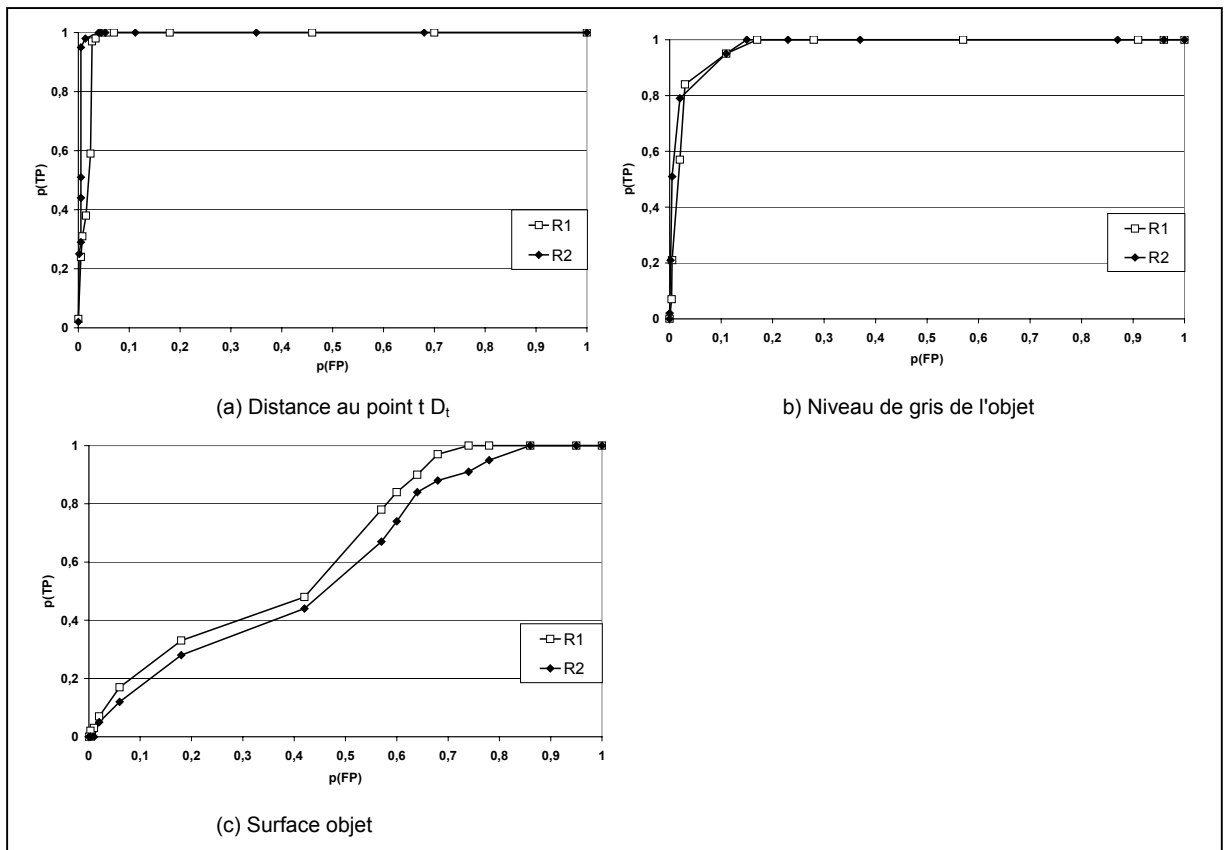


Figure 41 Courbes ROC des caractéristiques (a) de distance au point t, (b) de niveau de gris de l'objet et (c) de la surface, pour les routines R1 et R2.

Les courbes (a) et (b) pour les deux caractéristiques discriminantes sont proches des courbes C_1 ou C_2 de la Figure 40. Une séparation est possible entre les FAs et les défauts, qui, sans être parfaite, sera efficace. Par contre, la caractéristique de surface de l'objet Figure 41 (c) ne permet pas de classer les objets car elle est proche du cas de la courbe C_5 , représentant un tri aléatoire. Pour chiffrer la performance de chaque caractéristique, nous avons calculé le coefficient de performance, égal à l'aire sous les courbes ROC, pour les trois critères (Tableau 4). La distance D_t et le niveau de gris ont effectivement des coefficients de performance proches de 1. La caractéristique de surface a un coefficient de performance d'environ 0,6, confirmant le tri aléatoire.

Tableau 4 Coefficients de performance des caractéristiques distance D_t , niveau de gris de l'objet et surface, pour les routines R1 et R2.

Caractéristiques de l'objet	Routine R1	Routine R2
Distance D_t	0,98	0,99
Niveau de gris	0,97	0,98
Surface	0,64	0,59

4.4.3 Discrimination défauts / FAs

Les courbes ROC permettent de déterminer les seuils optimums à appliquer, en tenant compte du compromis : soit on classe bien les défauts en acceptant un certain taux de FA, soit on veut un taux zéro de FA en acceptant de rejeter certains défauts. C'est le premier critère que nous choisissons. De plus, nous voulons faire un premier tri pour éliminer ces FAs systématiques, qui ne sont pas du bruit et qui ont des caractéristiques proches de celles des défauts.

Classement des FAs systématiques

Dans notre cas, nous voulons que 100% des défauts soient bien classés. Avec la caractéristique de distance D_t , qui est la plus discriminante, il faut choisir un seuil à 10. Avec ce seuil, pour la routine R1, 741 fausses alarmes sont ainsi correctement répertoriées en FA systématique et il reste 39 FAs avec les 59 défauts (5% des FAs). Pour la routine R2, 555 FAs sont répertoriées en FA systématique et il ne reste que 23 FAs avec les 43 défauts détectés (Tableau 5). Cette caractéristique D_t donne une très bonne séparation entre les défauts et les fausses alarmes systématiques.

Tableau 5 *Classement des FAs systématiques pour les routines R1 et R2.*

Routines	Nbre d'objets détectés	Nombre de vrais défauts	Nbre de FAs	FAs Systém. $D_t \leq 10$ mm	Autres FAs $D_t > 10$ mm
R1	839	59	780	741	39
R2	621	43	578	555	23

Classement défauts / FAs

Nous ne considérons maintenant plus les objets classés comme des fausses alarmes systématiques par le tri précédent. Toutes les caractéristiques des objets restants, détectés par les routines R1 et R2, sont présentées dans l'Annexe A5 et l'Annexe A6. Avec la diminution du nombre de FAs, la situation s'est nettement simplifiée pour l'ensemble des caractéristiques.

Pour analyser ces résultats nous utilisons les courbes ROC et les coefficients de performance correspondants, pour des caractéristiques présentant une discrimination devenue significative, Figure 47 (page75, à déplier). Pour le CNR et le coefficient d'asymétrie du voisinage, nous appliquons un double seuil, haut et bas, pour tenir compte de la répartition des défauts ou des FAs en deux groupes.

Sur la Figure 42 (a) et (b), pour la surface, nous voyons maintenant les deux populations, défauts et FAs, se séparer. Les FAs restantes ont toutes une faible surface, inférieure à 0,5 pour la routine R1 et à 0,4 pour R2. Ceci est confirmé par les deux courbes ROC Figure 47 (a) de la surface, dont les coefficients de performance sont de 0,98 et 0,99.

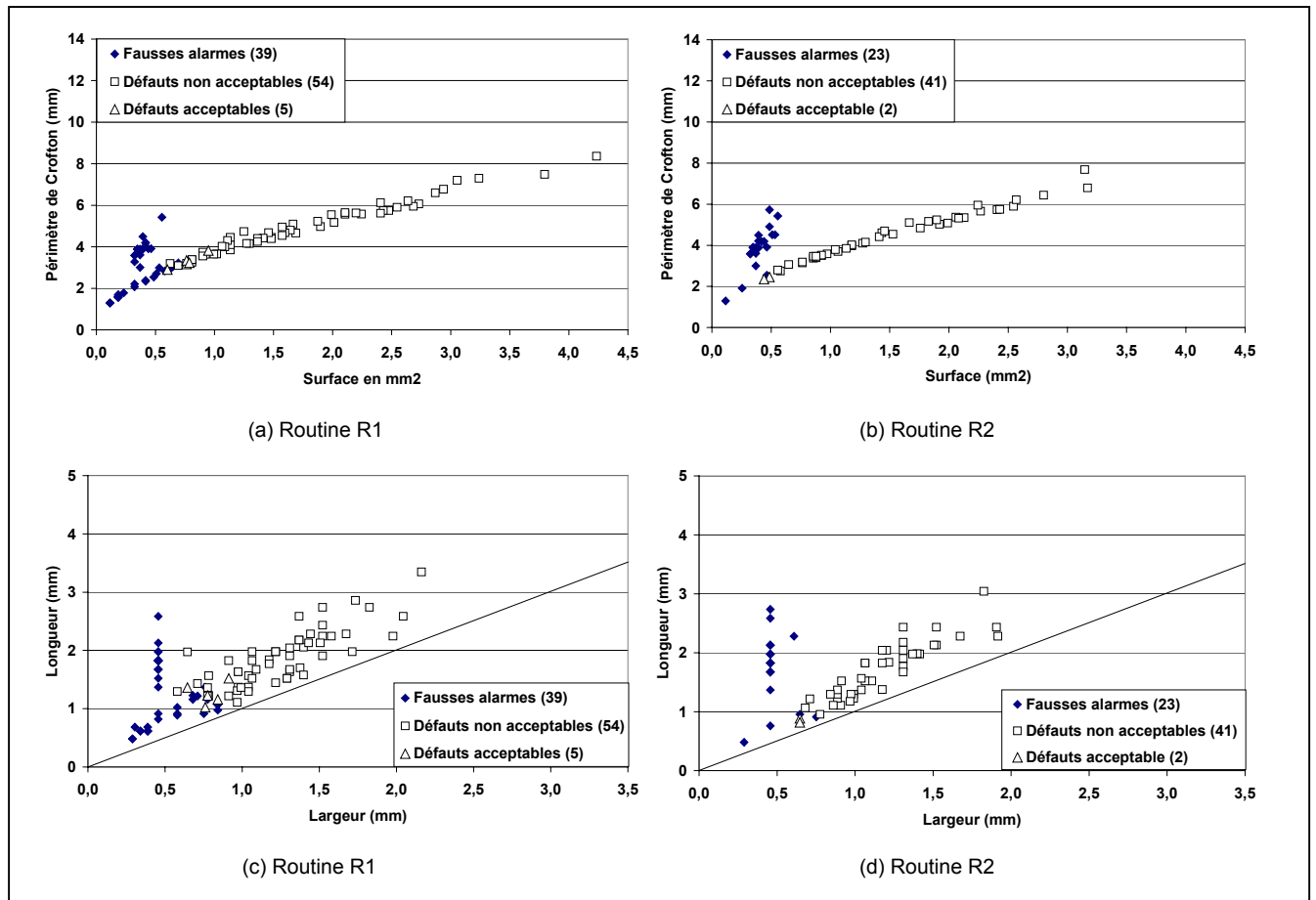


Figure 42 Caractéristiques de dimension pour les routines R1 et R2, sans les FAs systématiques, (a) et (b) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (c) et (d) la longueur en fonction de la largeur.

La largeur (Figure 42 (c) et (d)) présente une séparation également intéressante car les grands objets sont maintenant tous des défauts. La courbe ROC de la largeur, Figure 47 (b), le confirme, en étant légèrement meilleure pour la routine R2. Nous pouvons dire que la surface et la largeur sont des caractéristiques discriminantes. Pour la longueur et le périmètre de Crofton, par contre, il n'y a pas de séparation entre les FAs et les défauts.

La séparation des défauts et des FAs se voit également mieux avec les deux caractéristiques de forme sur la Figure 43. La courbe ROC du déficit isopérimétrique est représentée Figure 47 (c). La séparation est plus intéressante pour la routine R2, ce que montre le coefficient de performance égal à 0,98, alors que pour R1 il est égal à 0,70. La présence de FAs de forme arrondie pénalise la routine R1. L'allongement confirme que les objets avec un faible allongement (entre 0,2 et 0,4) sont tous des FAs.

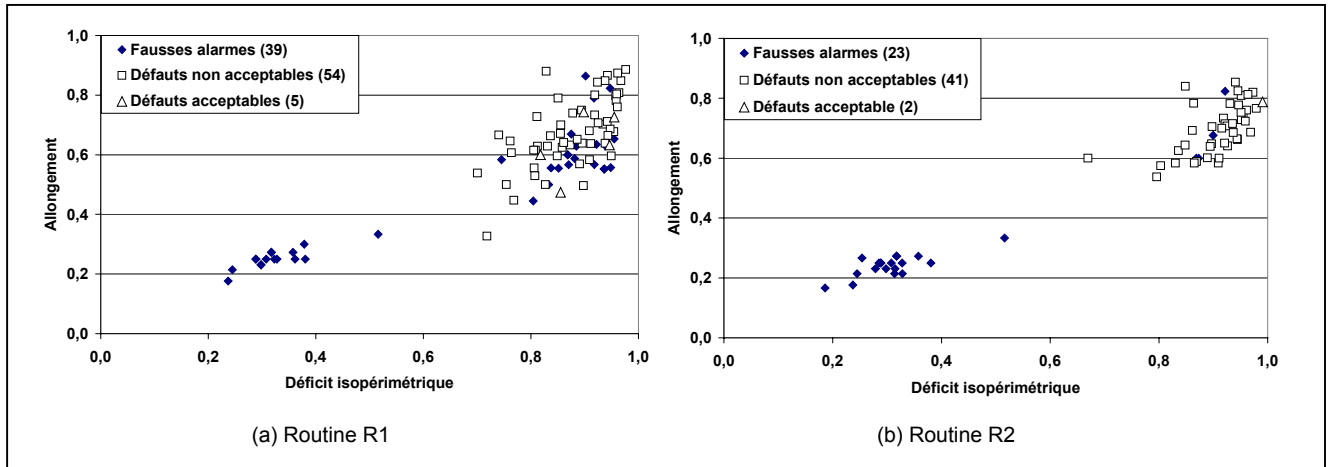


Figure 43 Caractéristiques de forme pour les routines R1 et R2, (a) et (b) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique.

Le niveau de gris de l'objet, Figure 44 (a) et (b), montre une bonne séparation entre les FAs et les défauts, pour la routine R2. Tous les objets de niveau de gris supérieur à 90 sont des FAs. La séparation est cependant moins nette pour la routine R1, qui a détecté plus de FAs avec des niveaux de gris entre 80 et 40. Sur la courbe ROC, Figure 47 (d), nous voyons cette différence entre les deux routines, confirmée par les coefficients de performance de 0,98 pour R2 et de 0,80 pour R1. Le CNR, Figure 44 (c) et (d), montre que les défauts ont tous des valeurs comprises entre 0,7 et 4. Les FAs ont des valeurs en général en dehors de cet intervalle, à quelques exceptions près. Les coefficients de performance sont de 0,97 pour R2 et 0,96 pour R1 (Figure 48(e)).

Ni le facteur de forme des niveaux de gris, ni le contraste relatif ne sont, par contre, discriminants (Figure 44 (a), (b), (c) et (d)).

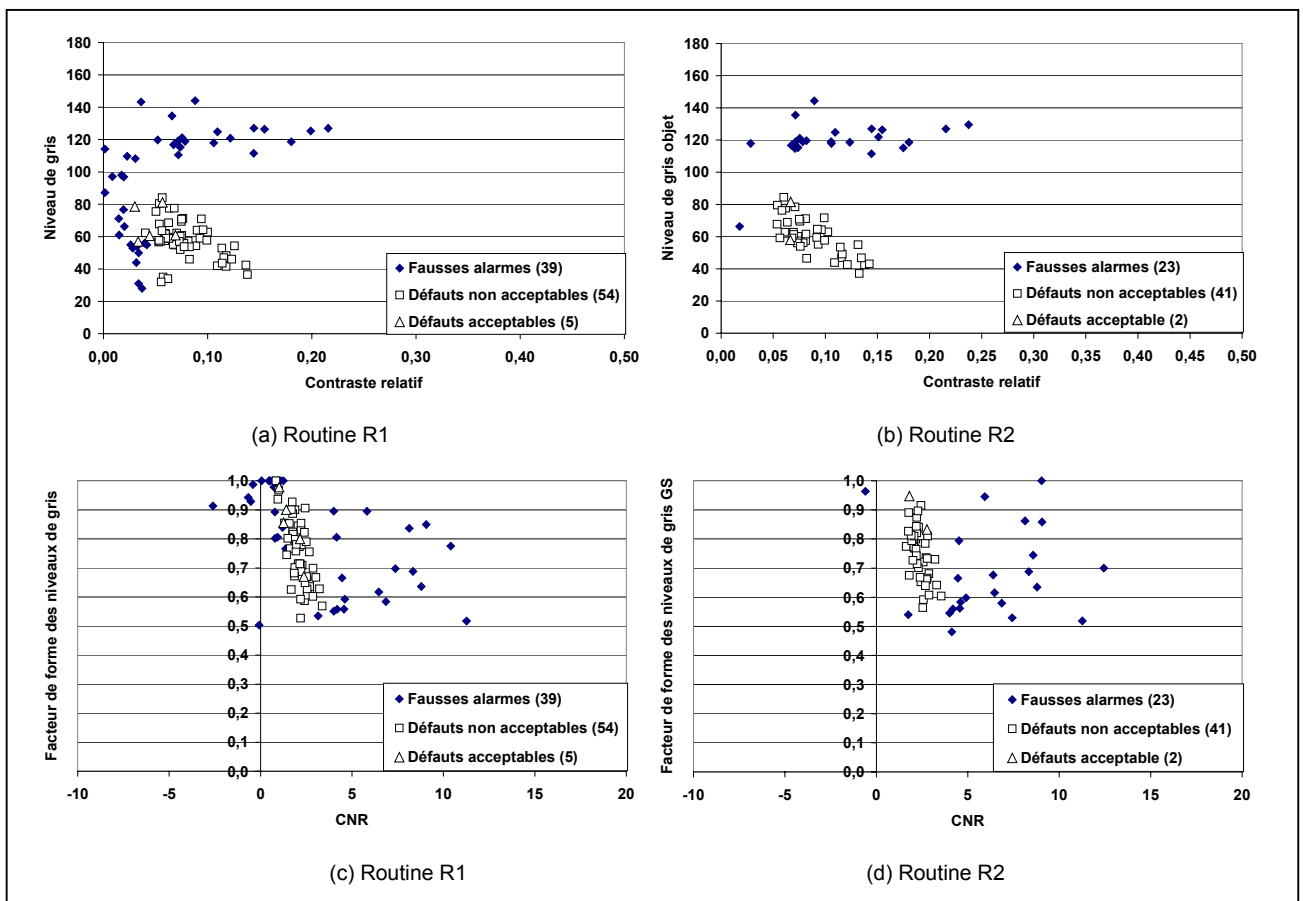


Figure 44 Caractéristiques de niveau de gris pour les routines R1 et R2, (a) et (b) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (c) et (d) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR.

La distance D_t des graphes (a) et (b) n'est plus discriminante (Figure 45). Comme nous le voyons sur la courbe ROC de la routine R1 (Figure 47(f)), elle est très éloignée du cas idéal et elle a un coefficient de performance de 0,67 pour R1. Cette caractéristique n'est plus intéressante pour le classement. Il en est de même pour l'orientation, qui se dégrade avec la diminution des FAs.

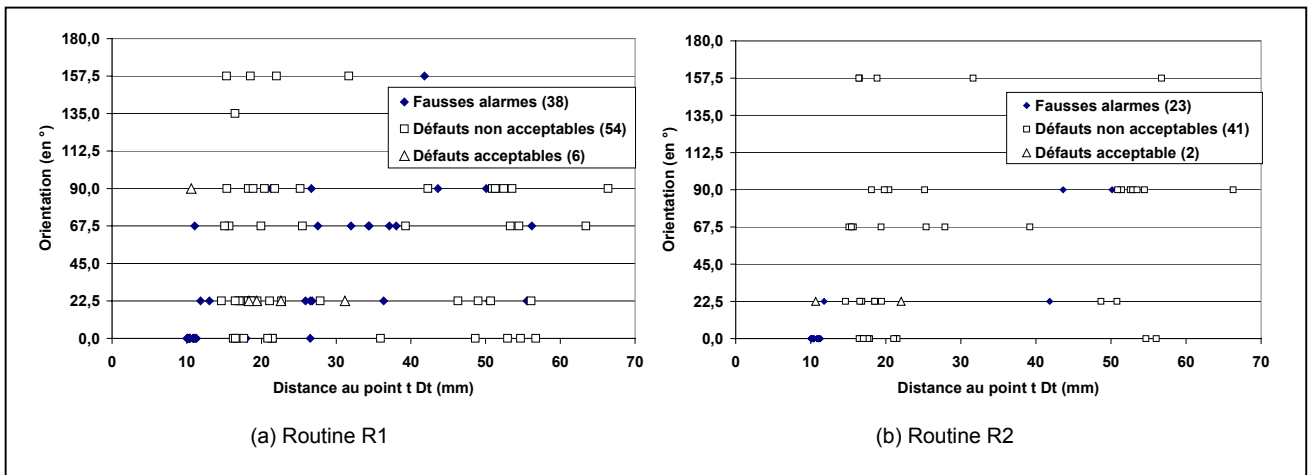


Figure 45 Caractéristiques de position pour les routines R1 et R2, respectivement, (a) et (b) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t Dt.

Pour le coefficient d'asymétrie du voisinage, Figure 46 (a) et (b), la suppression d'une grande partie de FAs améliore visuellement la séparation des deux classes. La courbe ROC, Figure 47 (g), montre que des FAs ont les mêmes coefficients que les défauts, principalement pour R1. Les deux coefficients d'aplatissement ne présentent toujours pas d'intérêt pour la classification.

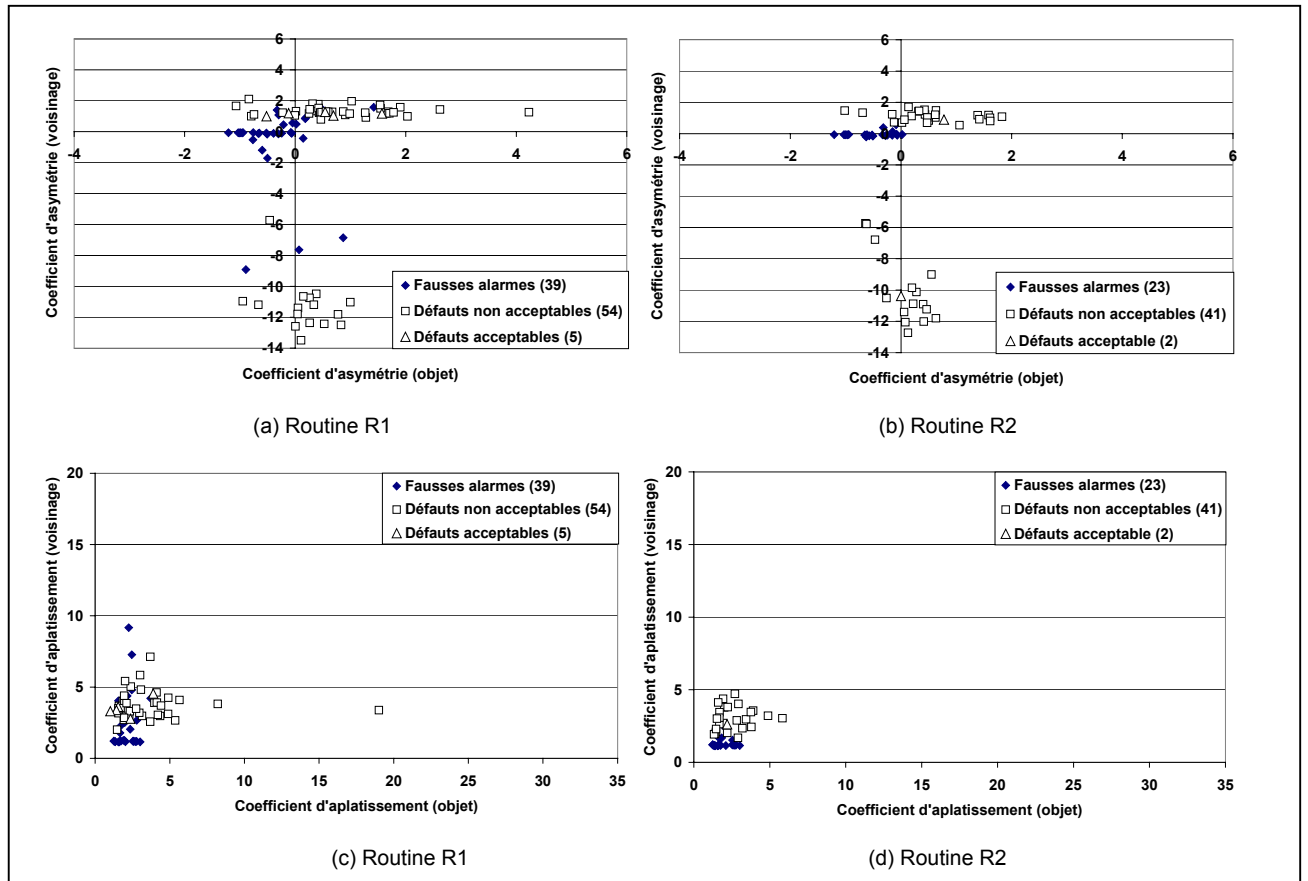


Figure 46 Caractéristiques de niveau de gris pour les routines R1 et R2, (a) et (b) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (c) et (d) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet.

En comparant les deux séries de courbes des caractéristiques et les courbes ROC (Figure 47), nous voyons que les tendances de discrimination sont plus nettes pour la routine R2. La routine R2 ayant un filtrage du bruit plus sévère, nous avons détecté moins de FAs, ce qui facilite la classification.

Pour améliorer encore cette séparation entre défauts et FAs, nous proposons de combiner ces caractéristiques entre elles. Cette combinaison va créer une nouvelle caractéristique, présentée dans le paragraphe suivant et que nous appelons Indice de Confiance Défaut.

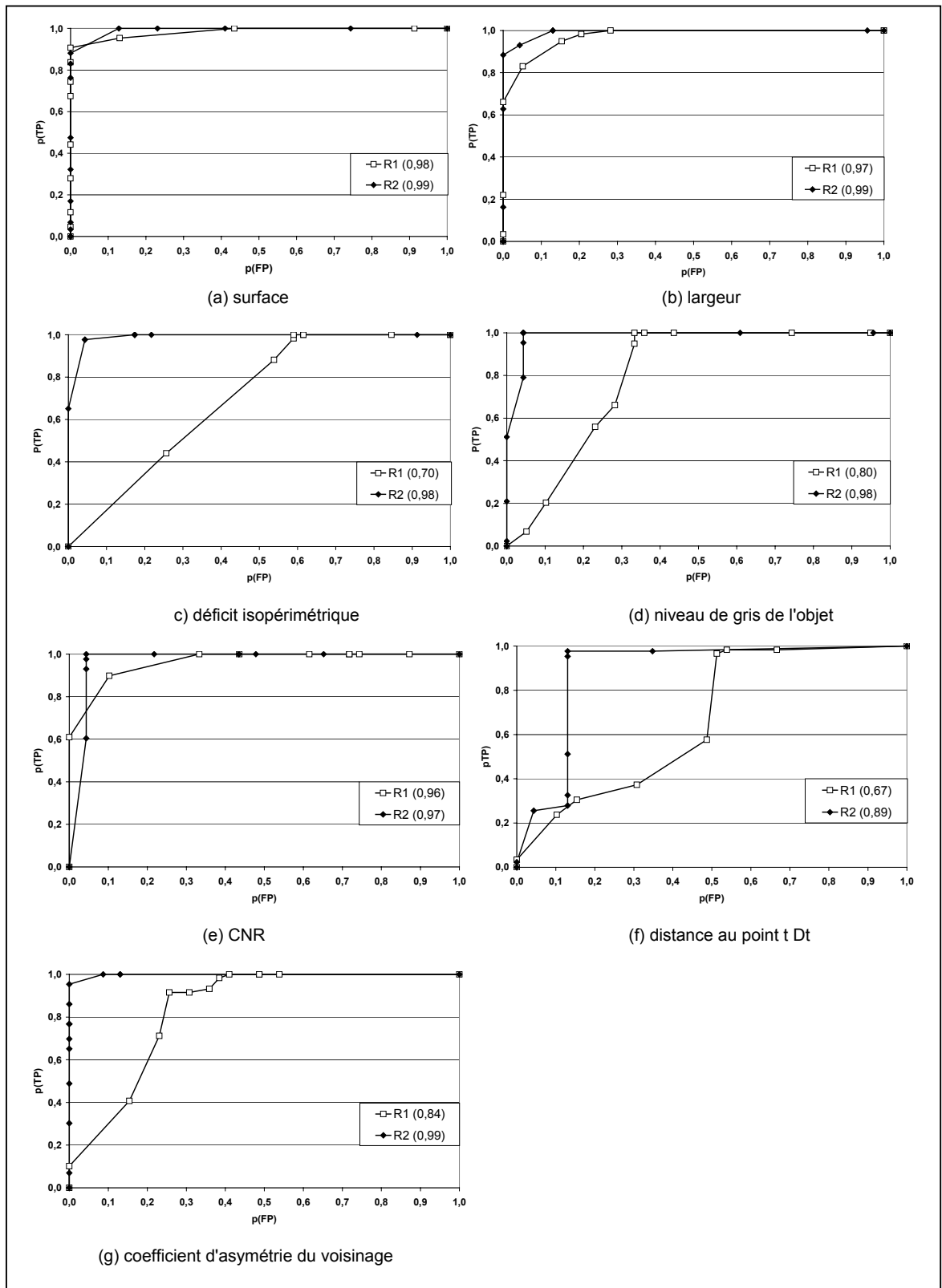


Figure 47 Courbes ROC des caractéristiques (a) de surface, (b) de la largeur, (c) de déficit isopérimétrique, (d) du niveau de gris de l'objet, (e) de CNR, (f) de distance au point t et (g) du coefficient d'asymétrie du voisinage, pour les routines R1 et R2, sans les FAs systématiques. Les coefficients de performance sont indiqués entre parenthèses, pour chaque routine.

4.4.4 Définition d'un Indice de Confiance Défaut

Cet *Indice de Confiance Défaut*, ICD, va permettre d'utiliser la complémentarité des caractéristiques discriminantes : le CNR, la surface et le niveau de gris de l'objet détecté.

Nous définissons l'*Indice de Confiance Défaut*, à partir de ces trois caractéristiques. Il s'appuie sur le fait qu'à épaisseur constante, les niveaux de gris suivent une loi normale $N(\mu, \sigma)$, où μ est la moyenne et σ l'écart type des niveaux de gris. Le CNR, égal au niveau de gris moyen de l'objet auquel est soustrait le niveau de gris moyen de son voisinage, divisé par le bruit, suit une loi normale $N(0,1)$. Ce qui amène à définir cet indice :

$$(12) \quad ICD = 1 - \exp\left(\frac{-CNR^2}{2}\right)$$

L'ICD est égal à zéro lorsque le CNR est nul. Lorsque le CNR est supérieur à 3, l'ICD est pratiquement égal à 1, ce qui correspond bien à un défaut (écart de 3σ par rapport à la moyenne). Pour un CNR entre 0 et 3, l'ICD augmente progressivement. Nous voulons ainsi formaliser l'idée intuitive qu'un objet détecté est d'autant plus probablement un défaut que son niveau de gris s'éloigne de celui de son voisinage. De plus, cet indice ICD est égal à 0 pour des surfaces inférieures à $0,5 \text{ mm}^2$ pour R1 et $0,4 \text{ mm}^2$ pour R2 et lorsque le niveau de gris moyen de l'objet est supérieur à 90 ou que le CNR est négatif.

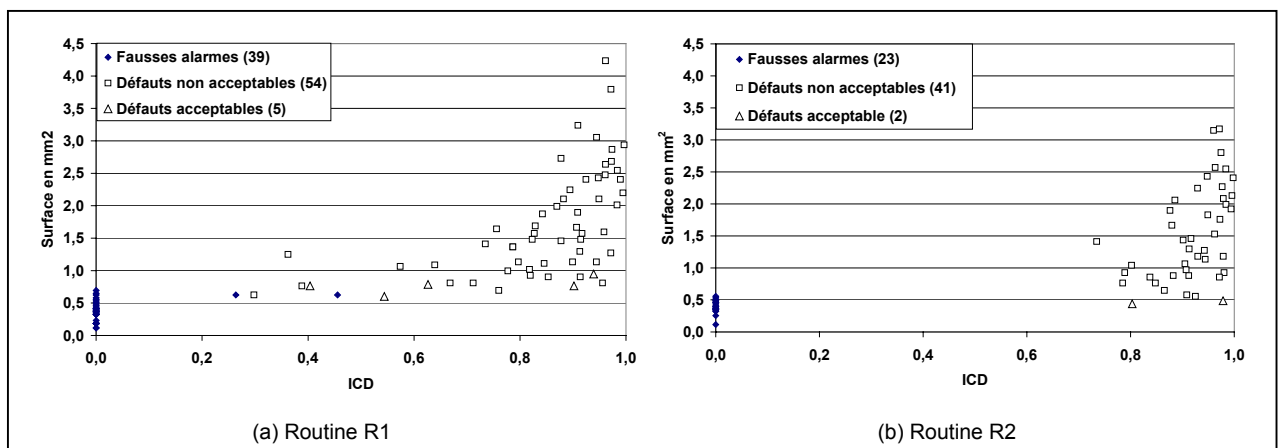


Figure 48 *Indice de Confiance Défaut représenté avec la surface pour les routines (a) R1 et (b) R2.*

Nous avons vérifié les deux FAs restantes pour la routine R1, dont l'ICD est non nul. En fait pour chacune d'elles, le contraste étant très faible, il est difficile de statuer. L'objet d'ICD égal à 0,26 semble être une réelle FA, détectée à cause de la présence d'un point

noir sur l'image. Par contre celle avec l'ICD égal à 0,45, pourrait être un défaut. L'incertitude sur la nature de cet objet est grande.

Nous seuillons cet indice à une valeur de 0,3, afin de conserver tous les défauts. Pour la routine R2, le seuil peut varier entre 0 et 0,7.

Tableau 6 Performance de l'indice de Confiance Défaut ICD appliqué aux résultats des routines R1 et R2.

	Défauts classés défauts	Défauts classés correctement	FAs classées défauts
R1 seuil ICD 0,3	59	100 %	1
R2 seuil ICD>0	43	100 %	0

4.4.5 Comparaison des routines R1 et R2

Pour compléter notre analyse, nous comparons les objets détectés par les deux routines (Figure 49). Le lien entre les objets détectés par chaque routine est fait en comparant les coordonnées (X,Y) dans le repère détecteur. L'ensemble des caractéristiques des routines R1 et R2 sont regroupées dans les annexes A3, A4, A5 et A6, avec et sans les FAs systématiques. La présentation permet une comparaison rapide des résultats des deux routines grâce à la mise en page identique des différents graphes.

La surface (Figure 49(a)) des objets détectés par la routine R2 est plus faible dans l'ensemble. Elle chute en moyenne de 20% pour les 43 défauts détectés par les deux routines. En effet, le filtre du bruit de la routine R2, réalisé avec un filtre médian et un filtre moyenneur est plus sévère que celui de la routine R1, composé d'un filtre moyenneur de même taille. Par contre il est étonnant de remarquer que onze FAs sont détectées par R1 et R2. Ce sont en fait des FA systématiques qui n'ont pas été éliminées par le seuillage sur la distance D_t .

Les niveaux de gris (Figure 49(c)) sont identiques pour les deux routines. La diminution de la surface n'a pas modifié la valeur moyenne du niveau de gris des objets. Par contre le CNR (Figure 49(b)) est légèrement plus élevé pour les défauts de la routine R2, de 4%. Les défauts détectés étant plus petits, les pixels ayant les niveaux de gris les plus bas ne sont pas conservés. Le niveau de gris moyen de l'objet de la routine R2 est donc un peu plus élevé que celui de l'objet détecté par R1, ce qui explique cet écart.

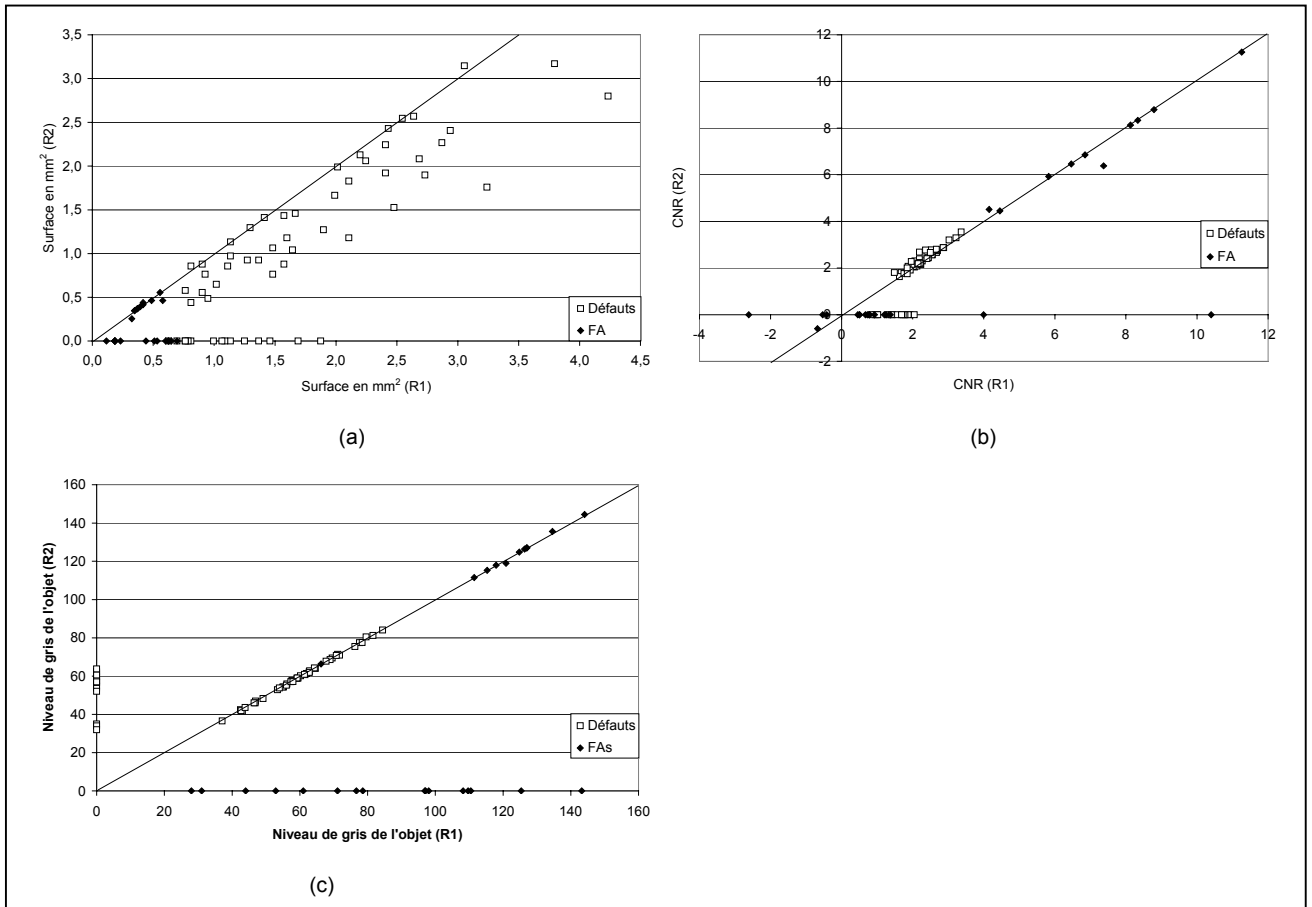


Figure 49 Comparaison des routines R1 et R2, pour les caractéristiques de (a) surface, (b) CNR, (c) niveau de gris.

4.4.6 Classification des différents types de défaut

Le critère de localisation nous donne une information sur le type de défaut. En effet, comme nous l'avons indiqué dans le paragraphe 3.2, l'industriel reconnaît la nature des défauts en fonction de leur localisation dans la pièce. Avec les coordonnées du point calculées pour le critère de localisation, nous pouvons déterminer le type de défaut. Les différentes zones du plan ($w=0$)_{Rpièce} sont représentées dans la Figure 50.

Nous connaissons précisément la nature des défauts pour un des lots de pièces, correspondant à vingt quatre pièces défectueuses et à trente et un défauts détectés. Parmi les trente et un défauts de la routine R1, vingt six sont bien classés. Mais cinq défauts, détectés dans le bras de la pièce, sont classés en tant que cavités gazeuses par l'industriel alors que cette zone est, en principe, annoncée comme zone de retassure. Cette contradiction montre la difficulté du contrôle radioscopique : deux experts peuvent avoir des avis différents sur un même objet. Ceci confirme que le classement des défauts est une tâche difficile pour les opérateurs de contrôle et pour les systèmes automatiques.

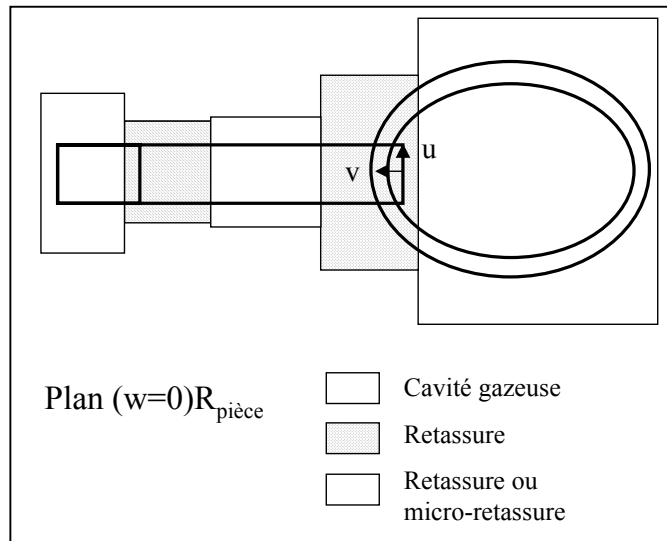


Figure 50 Zones de classement des types de défaut.

La norme ASTM E155 série II, également utilisée par l'industriel pour ces pièces, distingue les deux types de défauts d'après deux autres critères, la surface et l'écart de niveau de gris entre le défaut et son voisinage. Pour un même écart de niveau de gris, la surface d'une cavité gazeuse sera plus petite que celle d'une retassure. Ou encore pour une même surface la cavité gazeuse aura un contraste plus élevé que celui d'une retassure. Nous représentons sur la Figure 51 le CNR en fonction de la surface, pour les 31 défauts dont nous connaissons la nature. La tendance n'est pas vraiment marquée. Nous voyons que les cavités gazeuses ont toutes un CNR supérieur à 2. En considérant tous les défauts au-dessus de la ligne (trait continu) comme des cavités gazeuses, vingt et un défauts sont bien classés et dix ne le sont pas. Le nombre de défauts analysés ici ne permet cependant pas de conclure. On ne peut pas vraiment dégager un critère de classification.

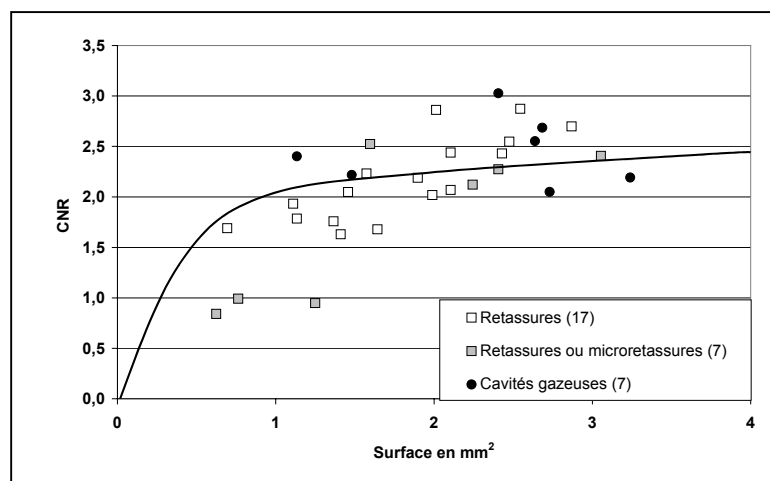


Figure 51 Caractéristiques des 31 défauts de type connu : le CNR en fonction de la surface.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le traitement d'image utilisé pour la détection des objets dans nos images radioscopiques de pièces en aluminium. Le filtrage morphologique chapeau haut de forme donne une bonne détection pour des images n'ayant pas un fond homogène. Le seuillage par hystérésis a permis une certaine sévérité sur le bruit tout en préservant la taille des objets détectés. De plus, les inconvénients du filtre chapeau haut de forme ont été supprimés en utilisant des régions d'intérêts ROI et en localisant les positions, dans le repère pièce, des zones détectées à tort, appelées FAs systématiques. Ce traitement a été décliné avec deux filtrages différents du bruit. Son application sur 684 images donne de très bons résultats pour les deux routines, en détectant 59 défauts et 39 FAs pour la routine R1 et 43 défauts et 23 FAs pour la routine R2.

Parmi toutes les caractéristiques mesurées pour les objets détectés, trois sont très intéressantes, la surface, le CNR et le niveau de gris de l'objet. Un nouveau paramètre, l'indice de confiance défaut ICD, est calculé à partir de ces trois caractéristiques, afin de combiner leurs performances. Cet indice est très efficace et permet de classer correctement 100% des défauts détectés, en gardant dans le cas le moins favorable une seule FA avec les défauts.

Le classement par type de défaut n'est pas performant. Les deux types de défauts présents ont des projections radioscopiques semblables. De plus, les avis des experts ne sont pas concordants. Une phase de validation serait intéressante à mener sur d'autres lots de pièces. De même, le défaut de type inclusion n'a pas été détecté sur la seule pièce le présentant, ce qui évidemment n'est pas significatif : il serait indispensable de disposer d'un lot de pièces présentant ce défaut pour améliorer leur segmentation.

L'extraction automatique des ROI est réalisée avec un algorithme de nuées dynamiques. Cet algorithme permet d'adapter le traitement à des images plus complexes, présentant plus de variations de niveau de gris. La méthode présentée est ainsi potentiellement adaptable à tout type d'image radioscopique, sous réserve de connaître le nombre de ROI judicieux pour l'image. En fonction des images à analyser, il faudrait également redéfinir la taille de l'élément structurant du chapeau haut de forme en fonction des défauts à détecter, ainsi que les deux seuils du seuillage par hystérésis. Les paramètres du banc de contrôle seraient également à re-préciser.

5 MISE EN CORRESPONDANCE D'OBJETS DETECTES DANS PLUSIEURS IMAGES RADIOSCOPIQUES

5.1 Bibliographie

Dans les domaines de l'analyse d'image, de la vision assistée par ordinateur et de la reconnaissance d'objets, il est courant de mettre en correspondance des objets détectés dans plusieurs images :

- Pour paramétrer une caméra [Zhang2002], son déplacement [Navab1997] ou une scène tridimensionnelle en combinant des données géométriques de plusieurs images [Zhang1995],
- Pour reconstruire des plans de coupe d'un objet à partir des informations radioscopiques obtenues avec deux détecteurs linéaires, en fonction du décalage temporel considéré [Evans1996],
- Pour la localisation spatiale de tumeurs durant une intervention radiothérapique [Yamamoto2004] ou pour déterminer la déformation d'un organe avec des images ultrasonores durant une intervention chirurgicale [Pennec2003],
- Pour analyser l'évolution entre des images avec des laps de temps importants, par exemple prises par satellite ou pour le suivi médical suite à un traitement curatif,
- Pour l'analyse d'un mouvement avec le suivi de marqueurs, par exemple placés sur le corps humain [Figueroa2004],
- Pour le suivi de cibles dans des applications militaires avec des images infrarouges [Zhang2005],
- Pour la reconnaissance de dessins, d'empreintes digitales ou de texte dactylographié.

Pour ces mises en correspondance, des caractéristiques particulières, comme des lignes, des intersections de lignes, des niveaux de gris, des formes ou des textures, sont recherchées dans les images. Elles sont ensuite corrélées avec celles des autres images pour trouver les correspondances. Cette corrélation est évaluée avec la recherche d'un minimum ou d'un maximum d'une fonction, souvent par des méthodes de type des moindres carrés appliquées à la caractéristique retenue.

Certains appareils radioscopiques réalisent déjà plusieurs vues pour le contrôle d'une pièce, permettant d'en voir toutes les zones à contrôler. Une zone peut être visible dans plusieurs images mais cela n'était pas exploité jusqu'à présent.

Une application a été développée par Méry [Mery2002], utilisant une séquence de sept images successives. La pièce subit une rotation de 5° dans un plan parallèle au plan du détecteur entre chaque image. Les sept projections sont identiques, à une rotation de 5° près. Une construction géométrique du banc de radioscopie en trois dimensions est utilisée et toutes les coordonnées des objets sont exprimées dans le repère pièce. Les paramètres inconnus du banc sont obtenus par calibration. Après une segmentation des images, basée sur une détection de contour et les niveaux de gris moyens, les objets détectés sont mis en correspondance avec ceux des autres images selon trois contraintes :

1. Contrainte épipolaire, si la distance entre les deux objets est inférieure à un certain seuil,
2. Contrainte de similarité, si l'écart entre certaines caractéristiques des deux objets est inférieur à un seuil,
3. Contrainte géométrique, si le point 3D ainsi reconstruit appartient au volume de la pièce.

Un objet, mis en correspondance avec au moins trois autres objets de trois autres images, est considéré comme un défaut. Si ce n'est pas le cas, il est considéré comme une FA. Cette classification donne de bons résultats. La mise en correspondance des défauts est efficace mais la segmentation utilisée est complexe, coûteuse en temps de calcul et peu efficace. Il y a beaucoup de FAs et il est difficile de détecter des petits défauts peu contrastés. De plus, malgré l'efficacité de la mise en correspondance, imager sept fois la même zone de la pièce n'est pas optimum. Pour réaliser le contrôle complet de la pièce, une jante de roue de voiture, un total de 100 images serait nécessaire.

Notre approche se veut plus rationnelle et plus proche d'une réalité de contrôle industriel. Puisqu'une pièce est déjà contrôlée sous différentes orientations, nous utilisons la possibilité qu'un même défaut soit détecté dans plusieurs vues, pour les mettre géométriquement en correspondance. L'objectif de cette étude est de consolider ainsi l'estimation qui est faite sur la nature de ces objets, principalement en cas de doute. Cette utilisation sera développée dans le chapitre 6. Dans le paragraphe 5.2, nous présentons le principe de la mise en correspondance (MC). Dans le paragraphe 5.3 les résultats des mises en correspondance sont présentés pour les deux routines de traitement, R1 et R2.

5.2 Mise en correspondance de deux objets détectés

Le principe de la radioscopie implique que l'objet détecté dans l'image est la projection géométrique d'un objet situé dans la pièce. Cet objet se trouve sur la droite qui relie la source de rayons X à l'objet détecté (droite Δ) (Figure 52). Pour des objets détectés dans deux images différentes, l'objectif est de comparer les deux droites, Δ_1 et Δ_2 , et de déterminer si elles passent par un seul et même objet dans la pièce. Pour cela, nous considérons tous nos points dans le repère $R_{\text{pièce}}$ (paragraphe 3.4).

5.2.1 Distance entre droites

Pour la droite Δ_1 , sont connus le barycentre $P_1 (I_1, J_1, K_1)_{R_{\text{pièce}}}$ de l'objet détecté et un vecteur directeur $(U_{\Delta_1}, V_{\Delta_1}, W_{\Delta_1})_{R_{\text{pièce}}}$, entre la source S_1 et P_1 , pour la seconde droite Δ_2 respectivement $(I_2, J_2, K_2)_{R_{\text{pièce}}}$ et $(U_{\Delta_2}, V_{\Delta_2}, W_{\Delta_2})_{R_{\text{pièce}}}$ (Figure 52).

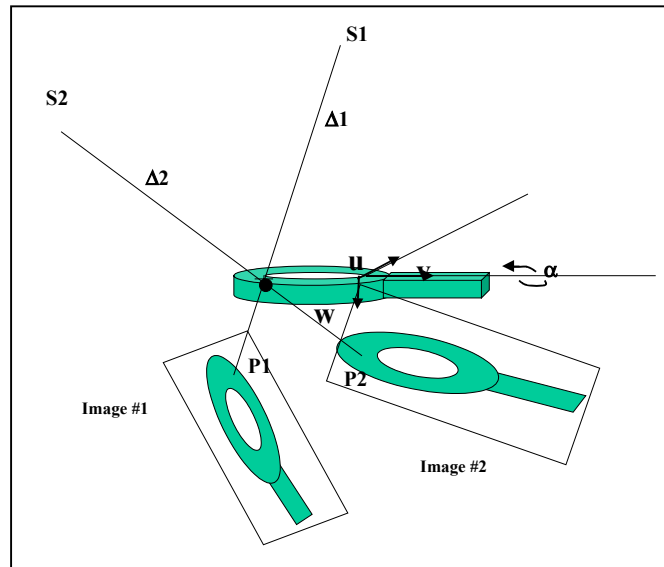


Figure 52 Mise en correspondance d'un objet P_1 détecté dans l'image 1 et d'un objet P_2 dans l'image 2. La distance entre les deux droites $\Delta_1 (S_1-P_1)$ et $\Delta_2 (S_2-P_2)$ est calculée.

La distance D_{Δ} entre les deux droites est la longueur du plus petit segment coupant orthogonalement les deux droites. Elle est donnée par la formule [Levy2000] :

$$(13) \quad D_{\Delta} = \frac{\begin{vmatrix} I_2 - I_1 & J_2 - J_1 & K_2 - K_1 \\ U_{\Delta_1} & V_{\Delta_1} & W_{\Delta_1} \\ U_{\Delta_2} & V_{\Delta_2} & W_{\Delta_2} \end{vmatrix}}{\sqrt{\begin{vmatrix} V_{\Delta_1} & W_{\Delta_1} \\ V_{\Delta_2} & W_{\Delta_2} \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} W_{\Delta_1} & U_{\Delta_1} \\ W_{\Delta_2} & U_{\Delta_2} \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} U_{\Delta_1} & V_{\Delta_1} \\ U_{\Delta_2} & V_{\Delta_2} \end{vmatrix}^2}}$$

5.2.2 Incertitudes

Comme nous l'avons développé dans l'Annexe A1, la distance est calculée avec une incertitude de 2,5 mm, liée aux incertitudes des différents paramètres intervenants dans le calcul. Pour tenir compte de cette incertitude, la distance D_{Δ} est comparée à un seuil, égal à la somme de la demi-longueur la plus grande des deux objets et des 2,5 mm d'incertitude. Si D_{Δ} est inférieure à ce seuil, le couple des deux objets est conservé. Cette mise en correspondance est effectuée avec tous les objets détectés dans les quatre images d'une pièce.

5.3 Résultats

La validation est possible puisque nous pouvons contrôler visuellement si des défauts ou des FAs systématiques concordent entre les différentes images. Toutes les MC ont été validées; aucune erreur ne s'est produite. Les résultats sont présentés dans le Tableau 7.

Tableau 7 *Bilan des mises en correspondances (MC) des objets des 4 images pour chaque pièce.*

	Routine R1			Routine R2		
Nombre d'objets détectés	839			621		
	Total	FAs	Défauts	Total	FAs	Défauts
Nombre d'objets qui ne sont pas MC	140	123	17	82	72	10
Nombre d'objets MC	699	657	42	539	506	33
Nombre de couples MC	591	558	33	433	407	26
Dont des MC croisées (1,2) vers (3,4)	14			11		

La MC des objets est effective pour 699 objets de la routine R1 et 539 de la routine R2, dont 42 défauts pour R1 et 33 défauts pour R2. Les MC sont donc efficaces. Les 17 défauts, qui ne sont pas MC pour R1 (respectivement 10 pour R2), n'ont effectivement pas d'équivalent dans les autres images. De plus, nous ne constatons aucune erreur de MC, comme nous le vérifierons dans le chapitre 6.

Le nombre de MC est supérieur à la moitié du nombre d'objets mis en correspondance. En effet un objet peut être dans plusieurs couples de MC. Par exemple, les zones de FAs

systematiques sont souvent détectées en deux objets. Lorsque la MC des deux objets de l'image 3 est faite avec les deux objets de l'image 4, il y a quatre couples et non deux. De plus, puisque nous relierons des objets des images 1, 2, 3 et 4, un défaut de l'image 1 peut par exemple être MC avec trois objets, ceux détectés dans les images 2, 3 et 4 (dernière ligne du Tableau 7). Un objet sera donc dans 3 couples de MC.

Il y a effectivement trois pièces pour lesquelles un défaut est vu dans les quatre images et qui se trouvent dans trois MC, et deux pièces qui ont un défaut visible dans les images 2 et 3, regroupées par MC. Avec la routine R2, le défaut n'est plus détecté dans l'image 2 de la pièce 568, il n'y a donc plus de couple (image 2, image 3).

Les distances D_{Δ} des 591 MC de R1 sont représentées sur la Figure 53. On voit que la majorité des distances se situe entre (-1 mm) et (1,5 mm). Les quatre distances supérieures à $|2|$ mm sont calculées pour des couples de FAs systematiques. La moyenne des distances est de 0,59 mm et la moyenne des valeurs absolues est de 0,69 mm. Ces valeurs, comparées à l'incertitude de 2,5 mm calculée dans l'Annexe A1, nous montrent que cette incertitude était bien une valeur maximale. Dans la pratique les distances sont faibles et confirment une bonne précision de l'ensemble de la modélisation et des valeurs numériques retenues pour les calculs.

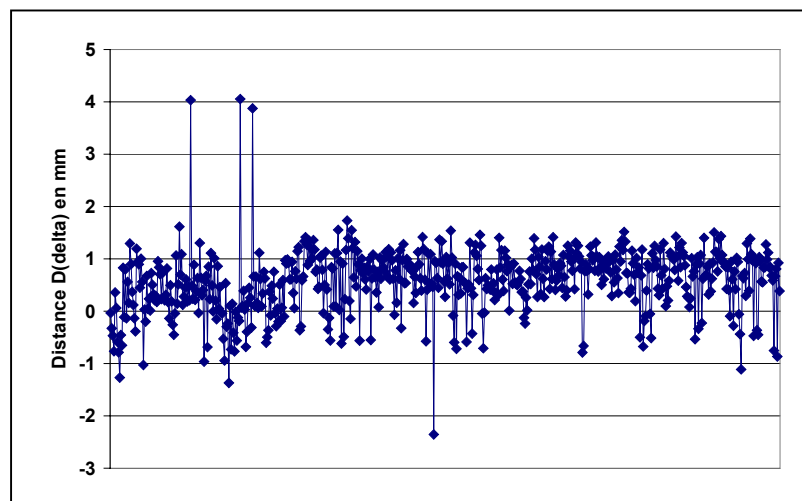


Figure 53 Distances D_{Δ} calculées pour les 591 mises en correspondance réalisées entre les objets détectés dans 684 images.

5.4 Conclusion

Ces résultats valident notre objectif et montrent l'efficacité de cette MC géométrique. Nos calculs sont simples, une fois les formules établies avec les approximations retenues (voir paragraphe 3.4).

Aucune erreur n'a été obtenue sur les 591 MC, ce qui valide la méthode. Cela est dû au nombre relativement faible d'objets détectés dans chaque image, limitant le risque de regrouper à tort des objets qui ne se correspondraient pas (une FA et un défaut par exemple). La stabilité dimensionnelle du banc est un paramètre important pour toute méthode de mise en correspondance et nous tenons compte de l'incertitude sur les positions calculées lors des calculs de distance. Dans notre cas, nous pouvons dire que notre banc, correspondant à un banc industriel, offre une stabilité suffisante pour notre application.

Cette validation a été réalisée sur l'ensemble des objets détectés, pour augmenter le nombre de MC. Mais les FAs éliminées par la classification peuvent ne pas être MC pour diminuer le temps de calcul. Cette MC va maintenant nous permettre de fusionner les objets ainsi associés pour améliorer leur analyse et leur caractérisation.

Nous continuons donc, dans le chapitre 6, avec l'ensemble des objets qui n'ont pas été classés en tant que FAs systématiques (Tableau 5, page 69).

6 FUSION D'INFORMATIONS

6.1 Qu'est-ce que la fusion d'information ?

Dans beaucoup de nos décisions quotidiennes nous prenons en compte plusieurs informations. Pour traverser une rue, pour conduire, nous combinons un ensemble d'informations, venant de notre ouïe, de notre vue, du toucher. Un médecin, qui analyse des examens radioscopique et échographique, fait mentalement une fusion des informations qu'il extrait de chacun des supports. On comprend donc tout l'intérêt de trouver des modèles mathématiques de fusion d'information qui permettent de réaliser automatiquement ces combinaisons afin de faciliter les analyses, d'améliorer les prises de décision, voire de les rendre automatiques. Le concept de fusion est compréhensible, sa modélisation est plus complexe.

Les bases théoriques de la fusion de données ont été établies dans les années 1960, avec les recherches de Zadeh, Shafer et Dempster. Le développement de la fusion s'est réalisé dans les années 1980. Elle est maintenant utilisée dans des domaines très variés comme le domaine médical, le domaine militaire, le domaine satellitaire, en robotique, en CND [Gros2001]. Cette science récente, initiée aux Etats-Unis, connaît actuellement un fort développement. Cet essor est dû à la multiplication des sources d'informations et des données disponibles, et à une demande toujours plus forte de rapidité de traitement. La fusion répond aussi à une demande d'aide à la prise de décision.

Plusieurs définitions de la fusion existent dans la communauté. Une définition couramment acceptée, et applicable au CND, est la suivante : **"La fusion d'information consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision"** [Bloch1994].

6.1.1 Fusion appliquée au CND

Chaque contrôle non destructif donne un type et une quantité d'information liés aux phénomènes physiques mis en jeu. De longue date, les techniques CND ont été utilisées de façon complémentaire de part la nature différente de leurs informations. Par exemple pour l'inspection de soudures, les rayons X et les ultrasons sont utilisés conjointement pour leur sensibilité à des défauts différents, la décision finale appartenant le plus souvent à un opérateur. Un tel schéma d'inspection correspond à un processus de fusion

mentale, dans laquelle la modélisation des informations et leur combinaison sont réalisées par l'opérateur.

Les modèles mathématiques de fusion d'information sont apparus dans le domaine du CND au cours des années 90, soit pour bénéficier de la complémentarité des méthodes [Georgel1994], [Gros1994], soit pour améliorer la fiabilité d'inspection [Johannsen1994]. Par la suite, le développement des méthodes d'imagerie numérique en CND a vu émerger une thématique de recherche sur la fusion d'images. Le but était d'obtenir une nouvelle image synthétique à partir d'un ensemble de modalités et/ou de conditions d'acquisition différentes. Cette fusion d'image a été le plus souvent réalisée au niveau des pixels, grâce à des méthodes probabilistes [Dromigny1997], [Gros1999], des ondelettes [Matuszewski2000], [Gros2000], ou la théorie de l'évidence [Dromigny1998], [François2000]. Dans ce dernier article, une combinaison entre images acquises à des angles de vues différents pour chaque modalité (rayons X et ultrasons) permet d'abord une première reconstruction 3D de la soudure inspectée. La fusion entre les deux modalités est ensuite réalisée au niveau des pixels.

Jain [Jain1992] propose une méthode de fusion entre des objets segmentés à partir d'images de soudure en rayons X et ultrasons. Une matrice de dissimilarité est calculée pour chaque couple d'objets détectés dans les deux images. Ainsi, les objets qui se correspondent bien, obtiennent une valeur faible, et étant détectés par les deux méthodes, ils sont supposés être de vrais défauts. Cette approche présente des inconvénients : premièrement, elle suppose que les mêmes objets "apparaissent" de façon similaire pour les deux modalités de contrôle. D'où l'utilisation d'images C-scan en ultrasons qui correspondent effectivement à une projection de la soudure sur un plan et qui peuvent être comparées à la vue radiographique. Néanmoins les images B-scan sont beaucoup plus courantes en imagerie ultrasonore et contiennent plus d'information. Le deuxième inconvénient est de ne considérer que les objets détectés par les deux modalités comme de vrais défauts. Ceci occulte la part de complémentarité des méthodes. Or c'est un but majeur de l'utilisation conjointe de plusieurs modalités de contrôle.

D'après une analyse portant sur cent articles concernant la fusion, publiés de 1997-99 [Valet2001], seulement 6% concernent des applications industrielles, dont le CND fait partie. 37% des articles développent des applications pour la défense (détection, identification, suivi de cible, ...); ensuite, de façon plus modeste, 17% et 14% portent sur des applications en géoscience et en robotique. Les théories utilisées dans ces articles sont les théories des possibilités et des ensembles flous pour 33%, la théorie des probabilités pour 23% et celle de l'évidence pour 18%.

6.1.2 Caractéristiques de l'information

Sources d'information

Les sources qui fournissent l'information peuvent être de différentes natures : des capteurs physiques de signaux (température, temps, vitesse, tension, ...), des capteurs logiques, analogiques ou numériques, suite à des modules de traitement. L'ensemble des connaissances a priori sur ces sources permet d'estimer des représentations de l'information et leurs modélisations.

Types d'information

L'information peut être une mesure directe ou une mesure indirecte, c'est-à-dire calculée à partir de mesures directes, d'un avis d'expert ou d'une règle de comportement. Elle peut être numérique ou symbolique.

Imperfections de l'information

Toute source d'information présente des imperfections. C'est pourquoi il est intéressant de combiner plusieurs sources pour l'améliorer. Les imperfections sont de différentes natures :

Imprécise ou incertaine

L'imprécis concerne le contenu de l'information tandis que l'incertain est relatif à sa vérité, entendu au sens de sa conformité à une réalité [Rombaut2001].

Ces deux notions sont très souvent confondues. L'imprécision correspond à l'incertitude, au sens de la mesure en physique. Par exemple, quand on écrit $10 \pm 0,1$ m, $\pm 0,1$ m est l'imprécision (ou l'incertitude de la mesure). L'incertain correspond à la possibilité qu'un événement soit réalisable ou non.

Incomplète ou ambiguë

L'information est incomplète. Qu'elle soit partielle ou non, elle ne donne pas toutes les données nécessaires pour prendre une décision. Il peut y avoir ambiguïté si l'information ne permet pas de distinguer entre deux situations.

Contradictoire

Les informations à fusionner peuvent être contradictoires. Il n'est pas toujours aisé de détecter le conflit car il peut être masqué par une autre imperfection. Certains modèles permettent de l'estimer. Il faut en tenir compte et si possible le corriger en négligeant une information, en ajoutant une autre information, en recalculant l'estimation, etc...

Redondance et complémentarité

Les sources d'information peuvent être redondantes, si elles donnent des informations de même nature sur le même objet ou le même phénomène. Elles peuvent être

complémentaires si elles fournissent des informations sur des caractéristiques différentes du phénomène observé ou sur des objets différents. Cela permet d'avoir une vision plus complète ou plus générale sur le phénomène [Rombaut2001].

6.2 Les principales théories de fusion

Une fusion se réalise en quatre étapes, que l'on peut décrire de la façon suivante :

1. *La modélisation* de l'information et de ses imperfections, à partir des caractéristiques connues des sources, des données, des experts, ... ,
2. *la représentation* de chaque élément d'information par un nombre ou une masse M qui, selon le modèle mathématique retenu, peut être une probabilité, un degré de possibilité ou une masse de confiance,
3. *la combinaison des masses*, avec un opérateur de fusion,
4. *la décision* selon un critère choisi.

Les théories de fusion de données sont définies par des formalismes simples, pour lesquels une multitude de paramètres est à définir. Avant d'exposer les trois théories les plus connues, la théorie probabiliste, la théorie des possibilités et la théorie de l'évidence, nous donnons dans le paragraphe suivant quelques définitions. Ensuite, nous développons dans le paragraphe 6.3 le cas concret de la fusion, par la théorie de l'évidence, appliquée aux données des contrôles de radioscopie, de spectrométrie et de vibration.

6.2.1 Notations

Un problème de fusion se pose de la façon suivante :

Etant données l sources S_j ($j=1, \dots, l$), donnant des informations sur un élément x , il s'agit de déterminer à quelle classe C_i appartient x , x pouvant être un pixel d'une image ou tout autre objet. L'ensemble des n classes ou hypothèses possibles forme un cadre de discernement $D = (C_1, C_2, \dots, C_i, \dots, C_n)$. L'information d'une source S_j reliant un élément x à une classe C_i est représentée par un nombre, $M_{C_i}^{S_j}(x)$, dont les propriétés et le sens dépendent du modèle de fusion utilisé et de son formalisme mathématique.

La fusion des informations consiste à calculer les nouveaux nombres $M_{C_i}(x)$ (reliant x à une classe C_i), en combinant les nombres précédents. L'appartenance de l'élément x à une classe C_i sera ensuite décidée en définissant des critères à appliquer sur les nombres $M_{C_i}(x)$.

La fusion des informations peut suivre plusieurs organisations. Dans une organisation globale, tous les $M_{C_i}^{S_j}(x)$ sont calculés et l'opérateur de fusion les utilise tous pour le

calcul des $M_{C_i}(x)$ finaux. Dans une organisation décentralisée, tous les $M_{C_i}^{S_j}(x)$ sont calculés et une décision est prise pour chaque source. La fusion se fait ensuite entre les décisions prises pour chaque source. Cette organisation a le désavantage de perdre toutes les valeurs numériques initiales, ne permettant pas de lever des conflits potentiels. Une troisième organisation existe, appelée centralisée, hybride des précédentes. Tous les $M_{C_i}^{S_j}(x)$ sont également calculés mais la fusion se fait classe par classe, pour toutes les sources. De cette façon, les cas de conflit sont diminués.

6.2.2 La théorie des probabilités ou de Bayes

C'est le modèle le plus ancien. Il s'appuie sur les théories des probabilités et des statistiques, développées au 19^{ème} siècle pour la mécanique classique [Féménias2003]. Pour ce modèle, il est nécessaire de connaître précisément les fonctions de distribution de chaque classe $p(x|C_i)$ et leur probabilité *a priori* $p(C_i)$, c'est-à-dire la probabilité pour un élément d'appartenir à la classe C_i .

Le théorème de Bayes permet de déduire les probabilités *a posteriori* $p_{S_j}(C_i/x)$ (la probabilité pour un individu x d'appartenir à une classe C_i , d'après la source S_j) des probabilités *a priori* $p_{S_j}(C_i)$ de la façon suivante :

$$(14) \quad M_{C_i}^{S_j}(x) = p_{S_j}(C_i/x) = \frac{p_{S_j}(C_i)p_{S_j}(x/C_i)}{\sum_{k=1:n} p_{S_j}(C_k)p_{S_j}(x/C_k)}$$

Combinaison

La probabilité $p(C_i/x)$, compte tenu des informations de toutes les sources S_j , se calcule de la façon suivante :

$$(15) \quad M_{C_i}(x) = p(C_i/x) = \frac{p(C_i)\prod_{j=1:l} p(S_j/C_i)}{\sum_{k=1:n} p(C_k)\prod_{j=1:l} p(S_j/C_k)}$$

Règles de décision

De nombreux critères de décision ont été développés. Le plus utilisé est le maximum *a posteriori*, qui consiste à choisir la classe qui a la probabilité *a posteriori* la plus élevée.

Cette théorie a un formalisme connu et relativement simple. Elle nécessite des connaissances précises pour chaque classe du cadre de discernement, ce qui n'est pas toujours possible. Par contre, ce modèle ne prend pas en compte le doute et ne donne pas d'information sur les conflits possibles.

6.2.3 Théorie des possibilités et des ensembles flous

Cette théorie, développée par Dubois et Prade [Dubois1988], utilise une distribution de possibilités $\pi(x)$ qui définit la possibilité qu'un élément x appartienne à une classe C_i , $\pi(x) \in [0,1]$. On modélise ainsi une confiance optimiste sur l'élément x par un degré de possibilité $\Pi(x)$ et une certitude de réalisation de l'élément x par un degré de nécessité $N(x)$.

Les degrés de possibilité et de nécessité sont définis à partir de la distribution de possibilités :

$$(16) \quad \Pi_{C_i}^{S_j}(x) = \sup\{\pi_{C_i}^{S_j}(a), a \in x\}$$

$$(17) \quad N_{C_i}^{S_j}(x) = \inf\{(1 - \pi_{C_i}^{S_j}(a)), a \notin x\}$$

Dans le cas où l'objet x se compose d'un seul élément, nous pouvons écrire :

$$(18) \quad \Pi_{C_i}^{S_j}(x) = \pi_{C_i}^{S_j}(x)$$

Si $\Pi_{C_i}^{S_j}(x) = 0$ la classe C_i n'est pas possible pour x .

Si $\Pi_{C_i}^{S_j}(x) = 1$ la classe C_i est possible pour x mais non certaine.

Si $N_{C_i}^{S_j}(x) = 1$ la classe C_i est certaine pour x .

Les relations entre degré de possibilité Π et degré de nécessité N sont simples :

$$(19) \quad \Pi_{C_i}^{S_j}(x) > N_{C_i}^{S_j}(x)$$

et

$$(20) \quad \Pi_{C_i}^{S_j}(x) = 1 - N_{C_i}^{S_j}(\bar{x})$$

\bar{x} étant le complémentaire de x dans le cadre de discernement.

Pour une classe donnée C_i et une source S_j , on définit la masse :

$$(21) \quad M_{C_i}^{S_j}(x) = \pi_{C_i}^{S_j}(x)$$

C'est le degré de possibilité pour que la classe à laquelle appartient x prenne la valeur C_i , d'après les informations de la source S_j . Dans le cas où l'élément x est composé de plusieurs sous-éléments, comme par exemple une région de pixels, on définit alors la masse par la relation suivante :

$$(22) \quad M_{C_i}^{S_j}(x) = \Pi_{C_i}^{S_j}(x) (= \sup\{\pi_{C_i}^{S_j}(a), a \in x\})$$

Combinaison

Un grand nombre d'opérateurs de combinaison sont possibles : les T-normes, les T-conormes, les moyennes, les sommes symétriques, Il faut choisir en fonction de la nature des sources à fusionner, si elles sont concordantes, discordantes, suivant leur degré de compatibilité.

Les quatre règles de combinaison les plus connues sont :

$$(23) \quad \Pi_{C_i}(x) = \min(\Pi_{C_i}^{S_1}(x), \dots, \Pi_{C_i}^{S_l}(x))$$

$$(24) \quad \Pi_{C_i}(x) = \max(\Pi_{C_i}^{S_1}(x), \dots, \Pi_{C_i}^{S_l}(x))$$

$$(25) \quad \Pi_{C_i}(x) = \sum_{j=1:l} (\Pi_{C_i}^{S_j}(x))$$

$$(26) \quad \Pi_{C_i}(x) = \prod_{j=1:l} (\Pi_{C_i}^{S_j}(x))$$

Règles de décision

La décision se fait en affectant à l'élément x la classe C_i pour laquelle le degré de possibilité est maximum, ou bien, pour laquelle le degré de nécessité est maximum, correspondant au critère le plus sévère.

Avec la théorie des possibilités, la difficulté réside dans le choix de l'opérateur de combinaison et dans le choix des distributions de possibilités, en fonction des sources d'information et des connaissances que l'on a sur chacune. Dans [Dubois2001], Dubois et Prade passent en revue différentes fonctions d'appartenance, pour des sources de données incomplètes, plus ou moins fiables et plus ou moins équilibrées entre elles. Pour définir ces fonctions d'appartenance, la théorie des ensembles flous, développée par Zadeh en 1968 [Zadeh1968], est utilisée. Comme son nom l'indique, cette théorie permet de tenir compte de bornes non strictes d'une classe, de zones de recouvrements entre plusieurs classes. Elle décrit bien les avis des experts.

6.2.4 La théorie de l'Evidence / Dempster-Shafer

Cette théorie a été développée par Shafer en 1976 [Shafer1976] à partir des travaux de Dempster [Dempster1967]. On définit une distribution de masse d'évidence ou de masse de confiance, $m_{C_i}(x)$, correspondant au degré de croyance placé sur la classe C_i , $m_{C_i}(x) \subset [0,1]$. La spécificité de cette théorie est de définir une masse pour tous les sous-ensembles A_k égaux à une ou plusieurs classes C_i du cadre de discernement, et pas seulement pour chaque classe. De ce fait, A_k appartient à un espace contenant plus d'éléments que le cadre de discernement, que nous appelons 2^D , regroupant toutes les combinaisons possibles des classes. La modélisation de la distribution de masse est souple car elle autorise l'hésitation entre plusieurs classes, modélisant ainsi le doute.

La masse de confiance m d'un élément x doit respecter les conditions :

$$(27) \quad \sum_{A_k \subset 2^D} m_{A_k}^{S_j}(x) = 1$$

$$(28) \quad m(\emptyset) = 0$$

Pour cette théorie on définit la masse par :

$$(29) \quad M_{A_k}^{S_j}(x) = m_{A_k}^{S_j}(x)$$

A partir de cette masse de confiance, deux grandeurs de décision sont calculées, la crédibilité (Cr) et la plausibilité (Pl) :

$$(30) \quad Cr_{A_k}^{S_j}(x) = \sum_{B \subset A_k} m_B^{S_j}(x)$$

$$(31) \quad Pl_{A_k}^{S_j}(x) = \sum_{B \cap A_k \neq \emptyset} m_B^{S_j}(x)$$

ou

$$(32) \quad Pl_{A_k}^{S_j}(x) = 1 - Cr_{\bar{A}_k}^{S_j}(x)$$

La crédibilité, étant une somme de masses, informe sur le degré de confiance du sous ensemble A_k . La probabilité $p(A_k/x)$, que l'hypothèse A_k se réalise, est comprise entre la crédibilité et la plausibilité :

$$(33) \quad Cr_{A_k}^{S_j}(x) \leq p_{S_j}(A_k/x) \leq Pl_{A_k}^{S_j}(x)$$

Initialement, la crédibilité et la plausibilité avaient été appelées par Dempster [Dempster1967] les probabilités basse et haute (lower and upper probabilities). Dans le cas où les masses de confiance sont exprimées par des probabilités, et si les A_k sont égaux aux C_i , nous revenons à la théorie des probabilités et nous pouvons écrire que :

$$(34) \quad Cr_{A_k}^{S_j}(x) = p_{S_j}(A_k/x) = Pl_{A_k}^{S_j}(x)$$

Combinaison

La règle de combinaison est la somme orthogonale définie par Dempster [Dempster1967], écrite ici pour deux sources:

$$(35) \quad M_{A_k}(x) = \frac{\sum_{j=1:l} \oplus M_{A_k}^{S_j}(x)}{1 - K} = \frac{\sum_{B \cap C = A_k} M_B^{S_1}(x) M_C^{S_2}(x)}{1 - K}$$

avec

$$(36) \quad K = \sum_{B \cap C = \emptyset} M_B^{S_1}(x) M_C^{S_2}(x)$$

Cette règle est illustrée par la Figure 54 pour une combinaison de deux sources. La combinaison des jeux de masse est représentée sur un graphe à deux dimensions (pour les deux sources), dont les axes sont les fonctions de masses attribuées à chaque sous-ensemble du cadre de décision, ici H_1 , H_2 et $(H_1 \cup H_2)$. On s'intéresse aux intersections des sous-ensembles.

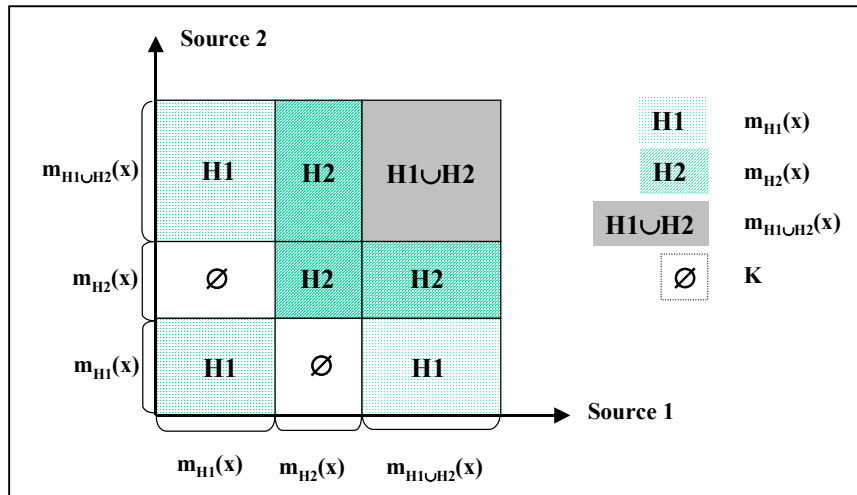


Figure 54 Représentation de la règle de Dempster pour la combinaison de deux sources.

La masse de confiance de la classe H_1 , M_{H_1} , est égale à la somme de toutes les surfaces H_1 (zones pointillées), celle de H_2 , M_{H_2} , à la somme des zones hachurées et celle de $(H_1 \cup H_2)$, $M_{H_1 \cup H_2}$, à la zone grise. La surface des zones blanches représente le conflit K qui existe entre les deux sources.

Règles de décision

La décision se fait en faveur de la classe qui a, soit la plus grande crédibilité (choix le plus pessimiste), soit la plus grande plausibilité (choix le plus optimiste), soit le maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance (sans risque d'erreur). Dans le calcul des nouvelles masses de confiance intervient le coefficient K . Ce coefficient est très intéressant car il permet de quantifier le conflit entre les différentes sources, ce qui n'était pas possible avec les précédentes méthodes. Une recherche des causes du conflit peut alors être faite et il est parfois possible de corriger cette situation.

L'inconvénient de cette théorie est l'explosion du nombre de sous-ensembles A_k avec l'augmentation du nombre de classes. Cela n'intervient pas pour un cadre de discernement à deux classes, comme c'est notre cas, car il n'y a que trois sous-ensembles. De plus, la règle de fusion étant unique, elle nécessite que les masses de

chaque source soient d'ordre de grandeur comparable. Ce second inconvénient n'en est en réalité pas un puisque la modélisation des masses est entièrement à définir. Il suffit alors d'en tenir compte.

6.2.5 Comparaison des théories des Possibilités et de l'Evidence

Les définitions des théories des possibilités et de l'évidence ont un formalisme assez proche. Dans le Tableau 8, nous proposons un comparatif de ces deux théories.

Tableau 8 Comparaison des théories des Possibilités et de l'Evidence.

Etape de fusion	Théorie des Possibilités	Théorie de l'Evidence
Cadre de discernement	x appartient à C_i , élément de D $D = (C_1, C_2, C_i, C_n)$.	x appartient à A_k sous ensemble de D, $A_k = C_i$ ou $A_k = C_i \cup C_j$
Modélisation	Degré d'appartenance d'un élément x à une classe C_i $\pi_{C_i}(x)$	Masse donnant la confiance qu'un élément x appartienne à un sous ensemble A_k du cadre de discernement, $m_{A_k}^{S_i}(x)$ telle que $\sum_{A_k \subset 2^D} m_{A_k}^{S_i}(x) = 1$
Estimation optimiste	Degré de possibilité $\Pi_{C_i}^{S_j}(x) = \sup\{\pi_{C_i}^{S_j}(a), a \in x\}$	Plausibilité que la vérité soit dans A $Pl_{A_k}^{S_j}(x) = \sum_{B \cap A_k \neq \emptyset} m_B^{S_j}(x)$
Estimation pessimiste	Degré de nécessité, certitude de réalisation de l'hypothèse, $N_{C_i}^{S_j}(x) = \inf\{(1 - \pi_{C_k}^{S_j}(a)), a \neq x\}$	Crédibilité = croyance que la vérité est dans A_k $Cr_{A_k}^{S_j}(x) = \sum_{B \subset A_k} m_B^{S_j}(x)$
Relations	$\Pi_{C_i}^{S_j}(x) > N_{C_i}^{S_j}(x)$ $\Pi_{C_i}^{S_j}(x) = 1 - N_{C_i}^{S_j}(\bar{x})$	$Pl_{A_k}^{S_j}(x) \geq Cr_{A_k}^{S_j}(x)$ $Pl_{A_k}^{S_j}(x) = 1 - Cr_{\bar{A}_k}^{S_j}(x)$
Combinaison	Une fonction à choisir, par exemple : $\Pi_{C_i}(x) = \min(\Pi_{C_i}^{S_1}(x), \dots, \Pi_{C_i}^{S_l}(x))$ $\Pi_{C_i}(x) = \max(\Pi_{C_i}^{S_1}(x), \dots, \Pi_{C_i}^{S_l}(x))$	La somme orthogonale $M_{A_k}(x) = \frac{\sum_{j=1:l} \oplus M_{A_k}^{S_j}(x)}{1 - K}$
Décision	Max Π , Max N	Max Pl, Max Cr

Cette comparaison permet de se rendre compte que des différences importantes existent. La théorie de l'évidence prend en compte les ensembles composés de plusieurs classes, ce qui permet de considérer le doute entre les classes. Il n'est pas toujours évident de choisir l'appartenance d'un élément x entre deux classes.

Les définitions de la Crédibilité et de la Plausibilité tiennent compte de toutes les masses m . Avec la théorie des possibilités, on ne retient que le maximum ou le minimum, perdant ainsi des informations.

La théorie des possibilités laisse le choix entre de nombreuses règles de combinaison, ce qui peut être un avantage mais aussi un inconvénient. Avec la théorie de l'évidence, une seule règle de combinaison est possible, simplifiant son utilisation. Le calcul d'un coefficient de conflit K pour cette dernière est très intéressant. En effet, il est alors possible soit de lever l'ambiguïté, soit d'en tenir compte et de relativiser le résultat de la fusion.

La théorie de l'évidence correspond bien aux applications du CND : il est possible de modéliser le doute entre deux classes et le conflit entre les sources est quantifié par le coefficient K . Ces deux étapes de la théorie de l'évidence offrent une grande similitude avec le raisonnement de l'expert et permettent d'adapter assez simplement la théorie à un cas concret. Les règles de combinaison et de décision sont simples, ce qui permet une utilisation relativement aisée. Nous retenons la théorie de l'évidence pour la fusion que nous développons dans le paragraphe suivant.

6.3 Fusion des trois modalités de contrôles

La fusion se fait entre les données des contrôles radioscopique, spectrométrique et vibratoire. Chaque contrôle apporte des informations à des niveaux différents :

- La radioscopie donne des informations sur des objets localisés dans toute la pièce et détectés dans une ou plusieurs des quatre images de la pièce
- La spectrométrie donne des informations sur chacun des trois volumes de mesure,
- La vibration donne une information globale de présence de défaut dans la pièce.

Les données ne sont pas homogènes et ne peuvent pas être fusionnées en un seul calcul. Nous organisons une fusion en plusieurs étapes, de l'objet détecté à la pièce, comme nous le voyons sur la Figure 55.

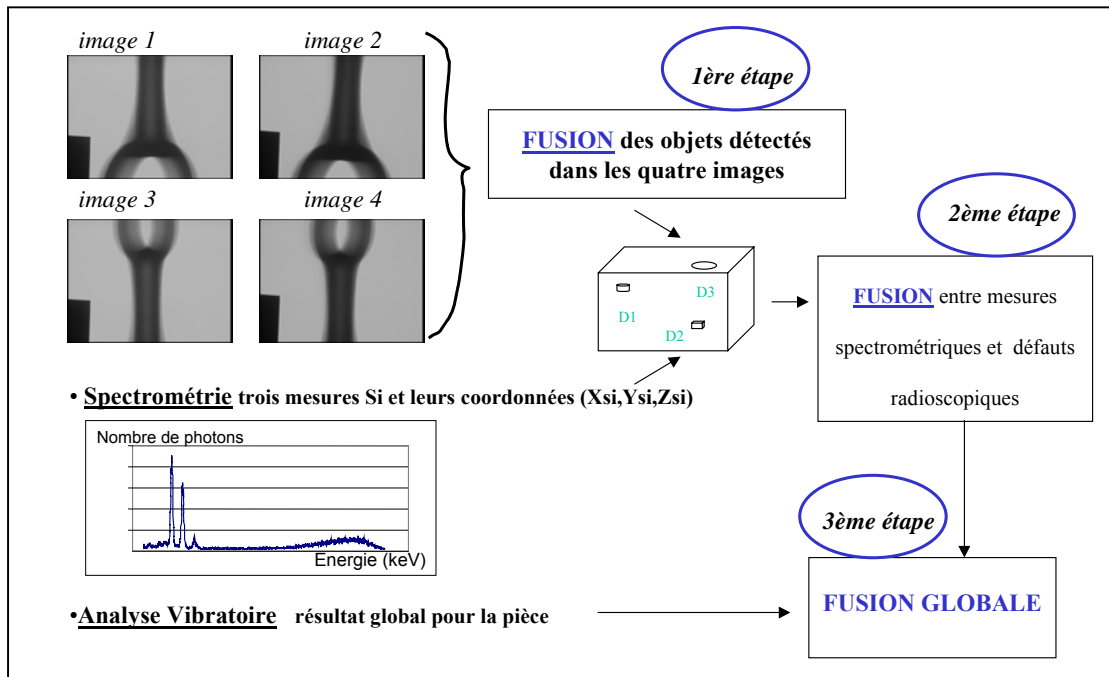


Figure 55 Architecture de la fusion appliquée à la combinaison des trois méthodes de contrôle de l'étude.

La première étape de fusion se fait pour les *objets* mis en correspondance dans les quatre images radioscopiques de la pièce. La seconde étape de fusion est faite pour les *volumes de spectrométrie* mis en correspondance avec des objets détectés en radioscopie. Avant la dernière étape, il faut estimer des masses de confiance qui correspondent à une appréciation globale de la *pièce* à partir des étapes précédentes, pour les deux premiers contrôles. Lors de la troisième étape, ces masses sont fusionnées avec celles du contrôle vibratoire, donnant elles aussi une appréciation globale de la pièce.

Les deux premières étapes ont une organisation globale, toutes les masses initiales servant aux calculs des nouvelles masses des objets. Lors de la troisième étape, l'estimation des masses de confiance de la pièce, à partir des premiers résultats des contrôles X, nous amène à une organisation décentralisée.

L'application de la fusion est faite avec les objets détectés dans les images radioscopiques par la routine R1, car nous choisissons le traitement qui détecte le plus de défauts. Les objets répertoriés comme des FAs systématiques sont éliminés avant la fusion. Nous appelons *objet radioscopique* un objet détecté dans une image radioscopique.

6.3.1 1^{ère} étape : Fusion des informations radioscopiques

Le cadre de discernement, retenu pour réaliser la fusion avec la théorie de l'évidence, est composé de deux classes, qui permettent de décrire trois hypothèses, $C_1=H_1$ = (l'objet est un défaut); $C_2=H_2$ = (l'objet est une FA). La combinaison de ces deux hypothèses crée une troisième hypothèse, union des deux précédentes $H_3 = H_1 \cup H_2$, qui correspond à l'impossibilité de choisir entre les deux premières, c'est-à-dire le doute.

Comme nous l'avons exposé au paragraphe 5.3, nous connaissons maintenant un ensemble de couples d'objets radioscopiques, détectés dans deux images d'une même pièce et qui présentent une proximité géométrique très forte. Cette fusion a pour intérêt d'augmenter, le cas échéant, la confiance de l'hypothèse H_1 (l'objet est un défaut). Cette fusion permettra aussi de diminuer le nombre d'objets associés à chaque pièce.

Calculs des masses de confiance pour les objets radioscopiques

A partir des caractéristiques des objets, nous calculons des masses de confiance pour chaque hypothèse, ou au moins deux d'entre elles puisque leur somme est égale à 1. Comme nous l'avons vu au paragraphe 4.4.4, l'indice de confiance défaut (ICD) est un bon indicateur de la nature de l'objet. Nous prenons donc la masse de confiance de l'hypothèse H_1 , $M_{H_1}^{radio}$, égale à cet indice :

$$(37) \quad M_{H_1}^{radio} (objet_i) = ICD (CNR_i) = 1 - \exp\left(\frac{-CNR_i^2}{2}\right)$$

La masse de confiance de l'hypothèse H_3 , $M_{H_3}^{radio}$, (doute) est égale $(1 - M_{H_1}^{radio})$. La masse de confiance de l'hypothèse H_2 (est une FA), $M_{H_2}^{radio}$, est nulle.

Nous avons traité de façon différente les objets qui avaient soit une surface inférieure à $0,5 \text{ mm}^2$, soit un CNR négatif, soit un niveau de gris moyen supérieur à 90. Pour ceux là, la Figure 48(a) et la Figure 48(b) montrent que les objets concernés ne sont pas des défauts mais des FAs. On choisit de leur affecter un $M_{H_2}^{radio}$ égal à 1.

Le choix d'affecter une masse à $M_{H_2}^{radio}$ n'est fait que pour des cas avérés de FA. Lorsque le CNR est faible (ICD petit), l'objet peut tout autant être une FA qu'un petit défaut. Nous n'avons pas d'information pour choisir entre les deux. C'est pourquoi nous préférons affecter une part de doute.

Règle de combinaison

Nous écrivons la règle de Dempster de la façon suivante :

$$(38) \quad M_{H_k}^{F_1} (objet_i) = M_{H_k}^{radio_f} (objet_i) \oplus M_{H_k}^{radio_g} (objet_j)$$

L'objet fusionné conserve le nom et les caractéristiques de l'objet ayant la plus grande surface. Les coordonnées du barycentre du second objet et les coordonnées du vecteur directeur de la seconde droite Δ (source S des rayons X – barycentre P) sont également conservés.

Analyse des résultats

Comme nous l'avons résumé dans le Tableau 7, il y a trente trois couples de MC. Pour les FAs qui n'ont pas été caractérisées comme des FAs systématiques, il n'y a aucune MC.

Pour l'ensemble des couples d'objets radioscopiques, nous n'avons eu aucun conflit. Cela confirme la bonne MC géométrique des objets et l'estimation pertinente des masses de confiance. Nous n'affectons une masse de confiance à l'hypothèse H_2 que si nous sommes sûrs d'avoir une FA. Si un conflit était détecté, cela voudrait dire qu'un défaut est proche d'une FA. Dans ce cas de figure il ne faudrait pas fusionner.

Sur la Figure 56 nous avons représenté, pour les trente trois couples de défauts MC, les masses de confiance de l'hypothèse H_1 , pour les deux objets (i) et (j) avant la fusion et pour l'objet fusionné. La masse de l'objet après la fusion est supérieure aux deux masses initiales. L'augmentation n'est en moyenne que de 4% car les masses de confiance avant la fusion sont déjà élevées.

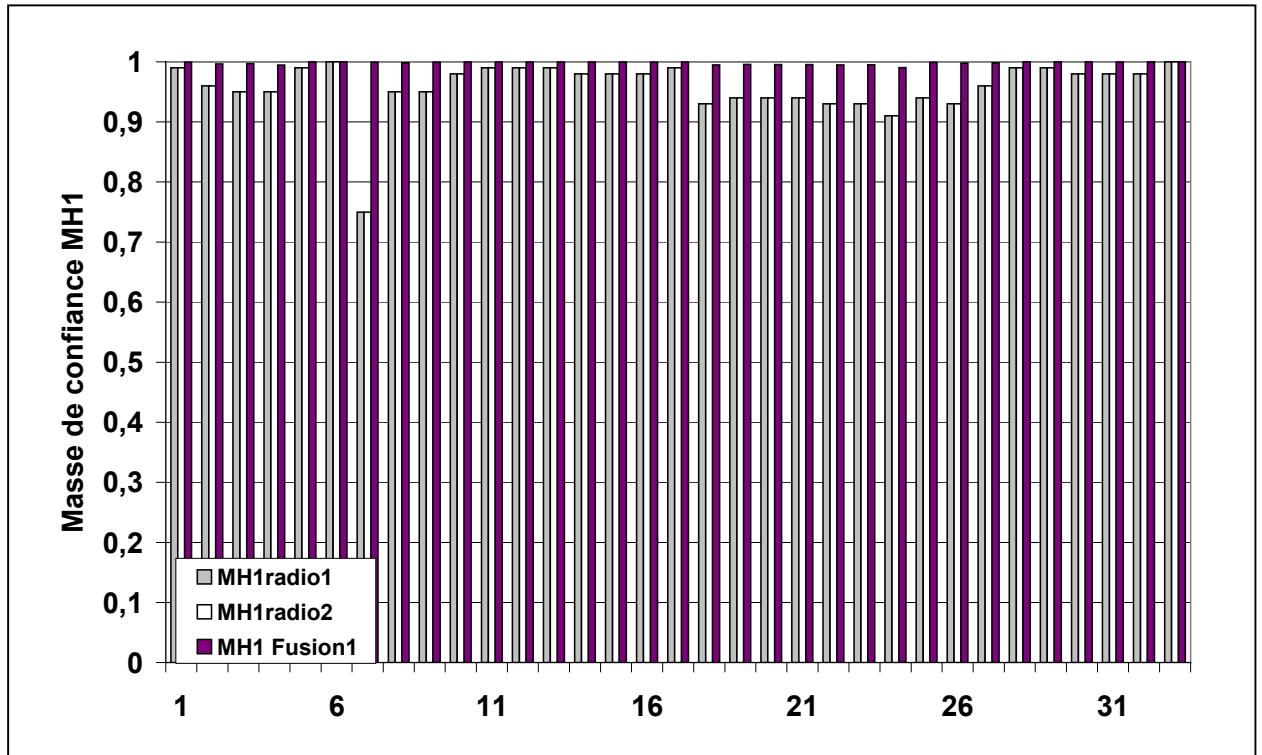


Figure 56 Evolution des masses de confiance de l'hypothèse H_1 , avant et après la fusion, pour les défauts détectés dans les images radioscopiques.

Sur la Figure 57, nous avons sélectionné les trois couples présentant les augmentations les plus importantes. Nous voyons mieux l'effet positif de la fusion. Par exemple la masse de confiance de H_1 , pour le premier objet de la pièce A, est de 0,75. Pour le second objet elle est déjà de 0,98. Après la fusion le couple d'objets a une masse M_{H_1} de 1.

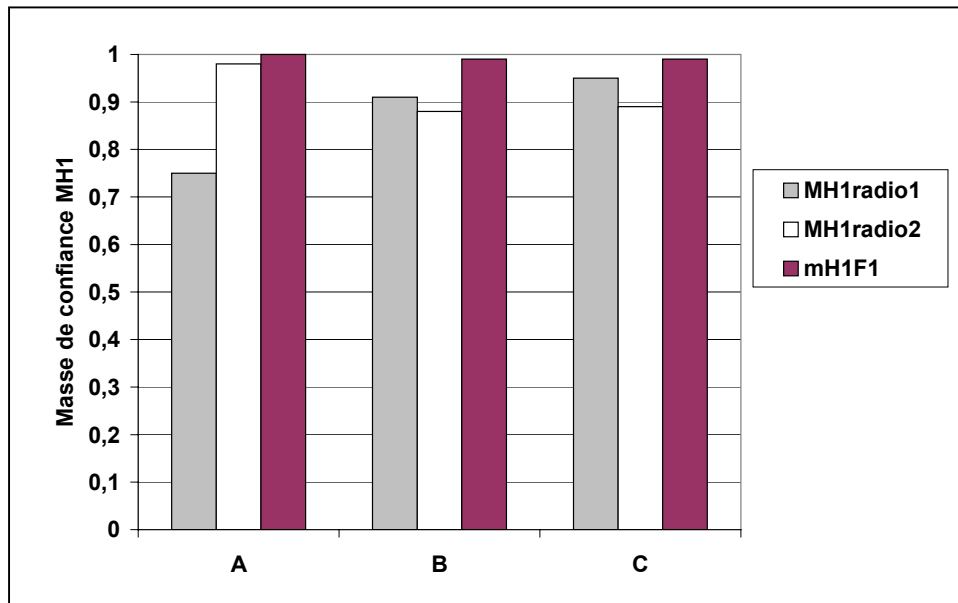


Figure 57 Evolution des masses de confiance de l'hypothèse H_1 pour trois couples de défauts détectés dans les images radioscopiques, avant et après la fusion.

Dix-sept défauts n'avaient pas d'équivalent dans une autre image et n'ont donc pas été MC, ainsi que trente neuf FAs. Or il est possible que ces objets soient impliqués dans les deux autres étapes de la fusion. Ils sont donc conservés pour la suite du processus de fusion, avec leurs masses définies à partir des paramètres radioscopiques.

Conclusion

La fusion des objets radioscopiques, préalablement mis en correspondance, nous permet de valider sa faisabilité et l'amélioration de l'information obtenue.

En effet les trente-trois MC, toutes fusionnées sans conflit, améliore la masse de confiance de l'hypothèse H_1 (est un défaut). Dans notre étude, l'amélioration est minime (+4%). Ce chiffre est faible car l'estimation des masses de confiance, basée sur le paramètre ICD, est performant. Dans un cas de figure moins favorable pour le calcul des masses ou pour des vues avec une projection moins favorable, la fusion d'objets radioscopiques permettrait une amélioration plus nette de ces masses.

6.3.2 2^{ème} étape : Fusion des informations de spectrométrie et de radioscopie

Avant d'utiliser les mesures spectrométriques, nous vérifions que le tube de rayons X n'a pas subi une dérive trop importante de son flux, en comparant l'écart entre les deux mesures de référence à trois écart types σ_N (voir §3.3.2). Lorsque la dérive est trop forte, les mesures ne sont pas prises en compte. C'est le cas pour trente deux pièces. Il est à noter que quatorze autres pièces ont un écart compris entre $2\sigma_N$ et $3\sigma_N$, sur un ensemble de 189 pièces ayant été contrôlées. 24% des mesures ne sont donc pas exploitables.

Pour la spectrométrie nous pouvons décrire le cadre de discernement de la façon suivante :

- $C_1=H_1$ = le volume contient un défaut,
- $C_2=H_2$ = le volume ne contient pas de défaut
- et H_3 = doute.

Nous considérons que ce cadre de discernement est équivalent au précédent. En effet les informations "un objet est un défaut" et "un volume contient un défaut" sont équivalentes quand l'objet est inclus dans le volume. De même pour la seconde hypothèse, l'information "un objet est une FA", donc n'est pas un défaut, et celle "un volume ne contient pas de défaut" sont équivalentes, lors de la mise en correspondance de l'objet et du volume. La fusion entre les objets radioscopiques et les volumes spectrométriques est possible puisque nous considérons un objet et un volume incluant cet objet.

Comme nous l'avons fait pour les objets radioscopiques, nous mettons en correspondance les volumes spectrométriques et les objets radioscopiques, fusionnés lors de la 1^{ère} étape de fusion ou pas. La distance entre la droite Δ et l'axe central du volume est calculée. Nous comparons cette distance à la somme de la demi-longueur la plus grande des deux objets, radioscopique et spectrométrique, et des 2,5 mm d'incertitude (Annexe A1). Trente deux MC sont ainsi réalisées.

Analyse des informations issues de la spectrométrie

L'ensemble des mesures de spectrométrie normalisées est présenté dans la Figure 58. Nous avons fait la distinction entre les pièces défectueuses (27) et les pièces acceptables (6), *les deux catégories pouvant avoir des défauts dans une des zones contrôlées* et les autres pièces (129).

Dans l'ensemble, les mesures des pièces pouvant avoir des défauts dans les volumes de spectrométrie ne diffèrent pas des mesures des pièces n'ayant pas de défaut dans ces volumes. Seules deux pièces se démarquent nettement (dans l'ellipse, trait continu). Effectivement, pour ces deux pièces, les mesures sont significatives et semblent caractériser la présence de défauts dans les volumes spectrométriques. Un autre groupe de pièces (dans l'ellipse, trait pointillé) a un écart visible. Pourtant, après une seconde vérification par les industriels, ces pièces n'ont pas de défauts dans ces zones, ni retassures, ni micro retassures. La cause la plus probable pour ces valeurs élevées semble être un mauvais positionnement de la pièce lors du contrôle spectrométrique. Un décalage des volumes spectrométriques de 1 ou 2 mm amène les volumes sur le bord de la nervure du bras central, diminuant ainsi l'épaisseur traversée, ce qui change le spectre transmis de la même façon qu'un défaut.

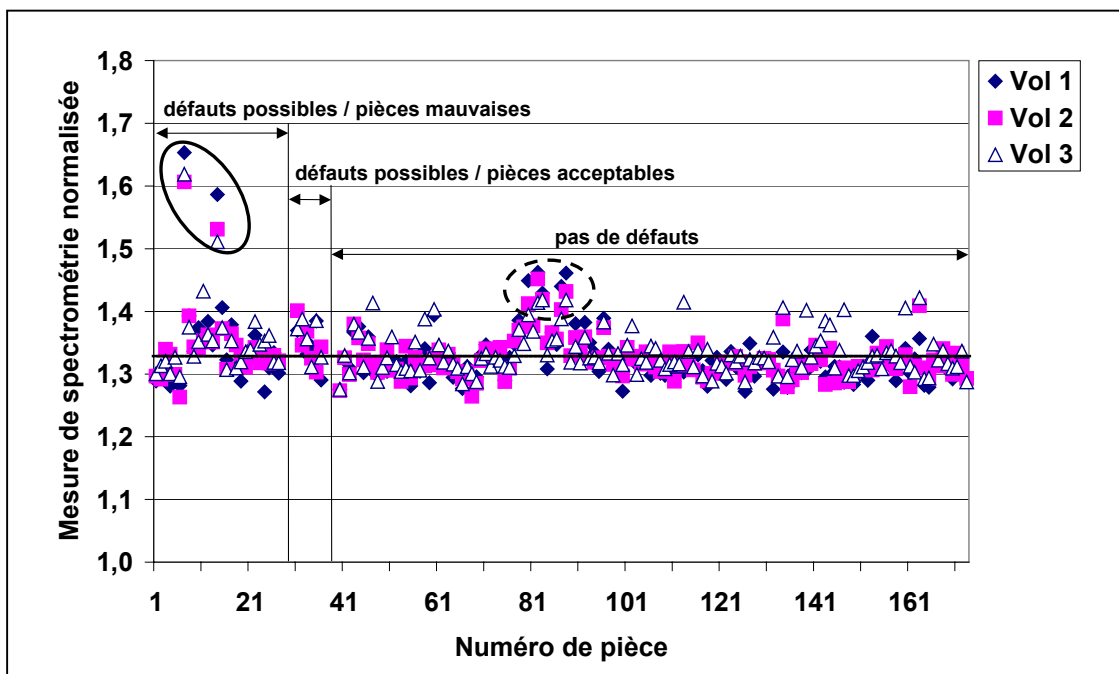


Figure 58 Mesures de spectrométrie normalisées pour les pièces pouvant avoir des défauts dans un des trois volumes de contrôles (pièces mauvaises, pièces acceptables) et pour les pièces bonnes.

La moyenne μ_{spect} et l'écart type σ_{spect} des mesures de spectrométrie sont calculés sur l'ensemble des pièces n'ayant pas de défaut dans les volumes spectrométriques (408 mesures) : $\mu_{\text{spect}} = 1,33$ et $\sigma_{\text{spect}} = 0,04$. Nous les représentons sur la Figure 59.

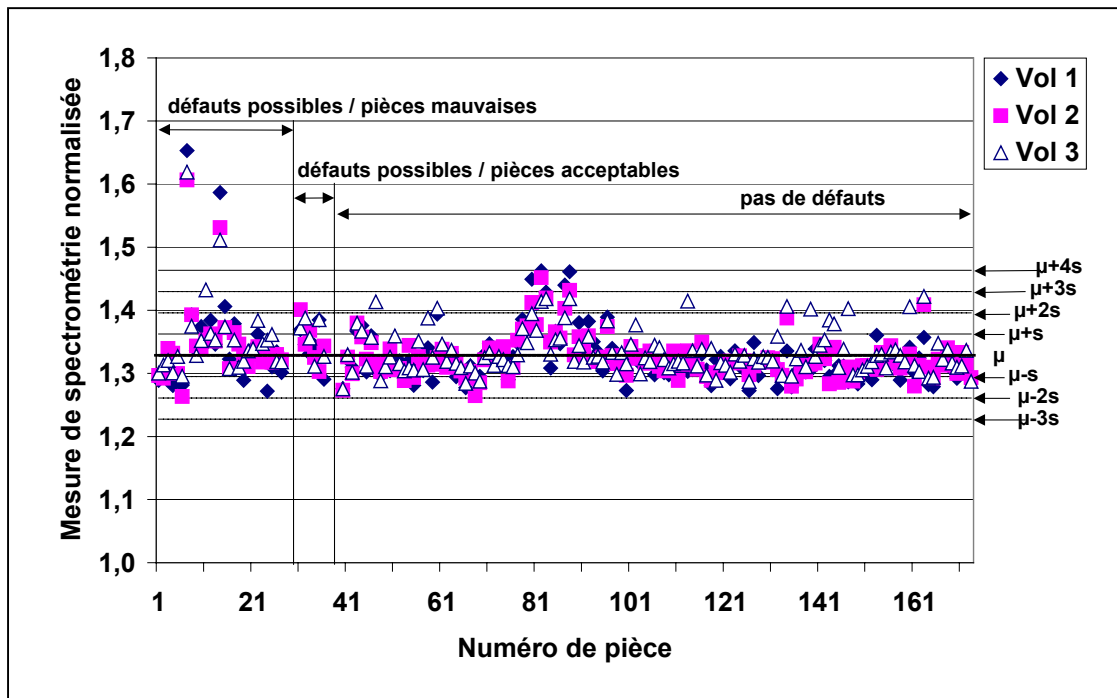


Figure 59 Mesures de spectrométrie normalisées pour l'ensemble des pièces, avec la visualisation de μ et $(\mu \pm n\sigma)$, n entier et $n \in [-3,4]$, calculés avec l'ensemble des mesures des pièces sans défaut (s signifie σ).

Calcul des masses de confiance pour la spectrométrie

Nous appliquons le même raisonnement que pour les objets radioscopiques. La mesure spectrométrique normalisée est comparée à la valeur moyenne μ_{spect} . Cet écart, divisé par l'écart type σ_{spect} , sert à calculer la masse d'évidence de l'hypothèse H_1 , M_{H_1} . Cependant nous voyons qu'il y a des mesures entre $[\mu_{spect} + 3\sigma_{spect}, \mu_{spect} + 4\sigma_{spect}]$ pour des pièces sans défaut. Si nous appliquons une formule identique à celle de $M_{H_1}^{radio}$, ces mesures seront affectées d'une masse très importante, proche de 1, alors qu'il n'y a pas de défaut. Pour éviter cette situation, nous minimisons la masse en divisant l'écart entre la mesure et la moyenne μ_{spect} par $2\sigma_{spect}$. Nous définissons alors $M_{H_1}^{spect}$ tel que :

$$(39) \quad M_{H_1}^{spect}(vol_i) = 1 - \exp\left(\frac{-(R_i - \mu_{spect})^2}{2(2 \cdot \sigma_{spect})^2}\right)$$

R_i étant le rapport de la mesure spectrométrique divisée par la moyenne des deux mesures de référence (c'est-à-dire la mesure normalisée).

$M_{H_1}^{spect}$ est égale à zéro lorsque la mesure de spectrométrie normalisée est égale à μ_{spect} . La masse d'évidence de l'hypothèse H_3 (ignorance), $M_{H_3}^{spect}$, est égale à $(1 - M_{H_1}^{spect})$, et celle de l'hypothèse H_2 (ne contient pas de défaut), $M_{H_2}^{spect}$, est nulle.

Par définition, lorsque $R_i = \mu_{spect}$, on devrait en déduire que le volume mesuré ne contient pas de défaut, ce qui est la définition de l'hypothèse H_2 . Dans notre application nous ne pouvons pas dire cela puisqu'il est possible que des défauts ne soient pas détectés, par exemple si le défaut est trop petit par rapport au volume spectrométrique. De plus nous avons peu confiance dans les mesures spectrométriques, du fait de la grande dispersion des mesures sur les pièces saines. Nous préférons n'affecter aucune masse à H_2 afin de ne pas risquer de conflits avec les résultats radioscopiques.

L'ensemble des masses calculées pour les mesures spectrométriques de la Figure 58 sont représentées sur la figure suivante :

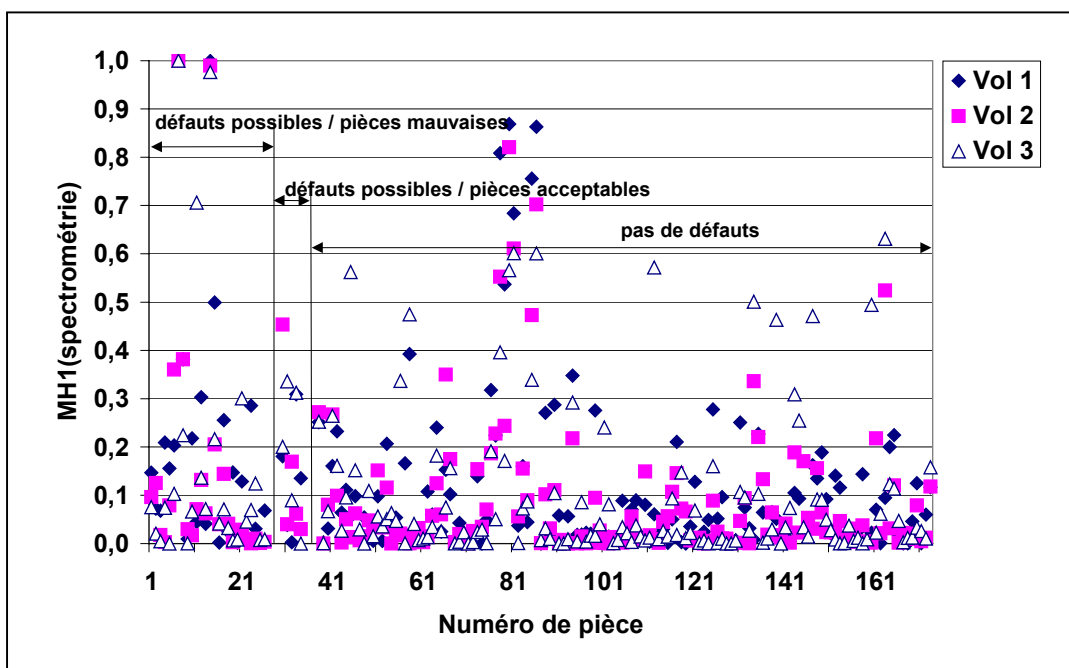


Figure 60 Masses de confiance pour la masse H_1 , calculées à partir des mesures de spectrométrie normalisées de la Figure 58.

Nous voyons qu'effectivement les masses de l'hypothèse H_1 , ainsi calculées, sont élevées pour beaucoup de pièces qui n'ont pas de défauts dans les zones de contrôle spectrométrique; et ce malgré la restriction appliquée à l'écart type. La plus grande prudence s'impose donc lors de l'utilisation de ces résultats.

Règle de combinaison

Deux règles sont possibles, selon que l'objet radioscopique a été fusionné ou pas lors de la première étape :

$$(40) \quad M_{H_k}^{F_2}(\text{objet}_i) = M_{H_k}^{F_1}(\text{objet}_i) \oplus M_{H_k}^{spect}(\text{volume}_j)$$

$$(41) \quad M_{H_k}^{F_2}(\text{objet}_i) = M_{H_k}^{\text{radio}}(\text{objet}_i) \oplus M_{H_k}^{\text{spect}}(\text{volume}_j)$$

La grande dispersion observée sur les mesures spectrométriques nous invite à la plus grande prudence. Nous décidons donc de ne prendre en considération que les masses de la fusion que si $M_{H_1}^{F_2}$ est supérieure à $M_{H_1}^{\text{radio}}$ ou $M_{H_1}^{F_1}$.

Dans l'état actuel de la méthode spectrométrique, s'il y a une fusion entre un objet radioscopique et un volume spectrométrique, notre propre confiance de la méthode spectrométrique s'améliore. Sinon, une mesure spectrométrique élevée, non confirmée par un objet radioscopique, reste douteuse. Ce n'est pas ce qui avait été envisagé au départ car la spectrométrie avait montré des seuils de sensibilité meilleurs que la radioscopie en laboratoire.

Analyse de la fusion des informations de spectrométrie et de radioscopie

Trente deux couples d'objets radioscopiques et volumes spectrométriques sont MC. Les trente deux objets radioscopiques sont tous des défauts. Chaque objet pouvant être MC avec un, deux ou trois volumes spectrométriques, suivant leur position, ce sont en tout dix sept défauts radioscopiques qui sont concernés dans cette seconde étape de la fusion. Comme pour la précédente étape, les facteurs de conflit sont tous nuls.

Pour visualiser les résultats de cette étape de fusion, les deux masses de confiance $M_{H_1}^{\text{spect}}$ et $M_{H_1}^{F_1}$ des objets MC sont représentées, sous forme d'histogramme, avec la masse de confiance $M_{H_1}^{F_2}$, sur la Figure 61. Tout d'abord nous pouvons constater que les masses de confiance $M_{H_1}^{\text{spect}}$ sont faibles, excepté pour les deux premiers couples. Ces deux volumes correspondent à deux des six valeurs élevées de la Figure 58 (cercle trait continu), indiquant un défaut de façon certaine. Cela veut dire que quatre de ces six valeurs ne sont pas confirmées par les mises en correspondance réalisées. La seconde pièce, pour laquelle les mesures spectrométriques étaient élevées, n'a pas de défaut radioscopique dans la zone de ces volumes spectrométriques. Ces résultats sont décevants.

Les mesures spectrométriques ne sont pas fiables. Elles ne peuvent pas apporter la complémentarité espérée initialement, par rapport au contrôle radioscopique. Elles peuvent éventuellement être redondantes des mesures radioscopiques.

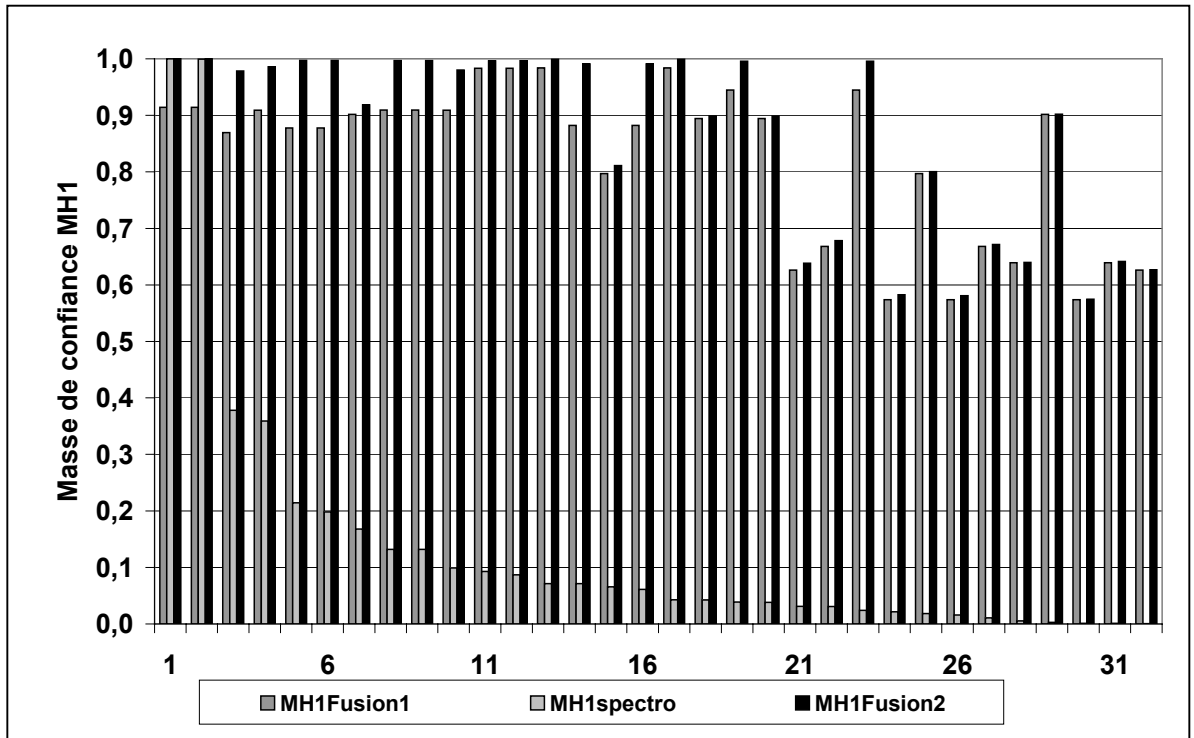


Figure 61 Evolution des masses de confiance de l'hypothèse H_1 , avant et après la fusion, entre volumes spectrométriques et objets radioscopiques.

Cinq exemples sont repris dans la Figure 62. Nous voyons que la masse de confiance $M_{H_1}^{F2}$ est supérieure à la $M_{H_1}^{F1}$ ou lui reste égale.

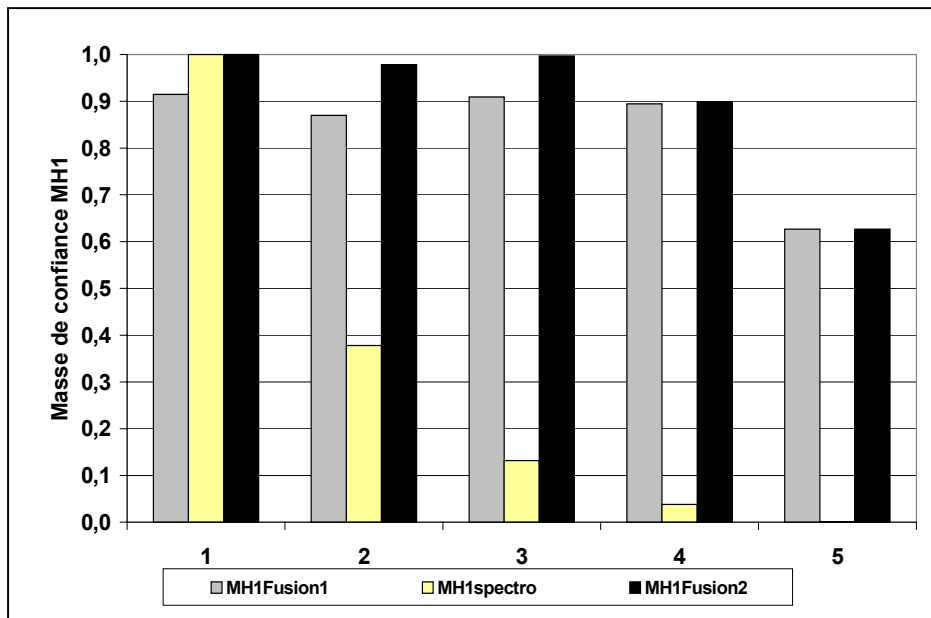


Figure 62 Exemples d'évolution des masses de confiance de l'hypothèse H_1 , avant et après la fusion, entre volumes spectrométriques et objets radioscopiques.

En effet, dans le cas où l'objet radioscopique a une masse $M_{H_2}^{\text{radio}}=0$, deux configurations sont possibles :

1. Soit la spectrométrie a un doute total,
2. Soit la spectrométrie a une part de confiance en H_1 , et le reste en doute.

Dans le cas (1) les masses finales resteront les mêmes que celle de la radioscopie (Figure 62, pièce 5). Dans l'autre cas, la masse $M_{H_1}^{F1}$ sera supérieure à $M_{H_1}^{\text{radio}}$ (Figure 62, pièces de 1 à 4).

Comme nous le voyons sur la Figure 63 lorsqu'une des classes du cadre de discernement a des masses nulles, ici m_{C_2} , la masse de l'autre classe reste :

- soit constante si la source 2 n'est affectée qu'au doute,
- soit augmente proportionnellement à l'intersection du doute de la source 1 et de m_{H_1} de la source 2 (ici représentée par le carré en bas à droite).

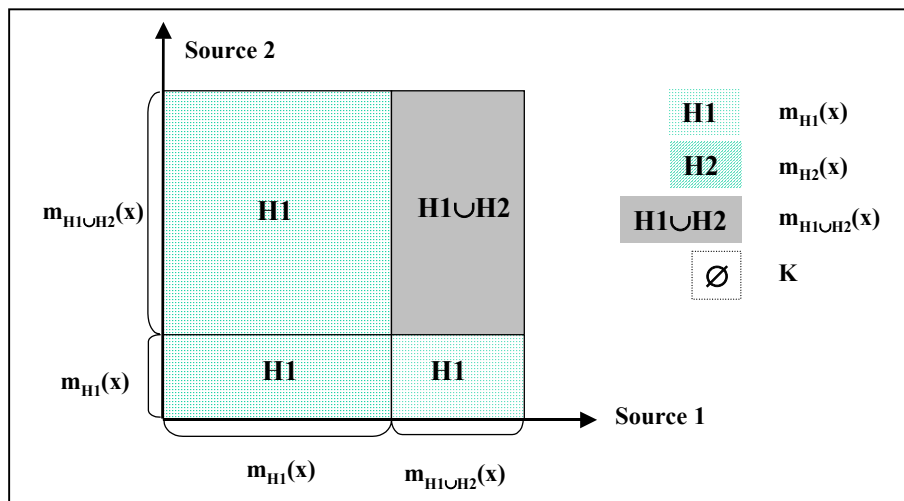


Figure 63 Cas particulier de la règle de combinaison de la règle de Dempster pour la combinaison de deux sources, lorsque les masses de confiance m_{C_2} sont nulles pour les deux sources.

Dans notre cas de figure, la modélisation des masses pour la spectrométrie impose la masse de l'hypothèse H_2 (est une FA) à zéro pour privilégier l'hypothèse H_1 (est un défaut) et le doute par l'hypothèse H_3 . De plus, les objets radioscopiques MC sont des défauts et ont donc tous une $M_{H_2}^{\text{Fusion1}}$ nulle. Dans cette configuration nous voyons aussi qu'il n'y a pas de conflit.

Dans le cas où une FA serait MC avec un volume spectrométrique, la combinaison serait différente (Figure 64). La FA, avérée comme telle, a sa masse $M_{H_2}^{\text{radio}}$ égale à 1. Combinée aux masses $M_{H_1}^{\text{spectro}}$ et $M_{H_3}^{\text{spectro}}$, le résultat donnerait un conflit proportionnel à $M_{H_2}^{\text{radio}}$. Ce cas est possible et K est un bon indicateur qui permet alors de garder

séparément les deux informations initiales. Donc si K est différent de zéro, il ne faut pas fusionner les informations.

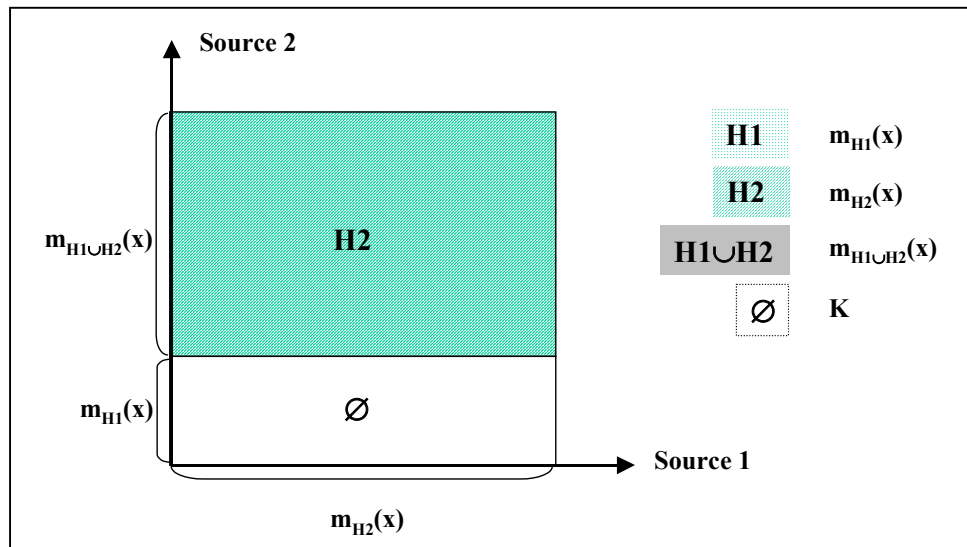


Figure 64 Cas particulier de la règle de combinaison de la règle de Dempster pour la combinaison de deux sources en cas de conflit (n'ayant pas d'hypothèses communes).

Pour les objets radioscopiques qui n'ont pas été MC et fusionnés avec des volumes spectrométriques, ils sont conservés pour la suite du processus de fusion, avec les masses définies lors de la première étape de fusion. Nous avons vu qu'il n'y avait pas incompatibilité entre les deux cadres de discernement.

Pour les volumes spectrométriques qui n'ont pas été fusionnés avec un objet radioscopique, nous prenons la décision de ne pas les conserver. Comme pour la restriction sur la modélisation des masses nous ne voulons pas retenir une information peu fiable pour la suite.

Conclusion

Ces résultats nous confirment que la modélisation des différentes masses de confiance était appropriée à notre configuration, ainsi que la règle de combinaison. Par contre il est regrettable que les mesures spectrométriques n'aient pas confirmé la sensibilité estimée pendant la phase de validation. Les mesures spectrométriques ne sont donc pas fiables. Plusieurs facteurs n'ont certainement pas été suffisamment pris en compte. Tout d'abord la surface de 7 mm^2 de la zone de mesure est grande et correspond, dans notre image, à une surface de 254 pixels, soit environ 15 par 15 pixels. La résolution en épaisseur, ($\delta e/e$), prévue lors de l'étude préliminaire, était de 1,5%, c'est-à-dire 0,60 mm pour 40 mm d'épaisseur. Or cette résolution est valable pour un défaut plus étendu que la surface

de la zone de mesure. Si le défaut est plus petit, le changement qu'il introduit dans le spectre transmis est d'autant moins important. Par exemple, pour un défaut de 1 mm² de surface, le δ e devrait être alors de 4,2 mm pour donner la même information spectrale. Néanmoins, cette résolution aurait dû être bien adaptée aux micro retassures, qui se caractérisent par une grande surface, une faible variation d'épaisseur et un faible contraste, cas moins favorable pour la radioscopie.

Un autre facteur est la répétabilité du positionnement de la pièce pour le contrôle spectrométrique. La zone de contrôle se situant sur une nervure, un décalage d'un ou deux millimètres peut amener le volume de mesure sur le bord de cette nervure modifiant alors l'épaisseur traversée sans qu'il y ait de défaut. Enfin la répétabilité et la dispersion de la mesure elle-même n'ont pas été suffisamment prises en compte. Les mesures réalisées ont une grande dispersion. La mauvaise répétabilité du positionnement et les variations d'émission du tube X en sont les principales responsables.

6.3.3 3^{ème} étape : Fusion X et vibration

Le cadre de discernement doit être modifié car nous ne considérons plus un objet ou un volume mais la pièce dans son ensemble. Nous définissons donc : H₁ (= la pièce est défectueuse), H₂ (=la pièce est bonne) et H₃ (=doute).

Pour permettre la fusion entre les données précédentes et celles de la vibration, nous définissons des masses de confiance correspondant à une appréciation globale de la pièce donnée par les contrôles utilisant les rayons X, appropriée au nouveau cadre de discernement.

Dans notre étude, l'acceptation d'une pièce est conditionnée par le défaut le plus critique qu'elle contient. Pour les deux types de défauts rencontrés dans cette étude, les défauts sont de forme sphérique et la criticité est liée à leur taille. Plusieurs paramètres nous renseignent sur la taille des défauts, dont le CNR. En effet, le CNR est proportionnel à l'épaisseur du manque de matière traversée par le faisceau de rayons X (pour les retassures et les cavités gazeuses). La masse de confiance définie pour les objets radioscopiques, basée sur le CNR, est donc bien en relation avec cette criticité.

Nous affectons à chaque pièce les masses de l'objet ayant la plus forte masse de confiance dans l'hypothèse H₁ (est un défaut) :

$$(42) \quad M_{H_1}^{RX}(pièce_i) = [M_{H_1}^{F_1, F_2, radio_n}(objet_j) = \sup(M_{H_1}^{F_1, F_2, radio_n}(objet_a), (objet_a \in pièce_i))]]$$

$$(43) \quad M_{H_2}^{RX}(pièce_i) = M_{H_2}^{F_1, F_2, radio_n}(objet_j)$$

$$(44) \quad M_{H_3}^{RX}(pièce_i) = M_{H_3}^{F_1, F_2, radio_n}(objet_j)$$

Si la pièce ne contient que des objets ayant tous une masse M_{H1}^{radio} nulle, différents cas de figure sont possibles :

1. les objets ont une masse M_{H2}^{radio} égale à 1, dans ce cas $M_{H2}^{RX}(pièce)=1$,
2. les objets ont une masse M_{H3}^{radio} égale à 1, dans ce cas $M_{H3}^{RX}(pièce)=1$,
3. si plusieurs objets ont des masses M_{H2}^{radio} et M_{H3}^{radio} égales à 1, le doute l'emporte et $M_{H3}^{RX}(pièce)=1$.

Par contre il est possible qu'aucun objet radioscopique n'ait été détecté. Dans ce cas il faut affecter à la pièce une masse de confiance M_{H2}^{RX} (la pièce est bonne) égale à 1.

Calcul des masses d'évidence pour la vibration

Nous souhaitons ici aussi appliquer le même raisonnement que pour les objets radioscopiques et pour la spectrométrie. Avec les distances de Mahalanobis (DM) des pièces bonnes on calcule la distance moyenne μ_{DM} et l'écart type σ_{DM} . On soustrait cette distance moyenne à la distance de Mahalanobis de la pièce considérée, et on la divise par l'écart type. Cette distance centrée réduite sert à calculer la masse d'évidence de l'hypothèse H_1 (la pièce est défectueuse) :

$$(45) \quad M_{H_k}^{vibration}(pièce_i) = 1 - \exp\left(\frac{-(DM - \mu_{DM})^2}{2\sigma_{DM}^2}\right)$$

La masse d'évidence de l'hypothèse H_3 (ignorance), $M_{H3}^{vibration}$, est égale à $(1 - M_{H1}^{vibration})$, et celle de l'hypothèse H_2 (la pièce est bonne), $M_{H2}^{vibration}$, est nulle.

$M_{H1}^{vibration}$ est égale à zéro lorsque la distance centrée réduite est égale à μ_{DM} .

Par définition, lorsque $DM = \mu_{DM}$, on devrait en déduire que la pièce ne contient pas de défaut, ce qui est la définition de l'hypothèse H_2 . Or nous avons peu confiance dans les mesures vibratoires, du fait de la grande dispersion des mesures sur les pièces saines. Nous préférons n'affecter aucune masse à H_2 afin de ne pas risquer de conflits avec les résultats des contrôles par rayons X.

Sachant que nous avons onze mesures par pièce, il est possible soit de moyenner les distances des onze mesures, soit de déterminer les onze séries de masses et de les fusionner.

Analyse des informations issues de l'analyse vibratoire

Détermination des μ_{DM} et σ_{DM}

Nous commençons par analyser les résultats vibratoires seuls. Les pièces ont été contrôlées en deux lots.

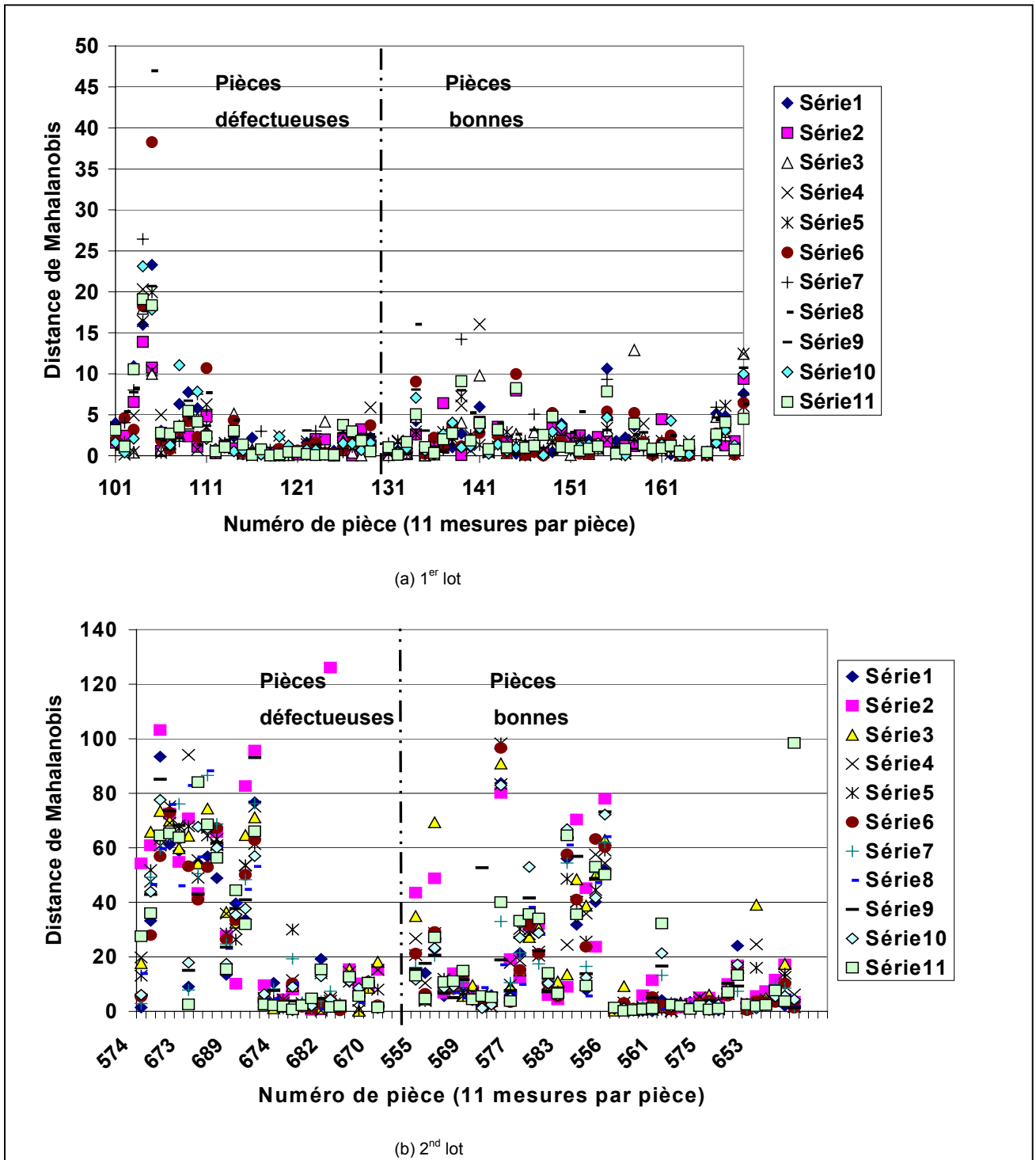


Figure 65 Distances de Mahalanobis calculées pour les mesures vibratoires pour les deux lots de pièces (11 mesures par pièce).

Les distances correspondantes (onze valeurs par pièce) sont présentées dans la Figure 65. Les pièces défectueuses et les pièces bonnes sont séparées.

Tout d'abord nous remarquons que les échelles des deux graphes (a) et (b) sont très différentes : pour le premier lot la mesure la plus élevée est de 50, alors que pour le second lot elle est de 130. De plus, nous ne voyons pas de réelles différences entre les distances des pièces défectueuses et des pièces bonnes. Ces résultats n'étant pas encourageants, nous analysons la répétabilité des mesures. Pour cela nous calculons la moyenne des onze mesures faites pour une pièce et leur dispersion, égale à l'écart entre la plus grande et la plus petite distance. Ces valeurs sont représentées sur la Figure 66. Des mesures répétables auraient une dispersion réduite et d'une valeur à peu près stable. Or la dispersion est très variable et dans l'ensemble très importante, surtout pour le second lot de pièces (contrôlé chez l'industriel). Les écarts entre les mesures des deux lots montrent aussi une grande dispersion. Les moyennes des onze distances sont très variables et ne présentent pas de distinction entre les pièces défectueuses et les pièces bonnes. Nous ne pouvons pas utiliser ces distances pour calculer les masses de confiance pour la fusion.

Si nous considérons le classement donné par l'analyse vibratoire, déterminé à partir des onze distances de Mahalanobis par le réseau de neurones, 50% des pièces sont bien classées et naturellement 50% mal classées : l'analyse vibratoire donne des résultats aléatoires.

Conclusion

Nous voyons qu'il n'est pas possible de corréler les mesures vibratoires à l'état d'acceptation des pièces. Ces mesures ne sont pas fiables, malgré l'étude préliminaire qui donnait des résultats prometteurs sur des éprouvettes. Dans des conditions de production, beaucoup de paramètres changent. La répétabilité et la précision du contrôle vibratoire n'ont pas été estimées. Or il y avait beaucoup de facteurs qui pouvaient les pénaliser : le positionnement des pièces, celui des capteurs, le lieu et la force de l'impact du marteau.

Cette troisième étape de la fusion n'a donc pas été faite. Nous nous retrouvons donc en fin de fusion avec les masses de confiance calculées pour chaque pièce, M_{H1}^{RX} , M_{H2}^{RX} , M_{H3}^{RX} , à partir des résultats des deux étapes précédentes de fusion.

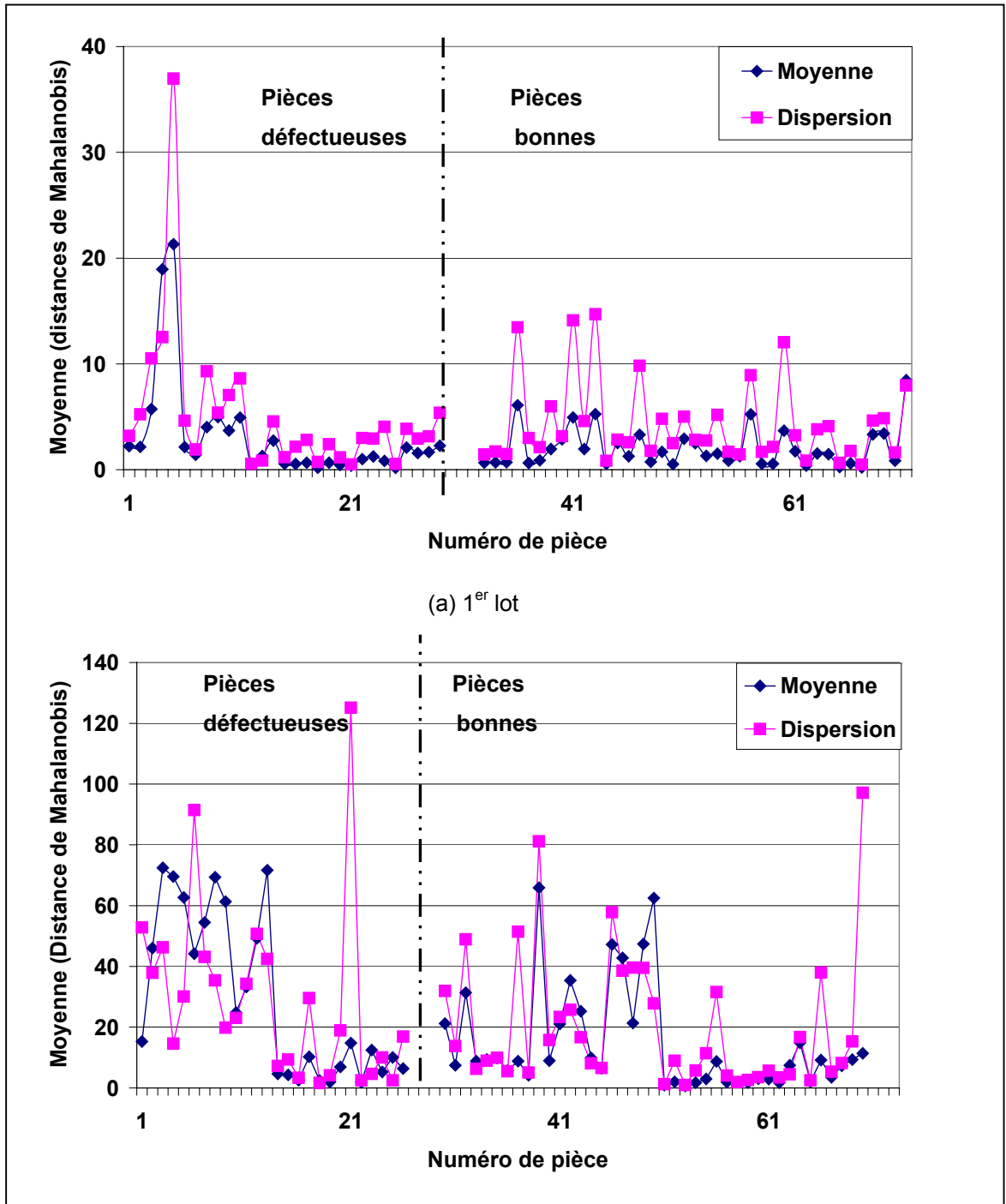


Figure 66 Moyenne et dispersion entre les onze distances de Mahalanobis calculées pour les mesures vibratoires faites sur les deux lots de pièces.

6.3.4 Décision

Pour terminer cette fusion il faut statuer sur l'état d'acceptation de chaque pièce. Les deux principales règles de décision sont à décliner pour un cadre de discernement de deux classes.

Le critère le plus pessimiste affecte à la pièce l'hypothèse qui a la plus grande crédibilité.

La crédibilité des trois hypothèses s'écrit alors :

$$(46) \quad Cr_{H_1}(pièce_i) = M_{H_1}(pièce_i)$$

$$(47) \quad Cr_{H_2}(pièce_i) = M_{H_2}(pièce_i)$$

$$(48) \quad Cr_{H_3}(pièce_i) = M_{H_1}(pièce_i) + M_{H_2}(pièce_i) + M_{H_3}(pièce_i) = 1$$

Nous ne prenons pas en compte la crédibilité de l'hypothèse H_3 (doute) qui est systématiquement égale à 1. La décision est prise pour la plus forte crédibilité entre les hypothèses H_1 et H_2 .

Le critère le plus optimiste affecte la pièce à l'hypothèse ayant la plus grande plausibilité.

Les plausibilités s'écrivent :

$$(49) \quad Pl_{H_1}(pièce_i) = M_{H_1}(pièce_i) + M_{H_3}(pièce_i)$$

$$(50) \quad Pl_{H_2}(pièce_i) = M_{H_2}(pièce_i) + M_{H_3}(pièce_i)$$

$$(51) \quad Pl_{H_3}(pièce_i) = M_{H_1}(pièce_i) + M_{H_2}(pièce_i) + M_{H_3}(pièce_i)$$

Nous ne prenons pas en compte la plausibilité de l'hypothèse H_3 (doute) qui est égale à 1. La décision est prise pour la plus forte plausibilité entre les hypothèses H_1 et H_2 .

Dans notre configuration nous n'avons affecté une masse à l'hypothèse H_2 que lorsque nous étions certains d'avoir une FA et dans ce cas M_{H_2} est égale à 1 et sa plausibilité aussi. Pour tous les autres cas, $M_{H_3} = (1 - M_{H_1})$ et dans $Pl(H_1) = 1$. Ainsi la part apportée par le doute masque la réelle contribution de l'hypothèse H_1 .

De ce fait, nous prenons le critère le plus pessimiste et le plus sévère, avec la plus grande crédibilité.

Cent quarante pièces ont une crédibilité de 1 pour la classe C_2 (la pièce est bonne). D'après les contrôles réalisés ces pièces sont donc classées comme des pièces bonnes. Comme nous le voyons sur la Figure 67, il reste vingt huit pièces qui ont une crédibilité comprise entre 1 et 0,78 pour l'hypothèse H_1 (la pièce est mauvaise). Trois pièces ont une crédibilité Cr_{H_1} comprise entre 0,2 et 0,6.

Ces résultats sont à mettre en parallèle avec les résultats radioscopiques. Nous avons cinquante neuf défauts et ils sont répartis dans trente et une pièces, vingt sept pièces non acceptables et quatre pièces acceptables.

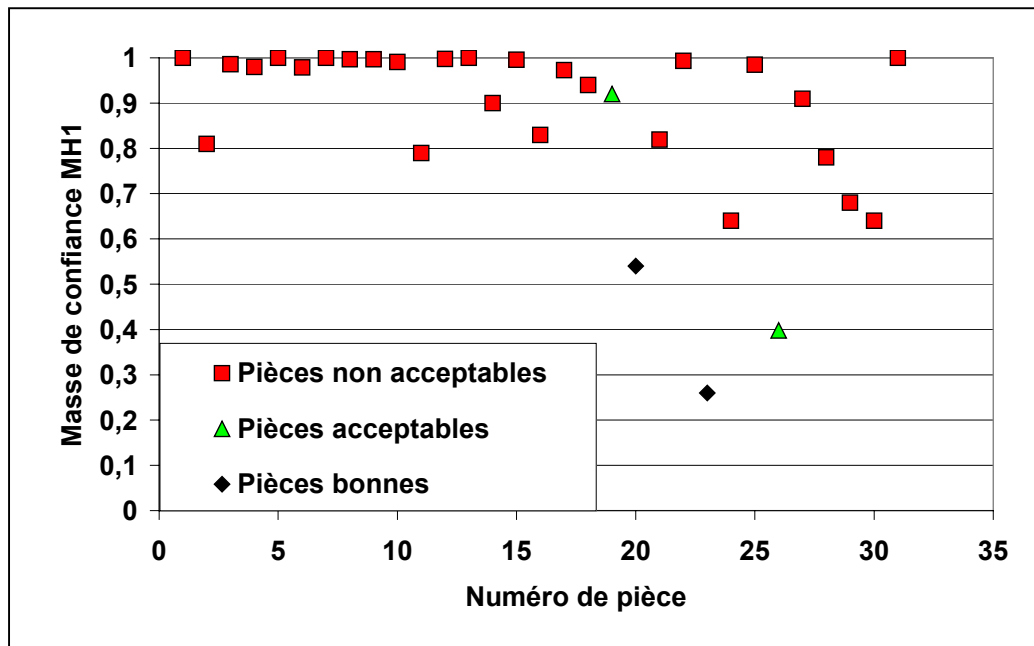


Figure 67 Représentation des masses de confiance de l'hypothèse H_1 (la pièce est mauvaise) en fin de fusion ($M_{H1} \neq 0$).

Les vingt sept pièces non acceptables sont incluses dans les vingt huit pièces ayant une masse M_{H1} supérieure à 0,6. Pour les trois masses comprises entre 0,2 et 0,6, les deux masses extrêmes sont celles de FAs. Pour l'autre masse, la pièce est acceptable et la masse est celle d'un défaut réel.

Il est intéressant de comparer cette figure à la Figure 48 (a), représentant l'ensemble des indices de confiance défaut pour les objets détectés sur l'ensemble des images avant fusion. On constate qu'un certain nombre de défauts ont un indice inférieur à 0,6. Cinq de ces objets disparaissent lors de l'estimation du jeu de masse global de la pièce (relations (42), (43), (44)). En effet ces défauts n'étaient pas seuls à avoir été détectés dans leur pièce. La règle de décision, imposant de retenir l'objet ayant la plus forte masse de confiance M_{H1} , les a fait disparaître au profit d'un autre objet plus critique, ayant une masse plus importante.

Nous voyons qu'il faut compléter la règle de décision par un seuil minimum pour la masse M_{H1} . D'après nos résultats, ce seuil pourrait être de 0,6. Toute pièce ayant une masse de confiance M_{H1} comprise entre 0,6 et 1 est classée comme une pièce défectueuse. Toute pièce ayant une M_{H1} inférieure à 0,6 est une pièce bonne. Cette décision classe correctement 100% des pièces défectueuses, ainsi qu'une pièce dont le défaut était estimé acceptable par l'industriel. Ce tri est un peu plus sévère que l'avis de l'industriel.

6.4 Discussion

La combinaison des résultats des contrôles radioscopique, spectrométrique et vibratoire est réalisée en trois étapes, afin de respecter la nature des informations obtenues par chacune. De ce fait, le processus de fusion est complexe, organisé en plusieurs niveaux, de l'objet détecté à la pièce. Il est schématisé sur la Figure 68.

La première étape de fusion se fait pour les *objets* mis en correspondance dans les quatre images radioscopiques de la pièce. La seconde étape de fusion est faite pour les *volumes de spectrométrie* mis en correspondance avec des objets détectés en radioscopie. Avant la dernière étape, il faut estimer des masses de confiance qui correspondent à une appréciation globale de la *pièce* à partir des deux premiers contrôles par rayons X. Lors de la troisième étape, ces masses sont fusionnées avec celles du contrôle vibratoire, elles aussi donnant une appréciation globale de la pièce.

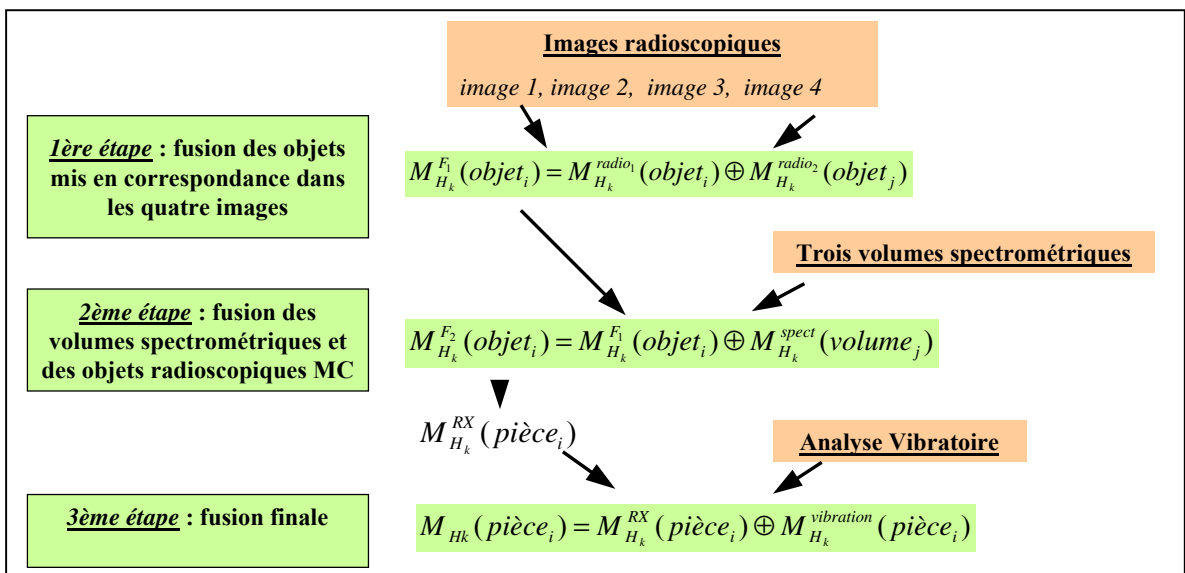


Figure 68 Règles de combinaison des trois étapes de la fusion des méthodes de contrôles radioscopique, spectrométrique et vibratoire.

Dans le contexte des méthodes de CND, la théorie de l'évidence s'adapte bien aux connaissances que nous possédons et prend en compte l'ignorance. Pour chacune des méthodes de contrôle, nous avons défini les règles de calcul des masses de confiance. Nous nous sommes appuyés sur les résultats de pièces sans défauts. Chaque mesure est centrée et normée par rapport à ce comportement "idéal". Le manque de fiabilité a été pris en compte afin que le résultat final ne soit pas pénalisé. D'autres méthodes de fusion permettent de prendre en compte la fiabilité des sources au moment de la combinaison,

par exemple avec un coefficient numérique de fiabilité [Bloch1996]. Dans notre cas, la connaissance que nous avons est plus facile à modéliser dans les jeux de masses plutôt que "résumée" sous la forme d'un coefficient.

Les résultats de la fusion entre objets radioscopiques sont très intéressants et ont été réalisés pour trente trois couples d'objets radioscopiques. L'amélioration des masses est faible (+4%) car la connaissance de la nature des objets était déjà presque complète et les masses de confiance étaient déjà très élevées pour l'hypothèse H_1 (l'objet est un défaut).

Par contre les étapes de fusion avec les mesures spectrométriques et vibratoires n'ont pas permis de confirmer la complémentarité attendue entre les trois méthodes. Les méthodes de contrôle spectrométrique et vibratoire semblaient prometteuses mais elles doivent être améliorées et validées avant de pouvoir être fusionnées. Nous ne pouvons pas conclure sur l'apport de ces deux méthodes. La structure de la fusion multimodale est prête à être utilisée, en espérant que, plus tard, il sera possible de combiner les résultats des trois méthodes.

Pour l'heure, les résultats de la fusion complète correspondent donc, à quelques petites exceptions près, aux résultats de la première étape de fusion, entre les objets radioscopiques.

Les vingt sept pièces présentant des défauts visibles dans les images radioscopiques ont été classées en pièces défectueuses, ainsi qu'une autre pièce avec un défaut classé acceptable par l'industriel. Nous n'acceptons aucune pièce défectueuse et nous ne refusons qu'une pièce bonne, contenant un défaut, classée acceptable par l'industriel. Aucune FA n'a été classée en défaut. Nous sommes donc un peu plus sévères que l'industriel.

7 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Pour améliorer le contrôle de pièces de fonderie, une étude a été menée, combinant trois méthodes de contrôle non destructif : radioscopie, spectrométrie et analyse vibratoire. Ces méthodes ont été choisies en vue d'obtenir des informations complémentaires. La radioscopie est une méthode déjà largement utilisée en fonderie, bien que souvent réalisée manuellement afin de pouvoir choisir les projections réellement appropriées à la forme complexe des pièces. Certains défauts sont connus pour être très difficilement contrôlables par radioscopie (ligne de soudure par exemple), c'est pourquoi une méthode globale analysant les vibrations de la pièce après impact a été choisie. Actuellement non utilisée en fonderie, cette méthode s'avère inexploitable à l'issue du projet européen QUME. En ce qui concerne la méthode de spectrométrie de rayons X, celle-ci est plus largement répandue et reconnue comme très sensible à de faibles variations d'épaisseur et/ou d'atténuation de la matière. Malgré de bons résultats en laboratoire, la méthode s'est avérée très dépendante des variations de productions au niveau des pièces et de la précision mécanique, ce qui nous a conduit à considérer prudemment les résultats.

Notre étude a porté en premier lieu sur l'analyse des images radioscopiques et la combinaison de plusieurs vues.

Un traitement de segmentation d'image a été développé, avec un filtre morphologique de chapeau haut de forme et un seuillage par hystérésis. Complété par un filtre moyenneur pour la réduction du bruit, il est sensible aux défauts de très faible contraste, mais beaucoup de fausses alarmes (FA) sont également détectées. Tous les défauts visibles sur les images ont ainsi été détectés avec une réduction peu sévère du bruit. Un filtrage plus important du bruit permet de réduire la quantité de FA au détriment de la performance de détection des défauts.

Une étude détaillée des caractéristiques des objets détectés, relatives aux dimensions, aux niveaux de gris, à la position, a été effectuée, en vue de discriminer les défauts des FAs en post-traitement. Une analyse ROC des caractéristiques sert à mesurer le coefficient de performance de chaque paramètre pour la discrimination défaut/FA. La modélisation du banc radioscopique dans l'espace a permis de caractériser la droite source – objet détecté dans le repère attaché à la pièce. Grâce à cette localisation dans l'espace nous définissons un critère de distance, qui nous a permis de repérer une catégorie de FAs systématiques. Ces FAs sont détectées à cause d'une configuration particulière des niveaux de gris dans l'image projetée de la pièce. 95% des FAs ont ainsi été reconnues par un premier tri effectué sur la distance au point origine du repère pièce.

A partir de l'analyse des caractéristiques extraites pour les objets restants après le premier tri, nous avons défini un indice de confiance défaut, ICD, calculé avec les trois meilleurs paramètres, le rapport contraste sur bruit (CNR), la surface et le niveau de gris de l'objet. L'analyse ROC de ce nouveau paramètre conduit à un très bon coefficient de performance. Le choix d'un seuil permettant de classer correctement l'ensemble des défauts ($p(\text{TP}) = 1$) conduit à la détection d'une seule FA classée comme un défaut ($p(\text{FP}) = 0,03$).

Cette classification directe à partir des caractéristiques obtenues est en soi un bon résultat par rapport à la machine de contrôle manuelle qui demande une décision d'un opérateur.

Néanmoins, la suite de notre étude vise à améliorer ce résultat, pour les défauts non détectables, ou difficilement, par radioscopie, grâce à la combinaison des vues radioscopiques et la fusion avec les autres modalités.

Pour cela, la théorie de Dempster-Shafer a été choisie car elle permet de modéliser l'ignorance relative à la détection, ce qui correspond très bien au mode d'interprétation d'un expert. La règle de combinaison étant bien connue, il s'agit de déterminer les jeux de masses pour chaque modalité de contrôle.

La modélisation géométrique du banc de radioscopie permet de mettre en correspondance des objets détectés dans plusieurs vues, qui ont une forte proximité géométrique, et qui peuvent être les deux projections d'un même défaut. Les objets mis en correspondance sont ensuite fusionnés. Les résultats de la fusion entre objets radioscopiques sont très intéressants. La validation a été conduite sur l'ensemble des objets détectés y compris les FAs, afin de vérifier la modélisation géométrique. Les différentes incertitudes provenant du banc ont été prises en compte, ce qui montre que le résultat est robuste vis à vis de conditions industrielles de contrôle. Il n'y a eu aucun conflit sur les 591 couples d'objets mis en correspondance, confirmant que les objets MC étaient de même nature (FA & FA / défaut & défaut). Il est important de noter que le conflit est possible et a été pris en compte dans la modélisation des masses pour les cas avérés de FA. Le jeu de masses des objets radioscopiques est directement calculé avec le paramètre ICD, affecté à la masse de l'hypothèse H_1 (l'objet est un défaut); la surface et le niveau de gris de l'objet sont utilisés pour estimer la masse de l'hypothèse H_2 (l'objet est une FA). La fusion augmente la masse de l'hypothèse H_1 pour les défauts. L'amélioration est relativement faible, la connaissance de la nature des objets étant déjà presque complète avant fusion.

Par contre les étapes de fusion avec les mesures spectrométriques et vibratoires n'ont pas permis de confirmer la complémentarité attendue entre les trois méthodes. La spectrométrie devait avoir une sensibilité plus élevée que la radioscopie. Elle est réalisée dans une zone présentant une forte occurrence de défauts, principalement des retassures ou des micro retassures. La vibration devait donner une information globale sur toute la pièce, pouvant informer sur la présence de défauts non détectables par radioscopie ou spectrométrie. Les résultats n'ont pas confirmé les premiers essais de laboratoire.

De ce fait, la modélisation des jeux de masse pour ces deux méthodes a été réalisée de façon prudente, en affectant les parts de confiance dans l'hypothèse H_1 , (défaut / resp. pièce mauvaise), et dans le doute. Trop de défauts n'étant pas détectés par ces méthodes, on ne peut pas considérer qu'un spectre "normal" apporte une part de croyance dans l'hypothèse H_2 , (pas de défaut / resp. pièce bonne). Dans cette configuration, sans masse affectée à H_2 , la règle de combinaison de la théorie de l'évidence ne peut pas faire diminuer la masse de l'hypothèse H_1 . En cas de conflit, indiqué par un facteur K non nul, nous ne fusionnons pas les informations.

Le cadre de discernement évolue à chaque étape de la fusion, passant pour H_1 de (l'objet détecté est un défaut) à (la pièce est défectueuse) et pour H_2 de (l'objet détecté est une FA) à (la pièce est bonne). L'hypothèse H_3 , égale au doute entre les deux précédentes hypothèses, n'évolue pas. La fusion avec la spectrométrie est effective pour quelques pièces défectueuses, pour lesquelles la masse de H_1 augmente. L'analyse vibratoire doit être validée avant d'être fusionnée.

La décision finale, appliquée avec le critère du maximum de crédibilité, permet de caractériser les vingt sept pièces défectueuses, ainsi qu'une autre pièce ayant un défaut accepté par l'industriel. Ces résultats, légèrement plus sévères que l'avis de l'industriel, sont bons. Cent quarante pièces bonnes sur cent quarante et une sont bien classées. Les défauts indétectables par radioscopie n'ont pas été vus par les autres méthodes (trois pièces concernées).

De ce fait la décision finale est proche de celle qui aurait pu être donnée dès la fin du contrôle radioscopique. Néanmoins la méthodologie de fusion est prête.

Les étapes importantes de l'ensemble de ce processus de contrôle reposent sur la modélisation du banc de contrôle. Cette modélisation a en effet permis de calculer une distance caractéristique, éliminant ainsi un nombre très important de FAs, toujours localisées au même endroit dans la pièce. Hormis ces FAs systématiques, le traitement d'image que nous avons développé est très sensible aux petits défauts tout en étant assez robuste par rapport au bruit : 39 FAs pour 684 images, i.e. 0,06 FA/image. Ce qui est peu, si nous le comparons à une autre étude industrielle [Mery2003b] pour laquelle il restait cinq FAs par image en fin d'analyse.

Le traitement d'image développé est adapté à des pièces plus complexes grâce à la définition automatique de régions d'intérêt, par l'algorithme des nuées dynamiques. Ceci est important car les pièces de fonderie sont en général de forme complexe.

La fusion des objets radioscopiques a exploité la part de redondance existant entre les images. Mais nous n'avons pas pu utiliser la complémentarité des informations disponibles, les défauts étant de forme sphérique dans les échantillons analysés. En effet les images étant prises avec des angles de vues différents, la projection des défauts peut avoir des formes différentes s'ils ne sont pas sphériques. Si nous avons eu, par exemple, à reconnaître des défauts sphériques et des défauts allongés, les différences de forme entre les deux images auraient pu permettre de différencier ces deux types de défaut.

La modélisation de la géométrie du banc radioscopique a permis de caractériser la position des FAs systématiques et la mise en correspondance des objets radioscopiques entre eux ou avec les volumes spectrométriques. D'autres applications pourraient se développer pour permettre, par exemple, une localisation spatiale de l'objet détecté dans le volume de la pièce. Ce volume peut être défini soit par un fichier CAO, soit par une enveloppe extérieure de la pièce déterminée par un contrôle visuel automatisé [Goëau2002]. Cette localisation peut indiquer un facteur de criticité pour les défauts, conditionnant les seuils d'acceptabilité.

En ce qui concerne la fusion, il est possible de l'étendre à un nombre de vues plus important. Il serait également possible d'étendre ce type de fusion à d'autres méthodes de CND. Le modèle de fusion développé est adapté à des configurations variées, de l'objet à la pièce en passant par une zone ou un volume précis.

Concernant le contrôle par rayons X, les informations provenant d'une image et d'un spectre ont été combinées. Il aurait été possible de sélectionner une ou plusieurs bandes d'énergie dans le spectre pour augmenter la sensibilité. Des développements sont en

cours pour permettre aux détecteurs d'image de réaliser également la séparation en énergie pour chaque pixel. C'est certainement le prochain saut technologique dans ce domaine. Il sera alors intéressant d'être capable de combiner les différentes images obtenues à chaque énergie, en leur affectant un jeu de masses pour améliorer l'information globale. On peut ainsi imaginer que, pour une pièce complexe, on donne une confiance forte aux tranches de faible énergie pour les pixels situés derrière une zone fine et respectivement aux tranches de hautes énergies derrière une zone épaisse.

Enfin le contrôle par vibration doit continuer à être étudié. L'aspect physique de la méthode n'est pas assez approfondi. Une fois cette étape menée, il serait intéressant de continuer les validations de cette méthode.

8 REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [Attix1968] ATTIX F.H., ROESCH W.C. Radiation dosimetry. Vol. 1. New York : Academic Press Inc., 1968, 405 p.
- [Besnard2002] BESNARD E. Préviation des performances de détection de défauts pour le contrôle de soudures. In : Recueil des conférences de la Journée de la Radiologie Industrielle (JRI), Lyon 2002, INSA de Lyon, pp. 1.20-1.24.
- [Bloch1994] BLOCH I. Fusion de données en traitement d'images : modèles d'information et décisions. Traitement du Signal, 1994, vol. 11, n° 6, pp 435-446.
- [Bloch1996] BLOCH I. Information combination operators for data fusion : a comparative review with classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – Part A : systems and humans, 1996, vol. 26, n° 1, pp. 52-66.
- [Bloch2001] BLOCH I. Fusion of image information under imprecision and uncertainty : numerical methods. In : RICCIA GD., LENZ H-J., KRUSE R. Data fusion and perception. Udine : Spinger-Verlag Wien New-York, 2001, pp. 135-168.
- [Boerner1988] BOERNER H., STRECKER H. Automated X-ray Inspection of Aluminium Castings. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, January 1988, vol. 10, n° 1, pp. 79-91.
- [Boerner1989] BOERNER H. Feature extraction by grayscale morphological operations – a comparison to DOG filters. In : International Workshop on Industrial Applications of Machine Intelligence and Vision (MIV-89), April 1989, Tokyo Japan, pp. 112-117.
- [Bonser1998] BONSER G., LAWSON S.W. Defect detection in partially complete SAW and TIG Welds using on-line Radioscopy and Image Processing. SPIE, 1998, vol. 3399, pp. 231-239.
- [Bradley1996] BRADLEY A.P. ROC curves and the X^2 test. Pattern Recognition Letters, 1996, vol. 17, pp. 287-294.
- [Cendre2005] CENDRE E., KAFTANDJIAN V., LECOMTE G. et al. Complementarity of a photon-counting system and radioscopy for inspection of cast aluminium components. NDT&E International, 2005, vol. 38, p.239-250.
- [Cocquerez1995] COCQUEREZ J.P., PHILIPP S. Analyse d'images : filtrage et segmentation. Paris : Masson, 1995, p. 457.
- [DaSilva2002] DA SILVA R.R., SIQUEIRA H.S., CALOBA L.P. et al. Contribution to the development of a radiographic inspection automated system. [CDROM] In : Proceedings of the 8th European Conference on Non Destructive Testing, June 2002, Barcelona, 8 p.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [DaSilva2004] DA SILVA R.R., CALOBA L.P., SIQUEIRA M.H.S. et al. Pattern recognition of welds defects detected by radiographic test. *NDT&E International*, 2004, vol. 37, pp. 461-470.
- [DaSilva2005] DA SILVA R.R. SIQUEIRA M.H.S. DE SOUZA M.P.V. et al. Estimated accuracy of classification of defects detected in welded joints by radiographic tests. *NDT&E International*, 2005, vol. 38, pp. 335-343.
- [DeCarvalho2003] DE CARVALHO A.A. et al. Evaluation of the relevant features of welding defects in radiographic inspection. *Materials Research*, 2003, vol. 6, n° 3, pp. 427-432.
- [Dempster1967] DEMPSTER A. Upper and Lower probabilities induced by multivalued mapping. *Ann. Mathematical Statistics*, 1967, vol. 38, pp. 325-339.
- [Diday1976] DIDAY E., SIMON J.C. Clustering analysis. In: FU KS. *Digital pattern recognition*. Berlin : Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1976, pp. 47-94.
- [Dromigny1997] DROMIGNY A., ZHU Y.M. Improving the dynamic range of real-time X-ray imaging systems via Bayesian fusion. *Journal of Non-destructive Evaluation*, 1997, vol. 16, n° 3, pp. 147-160.
- [Dromigny1998] DROMIGNY-BADIN A. Image fusion using evidence theory : applications to medical and industrial images. Thèse EEA. Lyon : INSA de Lyon, 1998, 158p.
- [Dubois1988] DUBOIS D., PRADE H. Théorie des possibilités, applications à la représentation des connaissances en informatique. Paris : Masson, 1988, 292 p.
- [Dubois2001] DUBOIS D., PRADE H. Possibility theory in information fusion. In : RICCIA GD., LENZ H.J., KRUSE R. *Data fusion and perception*. Udine : Springer-Verlag Wien New-York, 2001, pp. 53-76.
- [Dupuis1999] DUPUIS O., KAFTANDJIAN V., BABOT D. et al. Automatic detection and characterisation of weld defects : determination of confidence levels for data fusion of radioscopic and ultrasonic images. *INSIGHT*, 1999, vol. 41, n° 3, pp. 170-172.
- [Duvauchelle2000] DUVAUCHELLE P., FREUD N., and al. A computer code to simulate X-ray imaging technique. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, 2000, vol. B170, pp. 245-258.
- [Evans1996] EVANS J.P.O., ROBINSON M., GODBER S.X. A new stereoscopic X-ray imaging technique using a single X-ray source: the theoretical analysis. *NDT & E International*, 1996, vol. 29, n° 1, pp. 27-35.
- [Féménias2003] FEMENIAS J.L. Probabilités et statistiques pour les sciences physiques. Paris : Dunod, 2003, 418 p.
- [Figuroa2003] FIGUEROA P.J., LEITE N.J., BARROS R.M.L. A flexible software for tracking of markers used in human motion analysis. *Computer Methods and Programs in Biomedecine*, 2003, vol. 72, pp. 155-165.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [Foley 2000] FOLEY J.D., VAN DAM A., FEINER S.K., PHILLIPS R.L. Introduction à l'infographie. Paris : Vuibert, 2000, 573 p.
- [François2000] FRANCOIS A. A new advanced multi technique data fusion algorithm for NDT. In : : Proceedings of the 15th World Conference on Non Destructive Testing, 2000, Roma Italy [en ligne]. (consulté le 30.09.2005) Disponible sur : <http://www.ndt.net/article/wcndt00/papers/idn316/idn316.htm>.
- [Freud2003] FREUD N. Modélisation et simulation de systèmes d'imagerie par rayons X ou γ . Thèse Matériaux, Lyon : INSA de Lyon, 2003, 157 p.
- [Fu1976] FU K.S. Introduction. In : Digital pattern recognition. Berlin : Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1976, pp. 1-13.
- [Gayer1990] GAYER A., SAYA A., SHILOH A. Automatic recognition of welding defects in real-time radiography. NDT International, 1990, vol. 23, no 3, pp. 131-136.
- [Georgel1994] GEORGEL B, LAVAYSSIERE B. Fusion de données : un nouveau concept en CND. In : Proceedings of the 6th European Conference on NDT, 1994, Nice, vol. 1, pp. 31-36.
- [Goëau2002] GOËAU C. Association d'une méthode de triangulation laser et d'une méthode de parallaxe pour situer un défaut dans une pièce de fonderie par rapport au contour de la pièce. Rapport de stage de 2^{ème} année ENSPG, juin 2002, 55p.
- [Gros1994] GROS X.E., STRACHAN P., LOWDEN D.W. et al. NDT data fusion. In : Proceedings of the 6th European Conference on NDT, 1994, Nice, vol. 1, pp. 355-359.
- [Gros1999] GROS X.E., BOUSIGUE J., TAKAHASHI K. NDT data fusion at pixel level. NDT&E International, 1999, vol.32, pp. 283-292.
- [Gros2000] GROS X.E., LIU Z., TSUKADA K. et al. Experimenting with pixel-level NDT data fusion techniques. IEEE Trans. On Instrumentation and Measurement, 2000, vol. 49, n° 5, pp. 1083-1090.
- [Gros2001] GROS X.E. Applications of NDT data fusion. Boston : Kluwer Academic Publishers, 2001, 277 p.
- [Hernandez1997] HERNANDEZ A. Fusion d'images radiographiques et ultrasonores, visualisation stéréoscopique : application aux pathologies du sein. Thèse GBM. Lyon : INSA de Lyon, 1997, 174 p.
- [Herold2004] HEROLD F., BAVENDIEK K., GRIGAT R. A third generation automatic defect recognition system. [CDROM] In : Proceedings of the 16th World Conference on Non Destructive Testing, September 2004, Montreal Canada, 8p.
- [Jain1992] JAIN A.K., DUBUISSON M.P. Segmentation of X-ray and ultrasonic C-scan images of fiber reinforced composite materials. Pattern Recognition Letters, 1992, vol. 25, n° 3, pp. 257-270.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [Jain2000] JAIN A.K., DUIN R.P.W., JIANCHANG M.A.O. Statistical pattern recognition : a review. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, January 2000, vol. 22, n° 1, pp. 4-37.
- [Johannsen1994] JOHANNSEN K., HEINE S., NOCKEMAN C. et al. New data fusion techniques for the reliability enhancement of NDT. In : Proceedings of the 6th European Conference on NDT, 1994, Nice, vol. 1, pp. 361-365.
- [Kaftandjian1996] KAFTANDJIAN V., and al. Automatic inspection of aluminium ingots by digital radiography. In : Proceedings of the 14th World Conference on Non Destructive Testing, December 1996, New Delhi, pp . .
- [Kaftandjian1998] KAFTANDJIAN V., JOLY A., ODIEVRE T. et al. Automatic detection and characterisation of aluminium weld defects : comparison between radiography, radiography and human interpretation. In : Proceedings of the 7th European Conference Non Destructive Testing, May 1998, Copenhagen Danemark, 9 p.
- [Kaftandjian2003] KAFTANDJIAN V., DUPUIS O., BABOT D. et al. Uncertainty modelling using Dempster-Shafer theory for improving detection of weld defects. Pattern Recognition Letters, 2003, vol. 24, pp. 547-564.
- [Kaftandjian2005] KAFTANDJIAN V., ZHU Y.M., DUPUIS O. et al. The combined use of the evidence theory and fuzzy logic for improving multimodal nondestructive testing systems. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2005, vol. 54, n° 5, pp. 1968-1977.
- [Koenig1998] KOENIG A., GLIERE A., SAUZE R. et al. Radiograph simulation to enhance defect detection and characterisation. In : Proceedings of the 7th European Conference Non Destructive Testing, Copenhagen, May 1998, pp. 444-551.
- Kropas-Hughes
<http://www.asnt.org/publications/materialseval/solution/oct03solution/oct03sol.htm>
- [Lawson1994] LAWSON S.W., PARKER G.A. Intelligent segmentation of industrial radiographic images using neural network. Proceedings of SPIE, 1994, vol. 2347, pp. 245-255.
- [Lecomte2002] LECOMTE G. Apport de la Simulation pour la Segmentation d'Images Rayons X de Pièces de Fonderie : rapport de stage de DEA. DEA Images et Systèmes. Lyon : Insa de Lyon, 2002, 59 p.
- [Levy2000] LEVY S. Geometry Formulas and Facts. Disponible sur : <http://www.geom.uiuc.edu/docs/reference/CRC-formulas/book.html> (consulté le 13/12/2000).
- [Liao1996] LIAO T.W., NI J. An automated radiographic NDT system for weld inspection : Part I – weld extraction. NDT&E International, 1996, vol. 29, n° 3, pp. 157-162.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [Liao1997] LIAO T.W., TANG K. Automated extraction of welds from digitised radiographic images based on MLP neural network. *Applied Artificial Intelligence*, 1997, vol. 11, pp. 197-218.
- [Liao1998] LIAO T.W., NI J. An automated radiographic NDT system for weld inspection : Part II – flaw detection. *NDT&E International*, 1998, vol. 31, n° 3, pp. 183-192.
- [Liao2000] LIAO T.W., Li D., Li Y. Extraction of welds from radiographic images using fuzzy classifiers. *Information Sciences*, 2000, vol. 126, pp. 21-40.
- [Matuszewski2000] MATUSZEWSKI B.J., SHARK K., VARLEY M.R. Region-based wavelet fusion of ultrasonic, radiographic and shearographic non destructive testing images. In : *Proceedings of the 15th World Conference on Non Destructive Testing*, 2000, Roma Italy [en ligne]. (consulté le 30.09.2005) Disponible sur <http://www.ndt.net/article/wcndt00/papers/idn263/idn263.htm>.
- [Mery2002] MERY D., FILBERT D. Automated flaw detection in aluminium castings based on the tracking of potential defects in a radiosopic image sequence. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2002, vol. 18, n° 6, pp. 890-901.
- [Mery2003a] MERY D. Explicit geometric model of a radiosopic imaging system. *NDT & E International*, 2003, vol. 36, pp. 587-599.
- [Mery2003b] MERY D et al. Pattern recognition in the automatic inspection of aluminium castings. *INSIGHT*, 2003, vol. 45, n° 7, pp.1-9.
- [Munier2002] MUNIER B. Détecteurs d'images en rayons X : état de l'art et nouveautés. In : *Recueil des conférences de la Journée de la Radiologie Industrielle (JRI)*, Lyon 2002, INSA de Lyon, pp. 3.3-3.17.
- [Navab1997] NAVAB N., FAUGERAS O. The critical set of lines for camera displacement estimation : a mixed euclidean-projective and constructive approach. *International Journal of Computer Vision*, 1997, vol. 23, n° 1, pp. 17-44.
- [Olin1996] OLIN B.D., MEEKER WQ. Applications of statistical methods to nondestructive evaluation. *Technometrics*, 1996, vol. 38, n° 2, pp. 95-112.
- [Pennec2003] PENNEC X., CACHIER P., AYACHE N. Tracking brain deformations in time sequences of 3D US images. *Pattern Recognition Letters*, 2003, vol. 24, pp. 801-813.
- [Rajagopalan2004] RAJAGOPALAN C., VENKATRAMAN B., JAYAKUMAR T. et al. A novel tool for automated evaluation of radiographic weld images. [CDROM] In : *Proceedings of the 16th World Conference on Non Destructive Testing*, September 2004, Montreal, 7 p.
- [Rombaut2001] ROMBAUT M. Fusion : état de l'art et perspectives. Technical report DSP99.60.078 [en ligne]. Rapport DGA, octobre 2001. Disponible sur :

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- http://www.lis.inpg.fr/pages_perso/rombaut/publications/FusionDGA.pdf (consulté le 01/06/2005).
- [Rombaut2002] ROMBAUT M., ZHU Y.M. Study of Dempster-Shafer theory for image segmentation applications. *Image and Vision Computing*, January 2002, vol. 20, n° 1, pp. 15-23.
- [Serra1982] SERRA J. *Image analysis and mathematical morphology*. London : Academic Press, 1982, vol. 1, 610 p.
- [Shafer1976] SHAFER G. *A mathematical theory of evidence*. Princeton : Princeton University Press, 1976, 297p.
- [Shull2002] SHULL P.J. *Nondestructive evaluation*. New York : Marcel Dekker Inc., 2002, 841 p.
- [Swets1983] SWETS J.A. Assessment of NDT systems – Part I : the relationship of the true and false detections. *Materials Evaluation*, 1983, vol. 41, pp. 1294-1303.
- [Valet2001] VALET L., MAURIS G., BOLON P. A statistical overview of recent literature in information fusion. *IEEE AESS Systems Magazine*, March 2001, pp. 7-14.
- [Vincent2002] VINCENT A.G. REBUFFEL R. GERFAULT L. Defect detection in industrial casting components using digital X-ray radiography. [CDROM] In : *Proceedings of the 8th European Conference on Non Destructive Testing*, June 2002, Barcelona Spain, 9 p.
- [Wallingford1992] WALLINGFORD R.M., SIWEK E.M. GRAY J.N. Application of two-dimensional matched filters to X-ray radiographic flaw detection and enhancement. In : *Review of Progress in Quantitative Non-destructive Evaluation*. Chimenti, New York : D.O. Thompson and D.E. Plenum Press, 1992, vol. 11, pp. 879-886.
- [Wang2002] WANG G., LIAO T.W. Automatic identification of different types of welding defects in radiographic images. *NDT&E International*, 2002, vol. 35, pp. 519-528.
- [Wong2005] WONG M.L.D., JACK L.B., NANDI A.K. Modified self-organising map for automated novelty detection applied to vibration signal monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, accepté, en attente d'édition, 18p.
- [Yamamoto2004] YAMAMOTO R., YONESAKA A., NISHIOKA S., WATARI H. et al. High dose three-dimensional conformal boost (3DCB) using an orthogonal diagnostic X-ray set-up for patients with gynecological malignancy : a new application of real-time tumor-tracking system. *Radiotherapy and Oncology*, 2004, vol. 73, pp. 219-222.
- [Zadeh1968] ZADEH L.AL *Probability measures of fuzzy events*. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 1968, vol. 23, pp. 421-427.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [Zhang1995] ZANG Z., DERICHE R., FAUGERAS O. A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry. *Artificial Intelligence*, 1995, vol. 78, pp. 87-119.
- [Zhang2002] ZANG Z. Camera calibration with one-dimensional objects. Microsoft Research MSR-TR-2001-120 [en ligne]. December 2001. Disponible sur : <http://www.research.microsoft.com> (consulté le 01/06/2005).
- [Zhang2005] ZHANG F., LI C., SHI L. Detecting and tracking dim moving point target in IR image sequence. *Infrared Physics & Technology*, 2005, vol. 46, pp. 323-328.

9 LISTE DES FIGURES

<i>Figure 1</i>	<i>Situation géographique des différents partenaires du projet QUME (carte de l'Europe du site http://www.hist-geo.com.....</i>	<i>10</i>
<i>Figure 2</i>	<i>Différents parcours et interactions possibles pour les photons X lors de la traversée d'un matériau.....</i>	<i>16</i>
<i>Figure 3</i>	<i>Schéma d'une chaîne de radioscopie.....</i>	<i>19</i>
<i>Figure 4</i>	<i>Schéma d'un tube à rayons X.....</i>	<i>20</i>
<i>Figure 5</i>	<i>Exemple de spectre de tube à rayons X.....</i>	<i>20</i>
<i>Figure 6</i>	<i>Etapes de la détection dans le cas de la radioscopie numérique.....</i>	<i>21</i>
<i>Figure 7</i>	<i>Spectres mesurés pour différentes épaisseurs d'aluminium, avec un temps de comptage de 30s et une haute tension de 90kV [données RISOE].</i>	<i>22</i>
<i>Figure 8</i>	<i>Contraste d'un défaut sur l'image radiante.....</i>	<i>23</i>
<i>Figure 9</i>	<i>Evolution du coefficient d'atténuation en fonction de l'énergie des photons. .</i>	<i>24</i>
<i>Figure 10</i>	<i>Bielle automobile fabriquée par la société Stampal.....</i>	<i>27</i>
<i>Figure 11</i>	<i>Inscriptions sur le bras central de la bielle (a) le numéro d'empreinte, (b) la référence de la pièce et le dateur.....</i>	<i>28</i>
<i>Figure 12</i>	<i>Localisation des types de défaut dans la pièce (Information de la société Stampal). .</i>	<i>29</i>
<i>Figure 13</i>	<i>Machine de contrôle du projet QUME.....</i>	<i>30</i>
<i>Figure 14</i>	<i>Représentation de l'intérieur de la machine de contrôle QUME.....</i>	<i>31</i>
<i>Figure 15</i>	<i>Transfert de la bielle du tapis par la 1^{ère} main de préhension jusqu'à la 2^{ème} main de préhension.....</i>	<i>31</i>
<i>Figure 16</i>	<i>Manipulation avec la 2^{ème} main de préhension, permettant la rotation de la bielle autour de l'axe du bras central.</i>	<i>32</i>
<i>Figure 17</i>	<i>Image d'une cible en acier (50 kV, 1.5 mA) [Données RisoE].</i>	<i>33</i>
<i>Figure 18</i>	<i>Distorsions Géométriques du détecteur Thomson 6", TH59464 relevées sur la Figure 17, (a) sur les barres horizontales et (b) sur les barres verticales [données RISOE]. .</i>	<i>34</i>
<i>Figure 19</i>	<i>Acquisition des quatre images de la bielle. Deux vues sont réalisées pour chaque zone critique de la pièce, avec deux orientations de la pièce à 104° d'écart.</i>	<i>35</i>
<i>Figure 20</i>	<i>Zones d'impact du faisceau collimaté des rayons X pour les trois mesures de spectrométrie.....</i>	<i>36</i>
<i>Figure 21</i>	<i>Support du contrôle vibratoire de la bielle.....</i>	<i>37</i>
<i>Figure 22</i>	<i>Exemple d'un spectre vibratoire reçu par un capteur (bas) et de sa transformée de Fourier (haut) exprimé en CPM (coups par minute), pour une bielle du projet QUME [données MONITION].....</i>	<i>38</i>
<i>Figure 23</i>	<i>Représentation du banc radioscopique, avec les trois repères et les distances F (source de rayons X – détecteur) et A (pièce – détecteur).....</i>	<i>39</i>
<i>Figure 24</i>	<i>Exemple d'une image avec l'axe du bras central (trait en pointillé) correspondant à l'axe V et son orientation θ avec la direction horizontale (trait en continu) de l'axe X, son barycentre B et le point T.</i>	<i>41</i>

LISTE DES FIGURES

Figure 25	Changement du repère $R_{\text{détecteur}}$ vers le repère R_p	42
Figure 26	Changement du repère R_p vers le repère $R_{\text{pièce}}$	43
Figure 27	Représentation des deux repères $R_{\text{détecteur}}$ et $R_{\text{détecteur}'}$ et des deux zones correspondant aux fausses alarmes systématiques (t, t'). Reprise de la Figure 19 pour visualiser les 4 vues.....	44
Figure 28	Représentation global du traitement d'image pour la détection des défauts. Deux filtrages du bruit différents sont utilisés donnant respectivement la routine R1 (moyennage) et la routine R2 (médián et moyennage).	50
Figure 29	Ouverture appliquée au profil de la Figure 28, avec un élément structurant de 13 pixels (niveaux de gris en fonction des pixels).....	52
Figure 30	Seuillage par hystérésis.....	53
Figure 31	Exemple d'une image (vue 3) et de l'image segmentée avec la routine R1. Un défaut est détecté ainsi que deux fausses alarmes.....	56
Figure 32	Définition du voisinage d'un objet détecté dans une image.....	57
Figure 33	Calcul du coefficient GS, égal au NG moyen de l'objet (zone hachurée) divisé par le NG maximum de cet objet. Le GS de l'objet de gauche est plus important que celui de l'objet de droite.....	59
Figure 34	Représentation de la distance entre la droite Δ [SP] et le point t . Le point I est le point d'intersection de la droite Δ et du plan ($w=0$).	60
Figure 35	Caractéristiques de dimension pour la routine R1, (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface et (b) la longueur en fonction de la largeur.....	61
Figure 36	Caractéristiques de forme pour la routine R1, l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique.....	62
Figure 37	Caractéristiques de niveau de gris pour la routine R1, (a) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (b) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (c) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet et (d) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet.....	63
Figure 38	Caractéristiques de position pour la routine R1, l'orientation de l'objet en fonction de la distance D_t au point t	64
Figure 39	(a) Configurations donnant des détections indésirables par le filtre chapeau haut de forme, avec un élément structurant circulaire de diamètre d . La surface hachurée correspond à une zone sombre de l'image et la surface blanche à une zone claire. (b) zones détectées pour les situations précédentes.....	65
Figure 40	Différents types de courbes ROC, de C_1 montrant une bonne séparation des deux classes à C_5 pour laquelle le classement serait aléatoire.....	67
Figure 41	Courbes ROC des caractéristiques (a) de distance au point t , (b) de niveau de gris de l'objet et (c) de la surface, pour les routines R1 et R2.....	68
Figure 42	Caractéristiques de dimension pour les routines R1 et R2, sans les FAs systématiques, (a) et (b) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (c) et (d) la longueur en fonction de la largeur.....	70
Figure 43	Caractéristiques de forme pour les routines R1 et R2, (a) et (b) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique.....	71
Figure 44	Caractéristiques de niveau de gris pour les routines R1 et R2, (a) et (b) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (c) et (d) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR.....	72

LISTE DES FIGURES

<i>Figure 45</i> Caractéristiques de position pour les routines R1 et R2, respectivement, (a) et (b) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t D_t	73
<i>Figure 46</i> Caractéristiques de niveau de gris pour les routines R1 et R2, (a) et (b) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (c) et (d) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet.....	74
<i>Figure 47</i> Courbes ROC des caractéristiques (a) de la surface, (b) du CNR, (c) de la distance au point t , (d) du niveau de gris de l'objet, (e) du facteur de forme AP, (f) du coefficient d'asymétrie du voisinage et (g) de la largeur, pour les routines R1 et R2, sans les FAs systématiques. Les coefficients de performance sont indiqués entre parenthèses, pour chaque routine.	75
<i>Figure 48</i> Indice de Confiance Défaut représenté avec la surface pour les routines (a) R1 et (b) R2.....	76
<i>Figure 49</i> Comparaison des routines R1 et R2, pour les caractéristiques de (a) surface, (b) CNR, (c) niveau de gris.	78
<i>Figure 50</i> Zones de classement des types de défaut.	79
<i>Figure 51</i> Caractéristiques des 31 défauts de type connu : le CNR en fonction de la surface.	79
<i>Figure 52</i> Mise en correspondance d'un objet P1 détecté dans l'image 1 et d'un objet P2 dans l'image 2. La distance entre les deux droites Δ_1 (S1-P1) et Δ_2 (S2-P2) est calculée.	84
<i>Figure 53</i> Distances D_Δ calculées pour les 591 mises en correspondance réalisées entre les objets détectés dans 684 images.	86
<i>Figure 54</i> Représentation de la règle de Dempster pour la combinaison de deux sources.	96
<i>Figure 55</i> Architecture de la fusion appliquée à la combinaison des trois méthodes de contrôle de l'étude.....	99
<i>Figure 56</i> Evolution des masses de confiance de l'hypothèse H_1 , avant et après la fusion, pour les défauts détectés dans les images radioscopiques.....	102
<i>Figure 57</i> Evolution des masses de confiance de l'hypothèse H_1 pour trois couples de défauts détectés dans les images radioscopiques, avant et après la fusion.....	103
<i>Figure 58</i> Mesures de spectrométrie normalisées pour les pièces pouvant avoir des défauts dans un des trois volumes de contrôles (pièces mauvaises, pièces acceptables) et pour les pièces bonnes.	105
<i>Figure 59</i> Mesures de spectrométrie normalisées pour l'ensemble des pièces, avec la visualisation de μ et $(\mu \pm n\sigma)$, n entier et $n \in [-3, 4]$, calculés avec l'ensemble des mesures des pièces sans défaut (s signifie σ).....	106
<i>Figure 60</i> Masses de confiance pour la masse H_1 , calculées à partir des mesures de spectrométrie normalisées de la Figure 58.....	107
<i>Figure 61</i> Evolution des masses de confiance de l'hypothèse H_1 , avant et après la fusion, entre volumes spectrométriques et objets radioscopiques.....	109
<i>Figure 62</i> Exemples d'évolution des masses de confiance de l'hypothèse H_1 , avant et après la fusion, entre volumes spectrométriques et objets radioscopiques.	109
<i>Figure 63</i> Cas particulier de la règle de combinaison de la règle de Dempster pour la combinaison de deux sources, lorsque les masses de confiance m_{C_2} sont nulles pour les deux sources.....	110

LISTE DES FIGURES

<i>Figure 64 Cas particulier de la règle de combinaison de la règle de Dempster pour la combinaison de deux sources en cas de conflit, n'ayant pas d'hypothèses communes.</i>	
111	
<i>Figure 65 Distances de Mahalanobis calculées pour les mesures vibratoires pour les deux lots de pièces (11 mesures par pièce).</i>	114
<i>Figure 66 Moyenne et dispersion entre les onze distances de Mahalanobis calculées pour les mesures vibratoires faites sur les deux lots de pièces.</i>	116
<i>Figure 67 Représentation des masses de confiance de l'hypothèse H_1 (la pièce est mauvaise) en fin de fusion ($M_{H_1} \neq 0$).</i>	118
<i>Figure 68 Règles de combinaison des trois étapes de la fusion des méthodes de contrôles radioscopique, spectrométrique et vibratoire.</i>	119

10 LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1	<i>Résolution en épaisseur en spectrométrie et en radioscopie, à 60kV.</i>	36
Tableau 2	<i>Performance des routines R1 et R2 : nombre de défauts détectés et de fausses alarmes. Le nombre total de défauts dans les 684 images est de 59.</i>	54
Tableau 3	<i>Matrice de Confusion d'un classement binaire.</i>	66
Tableau 4	<i>Coefficients de performance des caractéristiques distance D_t, niveau de gris de l'objet et surface, pour les routines R1 et R2.</i>	68
Tableau 5	<i>Classement des FAs systématiques pour les routines R1 et R2.</i>	69
Tableau 6	<i>Performance de l'indice de Confiance Défaut ICD appliqué aux résultats des routines R1 et R2.</i>	77
Tableau 7	<i>Bilan des mises en correspondances (MC) des objets des 4 images pour chaque pièce.</i>	85
Tableau 8	<i>Comparaison des théories des Possibilités et de l'Evidence.</i>	97

11 ANNEXES

Annexe A1 Calculs des incertitudes

Annexe A2 Filtrage morphologique chapeau haut de forme

Annexe A3 Caractéristiques de la routine R1 (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (b) la longueur en fonction de la largeur, (c) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique, (d) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (e) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (f) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (g) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet et (h) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t, Dt.

Annexe A4 Caractéristiques de la routine R2 (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (b) la longueur en fonction de la largeur, (c) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique, (d) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (e) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (f) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (g) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet et (h) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t, Dt.

Annexe A5 Caractéristiques de la routine R1 sans les Fausses Alarmes systématiques (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (b) la longueur en fonction de la largeur, (c) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique, (d) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (e) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (f) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (g) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet et (h) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t, Dt.

Annexe A6 Caractéristiques de la routine R2 sans les Fausses Alarmes systématiques (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (b) la longueur en fonction de la largeur, (c) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique, (d) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (e) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (f) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (g) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet et (h) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t, Dt.

ANNEXES

ANNEXE 1. Calculs des incertitudes de position

Lorsque nous appliquons l'équation (9) ou l'équation (10) au point P (i,j,0)_{Rdétecteur} pour changer de repère et déterminer ses coordonnées (I,J,K)_{Rpièce}, les relations suivantes sont obtenues :

Pour les images (1,2) :

$$\begin{pmatrix} I \\ J \\ K \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha ((i - XT) \cos(\theta - 90) - (j - YT) \sin(\theta - 90)) - A \sin \alpha \\ - (i - XT) \sin(\theta - 90) - (j - YT) \cos(\theta - 90) \\ - \sin \alpha ((i - XT) \cos(\theta - 90) - (j - YT) \sin(\theta - 90)) - A \cos \alpha \\ 1 \end{bmatrix}$$

Et pour les images (3,4) :

$$\begin{pmatrix} I \\ J \\ K \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \alpha ((i - XT) \cos(\theta - 90) - (j - YT) \sin(\theta - 90)) + A \cos \alpha \\ (i - XT) \sin(\theta - 90) + (j - YT) \cos(\theta - 90) + D_r \\ - \cos \alpha ((i - XT) \cos(\theta - 90) - (j - YT) \sin(\theta - 90)) + A \sin \alpha \\ 1 \end{bmatrix}$$

Pour calculer les incertitude des trois coordonnées, nous dérivons les équations par rapport aux valeurs variables :

$$\Delta I = \frac{\partial I}{\partial \theta} \Delta \theta + \frac{\partial I}{\partial \alpha} \Delta \alpha + \frac{\partial I}{\partial i} \Delta i + \frac{\partial I}{\partial j} \Delta j + \frac{\partial I}{\partial X_T} \Delta X_T + \frac{\partial I}{\partial Y_T} \Delta Y_T + \frac{\partial I}{\partial A} \Delta A$$

$$\Delta J = \frac{\partial J}{\partial \theta} \Delta \theta + \frac{\partial J}{\partial i} \Delta i + \frac{\partial J}{\partial j} \Delta j + \frac{\partial J}{\partial X_T} \Delta X_T + \frac{\partial J}{\partial Y_T} \Delta Y_T$$

$$\Delta K = \frac{\partial K}{\partial \theta} \Delta \theta + \frac{\partial K}{\partial \alpha} \Delta \alpha + \frac{\partial K}{\partial i} \Delta i + \frac{\partial K}{\partial j} \Delta j + \frac{\partial K}{\partial X_T} \Delta X_T + \frac{\partial K}{\partial Y_T} \Delta Y_T + \frac{\partial K}{\partial A} \Delta A$$

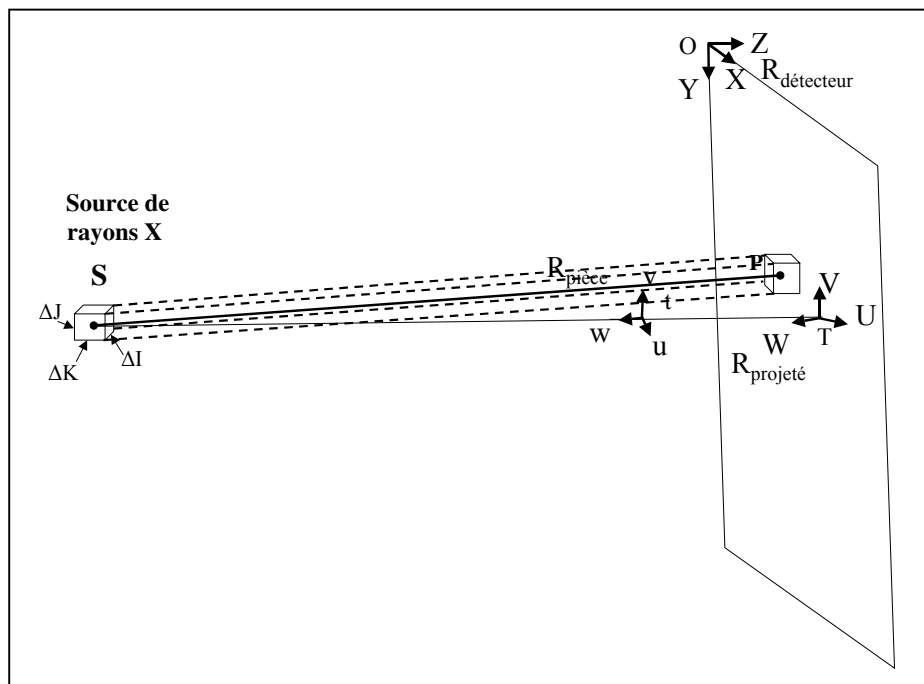


Figure A-1 Représentation des incertitudes sur les positions des points P et S.

1.1. Estimation de ($\Delta I, \Delta J, \Delta K$)

En développant ΔI nous obtenons :

$$\frac{\partial I}{\partial \theta} = \text{abs}[\cos \theta \cdot \cos \alpha \cdot (i - X_T) - \sin \theta \cdot \cos \alpha \cdot (j - Y_T)]$$

$$\frac{\partial I}{\partial \alpha} = \text{abs}[-\sin \alpha (\sin \theta \cdot (i - X_T) + \cos \theta \cdot (j - Y_T)) - A \cdot \cos \alpha]$$

$$\frac{\partial I}{\partial i} = \text{abs}[\cos \alpha \cdot \sin \theta] = \frac{\partial I}{\partial X_T}$$

$$\frac{\partial I}{\partial j} = \text{abs}[\cos \theta \cdot \cos \alpha] = \frac{\partial I}{\partial Y_T}$$

$$\frac{\partial I}{\partial A} = \text{abs}[-\sin \alpha]$$

Dans le calcul de l'incertitude ΔI , les valeurs numériques de chaque variable interviennent. Chaque point aura donc un ΔI spécifique. De même pour ΔJ et ΔK , les principes de calculs sont identiques.

Pour avoir un ordre de grandeur de ($\Delta I, \Delta J, \Delta K$), nous les avons calculés pour plusieurs points P. Nous les comparons en calculant la longueur totale du segment d'incertitude L:

$$L = \sqrt{\Delta I^2 + \Delta J^2 + \Delta K^2}$$

La longueur d'incertitude maximale L obtenue pour 10 défauts détectés dans les images est de 0,70 mm. Cela signifie qu'un point P, calculé dans le repère $R_{\text{pièce}}$, peut réellement être situé dans une sphère de 0,70 mm de diamètre autour de la position calculée.

Pour le point S, centre de la source de rayons X, nous appliquons des calculs équivalents.

1.2. Incertitude sur la distance D_t

En utilisant la formule du paragraphe 4.3.4, D_t est calculée comme suit :

$$D_t = \sqrt{\frac{\begin{vmatrix} y_t - J & z_t - K \\ V_\Delta & W_\Delta \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} z_t - K & x_t - I \\ W_\Delta & U_\Delta \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} x_t - I & y_t - J \\ U_\Delta & V_\Delta \end{vmatrix}^2}{U_\Delta^2 + V_\Delta^2 + W_\Delta^2}}$$

Comme nous le voyons sur la Figure A-1, la distance D_t entre la droite Δ (source S de rayons X et le barycentre P (I, J, K) $_{R_{\text{pièce}}}$), de vecteur directeur ($U_\Delta, V_\Delta, W_\Delta$) $_{R_{\text{pièce}}}$ et le point t (x_t, y_t, z_t) $_{R_{\text{pièce}}}$ est calculée avec une incertitude ΔD_t .

Le vecteur directeur étant calculé entre les deux points P et S, ces incertitudes sont égales à la somme des incertitudes, pour chaque axe, des points P et S.

Le calcul de cette incertitude, avec la dérivation de la formule pour huit paramètres, est complexe. Nous l'estimons donc pour une dizaine de points. Pour cela nous prenons toutes les positions des points extrêmes avec les incertitudes maximales, pour les deux points P et S. Nous calculons les 64 distances D_i correspondantes. Nous trouvons que ΔD_i est au maximum de 2,25 mm.

1.3. Incertitude sur la distance entre deux droites

En utilisant la formule du paragraphe 5.2.1, la distance D_Δ entre les deux droites Δ des deux objets détectés est donnée par la formule :

$$D_\Delta = \frac{\begin{vmatrix} I_2 - I_1 & J_2 - J_1 & K_2 - K_1 \\ U_{\Delta_1} & V_{\Delta_1} & W_{\Delta_1} \\ U_{\Delta_2} & V_{\Delta_2} & W_{\Delta_2} \end{vmatrix}}{\sqrt{\begin{vmatrix} V_{\Delta_1} & W_{\Delta_1} \\ V_{\Delta_2} & W_{\Delta_2} \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} W_{\Delta_1} & U_{\Delta_1} \\ W_{\Delta_2} & U_{\Delta_2} \end{vmatrix}^2 + \begin{vmatrix} U_{\Delta_1} & V_{\Delta_1} \\ U_{\Delta_2} & V_{\Delta_2} \end{vmatrix}^2}}$$

La droite Δ_1 est définie par le barycentre P $(I_1, J_1, K_1)_{\text{Rpièce}}$ de l'objet détecté et le vecteur directeur $(U_{\Delta_1}, V_{\Delta_1}, W_{\Delta_1})_{\text{Rpièce}}$, entre la source S et P, la droite Δ_2 respectivement par $(I_2, J_2, K_2)_{\text{Rpièce}}$ et $(U_{\Delta_2}, V_{\Delta_2}, W_{\Delta_2})_{\text{Rpièce}}$.

Comme pour la distance précédente, le calcul de cette incertitude, avec la dérivation de la formule pour douze paramètres, est complexe. Nous l'estimons donc pour cinq couples d'objets. Elle est au maximum de 2,5 mm.

Cela signifie que la mesure de la distance D_Δ est égale à la distance calculée, plus ou moins 2,5 mm.

ANNEXE 2. Filtrage morphologique chapeau haut de forme

Le filtrage morphologique chapeau haut de forme se base sur la morphologie mathématique à niveaux de gris et non pas sur la morphologie mathématique binaire. La procédure se fait en deux temps. Dans un premier temps une approximation des zones que l'on souhaite éliminer est faite, par une étape d'ouverture (au sens morphologique) de l'image. Dans un second temps l'image ainsi obtenue est soustraite à l'image initiale pour obtenir les zones intéressantes.

L'érosion et la dilatation sont les deux opérations de base de la morphologie mathématique. Pour illustrer plus simplement ces opérations, nous avons choisi de le faire avec une fonction de niveaux de gris à *une dimension*. Le passage en deux dimensions est simple à réaliser.

1.4. Principe de l'érosion et de la dilatation

Pour chaque pixel x de l'image, on remplace sa valeur par la valeur suivante :

$$(1) \quad (f-B)(x) = \text{Inf}_B(f(x_B))$$

avec Inf_B , la borne inférieure B des valeurs $f(x_B)$ pour tous les x_B appartenant à l'élément structurant (Figure A-2(a)).

Pour chaque pixel x de l'image, on remplace sa valeur par la valeur suivante :

$$(2) \quad (f+B)(x) = \text{Sup}_B(f(x_B))$$

avec Sup_B , la borne supérieure pour tous les x_B appartenant à l'élément structurant B des valeurs $f(x_B)$ (Figure A-3(b)).

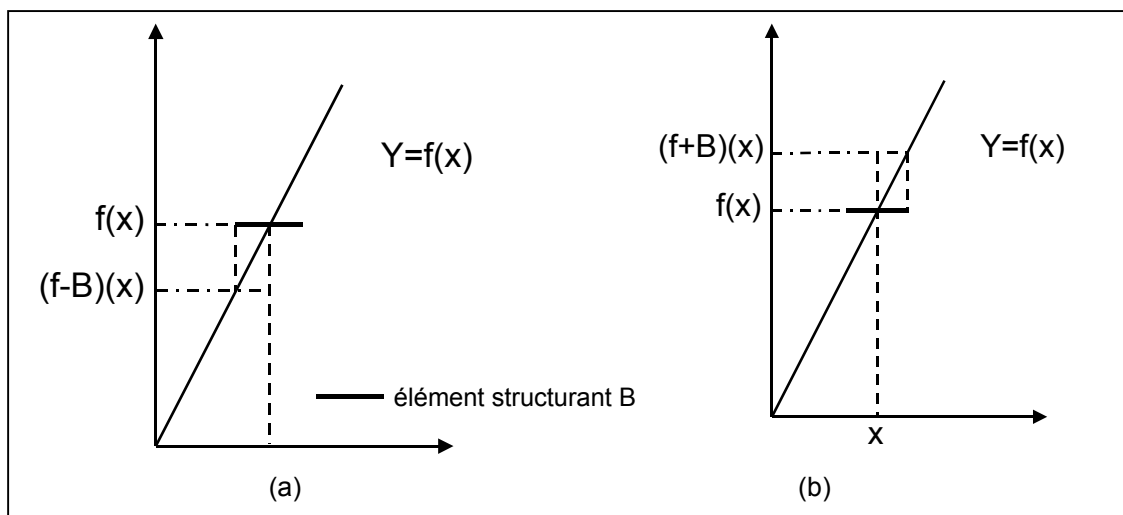


Figure A-2 (a) principe de l'érosion et (b) principe de la dilatation. Les valeurs $(f-B)(x)$ et $(f+B)(x)$ remplacent la valeur de $f(x)$ respectivement après une érosion et une dilatation, avec l'élément structurant B .

1.5. Principe de l'ouverture

Pour une ouverture, on fait ces deux opérations l'une après l'autre, ce qui permet de détecter les "pics" après soustraction. L'ouverture supprime les pics en adoucissant le contour du profil de niveaux de gris. Pour chaque pixel x de l'image, on remplace sa valeur par $((f-B)+B)(x)$. La fonction fermeture duale de la précédente fait ces deux opérations dans l'autre sens pour détecter des "creux". La (Figure A-3(b) et (c)) illustre l'effet de l'ouverture sur un profil. On a ainsi "nettoyé" le profil des variations de niveaux de gris plus petites que l'élément structurant.

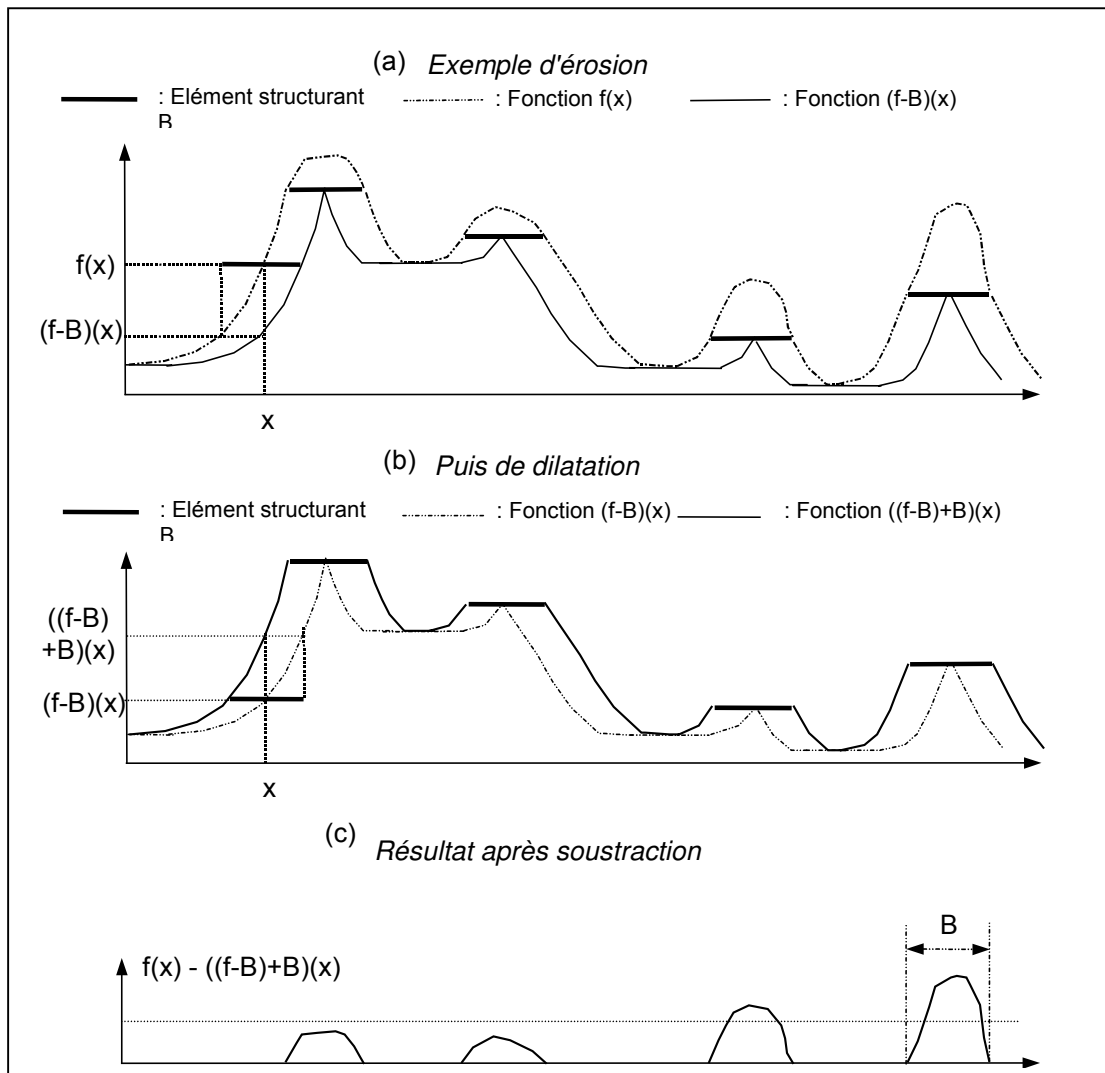


Figure A-3 (a) Exemple d'une dilatation appliquée à un profil (en pointillé) suivi (b) de sa dilatation, avec le même élément structurant. La soustraction du second profil, après érosion et dilatation, au profil initial est représentée en (c).

1.6. Soustraction de l'image et de l'image ayant subi une ouverture

La soustraction des deux images (avant et après ouverture) est faite pixel à pixel. Si on reprend l'exemple précédent, on obtient la courbe (Figure A-3(c)). Il ne reste alors que les variations de niveaux de gris plus petites que l'élément structurant. Le filtrage chapeau haut de forme réalise une mise à plat des niveaux de gris, c'est-à-dire que les variations douces du signal sont éliminées. Ainsi les pics de niveaux de gris détectés par soustraction se retrouvent sur un fond plat. La taille de l'élément structurant est très importante. Elle détermine le niveau d'approximation fait lors de l'ouverture.

ANNEXE 3

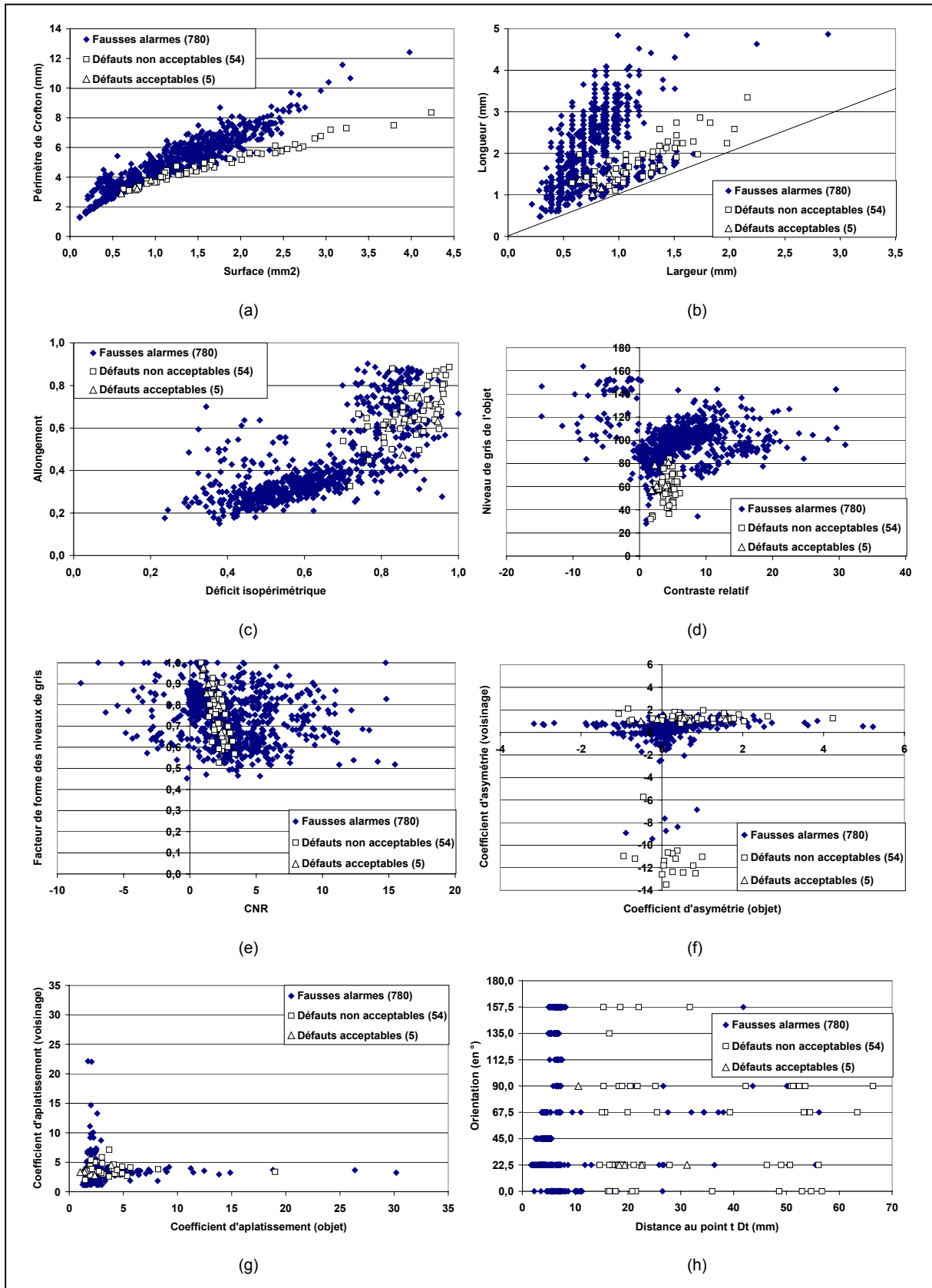


Figure A3 Caractéristiques de la routine R1 (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (b) la longueur en fonction de la largeur, (c) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique, (d) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (e) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (f) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (g) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet et (h) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t , D_t .

ANNEXE 4

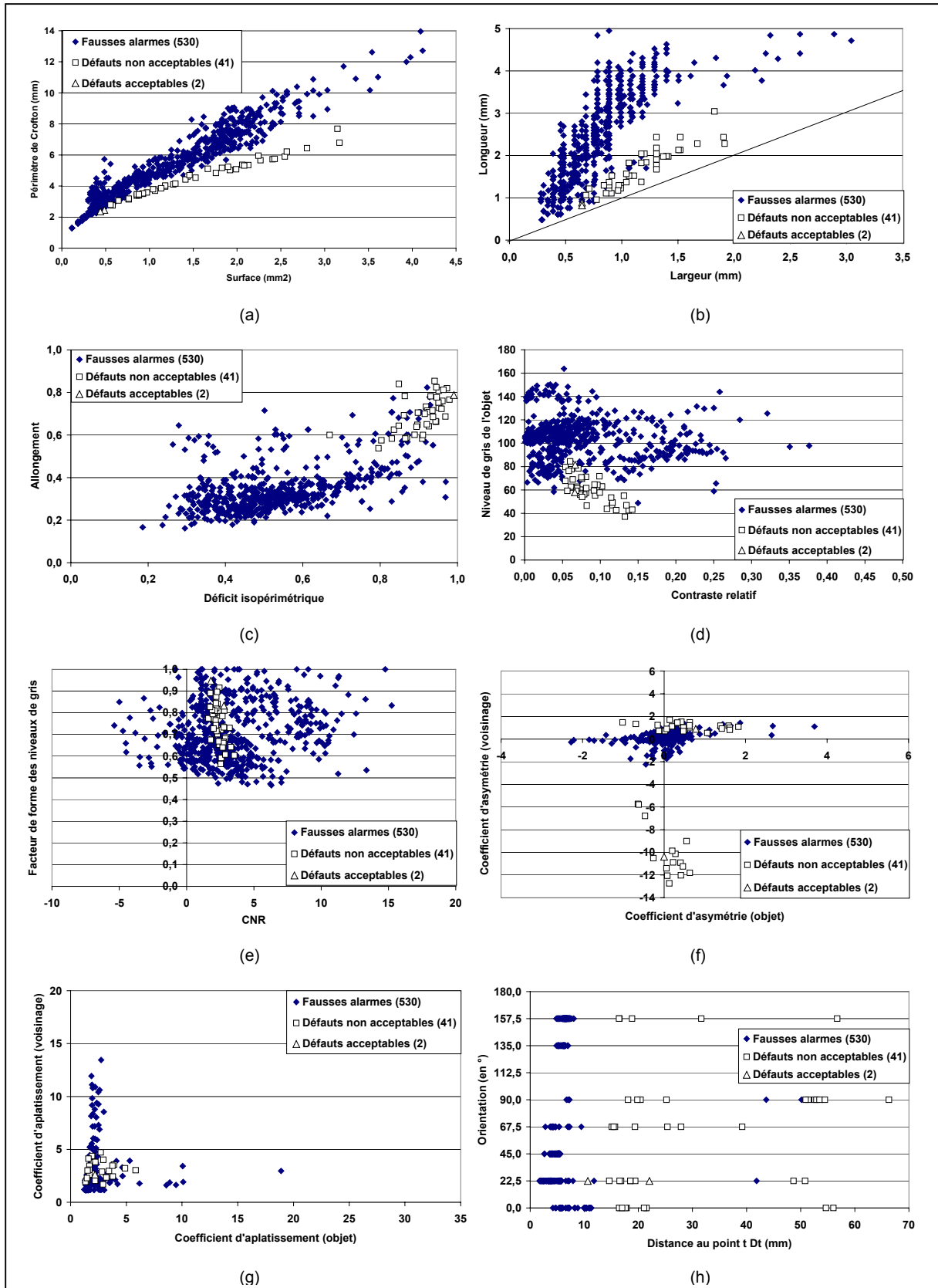


Figure A4 Caractéristiques de la routine R2 (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (b) la longueur en fonction de la largeur, (c) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique, (d) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (e) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (f) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (g) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet et (h) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t, Dt.

ANNEXE 5

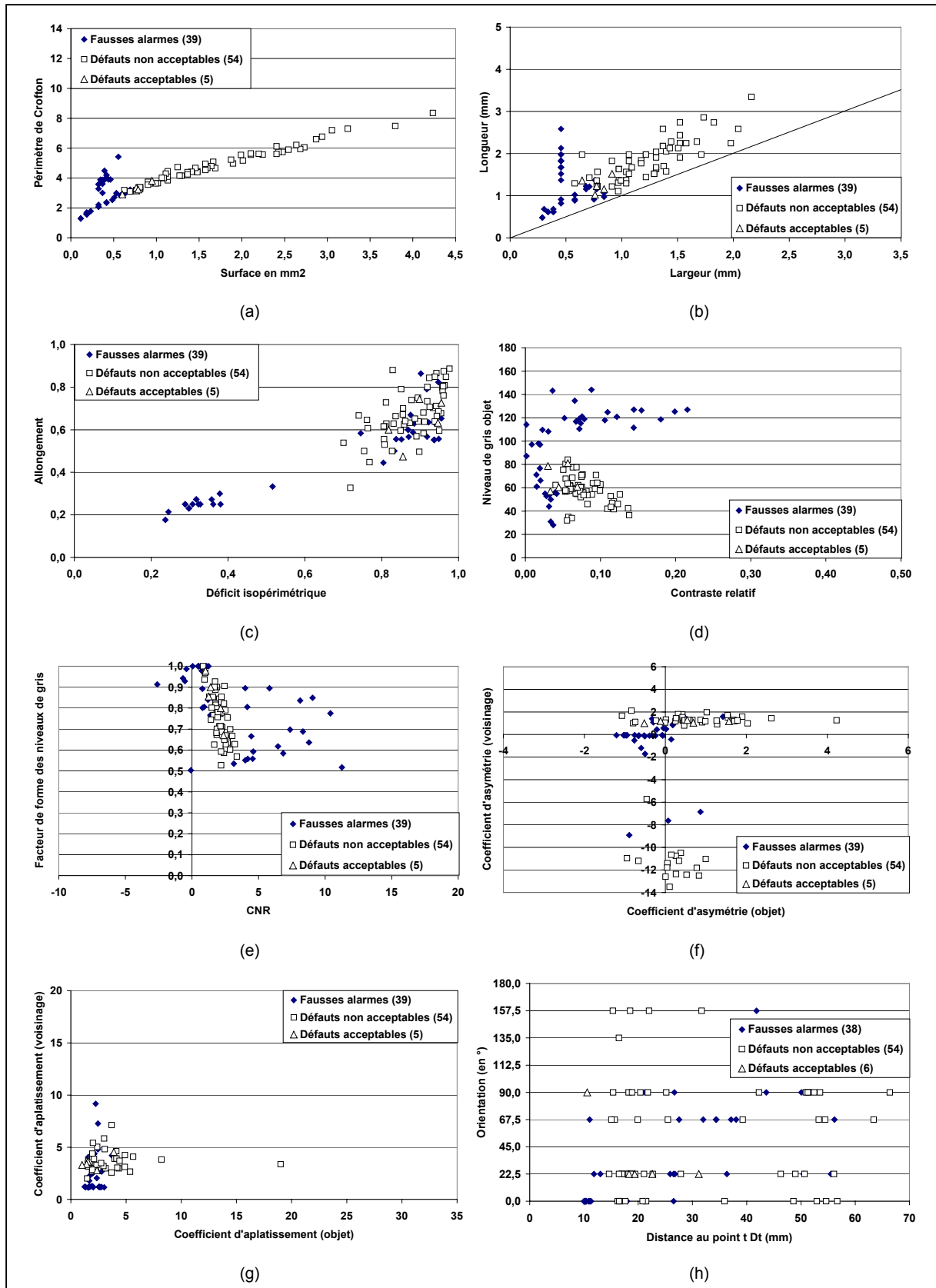


Figure A5 Caractéristiques de la routine R1 sans les Fausses Alarmes systématiques (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (b) la longueur en fonction de la largeur, (c) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique, (d) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (e) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (f) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (g) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet et (h) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t, Dt.

ANNEXE 6

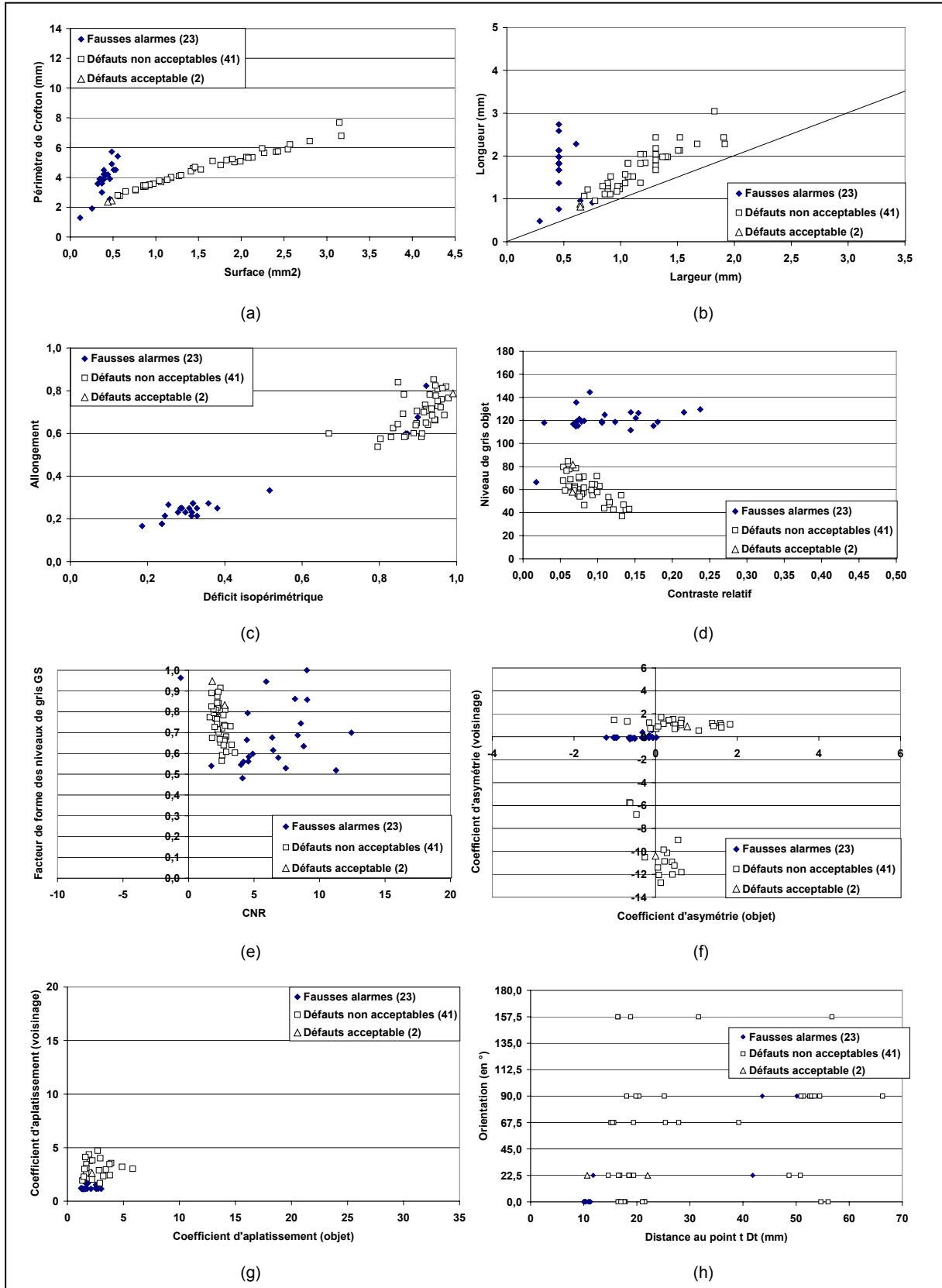


Figure A6 Caractéristiques de la routine R2 sans les Fausses Alarmes systématiques (a) le périmètre de Crofton en fonction de la surface, (b) la longueur en fonction de la largeur, (c) l'allongement en fonction du déficit isopérimétrique, (d) le niveau de gris de l'objet en fonction du contraste relatif, (e) le facteur de forme des niveaux de gris en fonction du CNR, (f) le coefficient d'asymétrie du voisinage en fonction de celui de l'objet, (g) le coefficient d'aplatissement du voisinage en fonction de celui de l'objet et (h) l'orientation de l'objet en fonction de la distance au point t, Dt.