

---

BERNARD CHALMOND

DIAGNOSTIC ET ÉVALUATION DES SYSTÈMES DE  
PRODUCTION:

CONTRÔLE NON-DESTRUCTIF

---

Cachan 1999, révisé 2003



## Contrôle Non-Destructif par imagerie numérique

Ce document de synthèse met l'accent sur les aspects numériques du traitement des images en contrôle de qualité sur ligne de production (CQ) et en contrôle non-destructif (CND). Si le traitement numériques des images est un passage obligé quand on vise à automatiser un CQ, il en va autrement du CND ou de nombreux contrôles se font en différé sans utilisation du numérique. Cependant, du fait de la difficulté d'interprétation des images en CND et des besoins toujours plus grand quand à la précision des mesures, les traitements numériques y sont de plus en plus présents. L'objectif est ici de montrer au travers de certains exemples réels, l'apport de ces méthodes. En annexe, nous avons rassemblé les points techniques touchant au formalisme des problèmes inverses et à ceux de l'analyse automatique d'image, afin que le lecteur puisse tout d'abord se focaliser sur les aspects CND. Cependant ce contenu technique est le condensé de nombreux rapports techniques et publications (cités en bas de pages) que le lecteur devra consulter s'il souhaite appréhender au mieux ces méthodes. Bien que ce document ne constitue pas une formation générale en CQ et en CND, il en présente cependant un éventail suffisamment large pour en donner une première introduction.

*Les techniques exposés dans ce manuscrit sont, pour la plupart, issus de projets développés par le bureau d'étude SUDIMAGE pour le compte de grand groupes industriels. La diffusion de ce texte est soumise à la licence décrite en §10.*

# Contents

<b>I</b>	<b>Contrôle et imagerie numérique</b>	<b>7</b>
<b>1</b>	<b>Généralités</b>	<b>9</b>
1.1	Contrôle de qualité en ligne . . . . .	9
1.2	Contrôle Non-Destructif . . . . .	10
<b>2</b>	<b>Éléments d'imagerie numérique</b>	<b>12</b>
2.1	Principe élémentaire . . . . .	12
2.2	Problème inverse et principe Bayésien . . . . .	13
2.3	Chaines de traitements . . . . .	14
<b>II</b>	<b>Contrôle de qualité en ligne</b>	<b>17</b>
<b>3</b>	<b>Contrôle de surface en lumière visible</b>	<b>19</b>
3.1	Eclairage de surface . . . . .	19
3.2	Détection de défauts de cuir . . . . .	19
3.3	Classification de défauts de cuir . . . . .	21
<b>4</b>	<b>Contrôle dimensionnel par radiographie X</b>	<b>23</b>
4.1	Généralités . . . . .	23
4.2	Contrôle des soudures de composant électronique . . . . .	23
<b>III</b>	<b>Contrôle Non-Destructif</b>	<b>27</b>
<b>5</b>	<b>Détection de défauts par radiographie</b>	<b>29</b>
5.1	Radiographie X et $\gamma$ . . . . .	29

5.2	Contrôle de tubes par gammagraphie . . . . .	31
<b>6</b>	<b>Reconstruction 3D multi-films de défauts</b>	<b>34</b>
6.1	Caractérisation 3D . . . . .	34
6.2	Reconstruction tomographique 3D . . . . .	35
<b>7</b>	<b>Contrôle ultrasonore 3D</b>	<b>38</b>
7.1	Ondes ultrasonores . . . . .	38
7.2	Imagerie ultrasonore . . . . .	39
7.3	Echos ultrasonores . . . . .	41
<b>8</b>	<b>Contrôle par courant de Foucault</b>	<b>45</b>
<b>IV</b>	<b>Annexes</b>	<b>51</b>
<b>9</b>	<b>Annexes techniques</b>	<b>53</b>
9.1	Annexe chapitre 2 . . . . .	53
9.1.1	Interprétation probabiliste 1 . . . . .	53
9.1.2	Interprétation probabiliste 2 . . . . .	54
9.1.3	Caractéristiques d'images . . . . .	55
9.2	Annexe chapitre 4 . . . . .	56
9.2.1	Projection radiographique d'un objet . . . . .	56
9.2.2	Apprentissage . . . . .	57
9.2.3	Technique de l'ACP . . . . .	57
9.3	Annexe chapitre 5 . . . . .	58
9.3.1	Formulation bayésienne . . . . .	58
9.4	Annexe chapitre 6 . . . . .	59
9.4.1	Caractérisation 3D . . . . .	59
9.4.2	Tomographie 2D à transmission . . . . .	60
9.4.3	Reconstruction tomographique 3D . . . . .	62
9.5	Annexe chapitre 7 . . . . .	63
9.5.1	Faisceau des amplitudes de pression . . . . .	63
9.5.2	Caractéristiques du faisceau dans $\mathcal{P}^y$ . . . . .	63
9.5.3	Localisation . . . . .	64
<b>10</b>	<b>Licence de Libre Diffusion des Documents</b>	<b>67</b>



## Part I

# Contrôle et imagerie numérique





# 1

## Généralités

Une pièce industrielle contient des défauts et des anomalies dès sa phase de fabrication (retassures, inclusions, fissures,...). Comment alors assurer la sécurité et évaluer l'impact d'une anomalie ou d'un défaut? Les Contrôles Non Destructifs (CND) apportent un moyen de répondre à cette question. Ils constituent un outil essentiel pour le contrôle de la qualité.

Ces contrôles mettent en oeuvre des techniques d'évaluation permettant d'apprécier sans destruction l'état de santé des pièces et ainsi de formuler un avis sur leur aptitude à remplir la fonction à laquelle elles sont destinées. Ainsi, le CND vise des aspects d'*assurance qualité*, d'*aptitude au bon fonctionnement* et de *sécurité*. Ces derniers nécessitent une bonne connaissance de tous les phénomènes mis en jeu, en particulier de la nocivité des défauts et de leur évolution dans le temps. Sous cet angle, l'absence de contrôle peut conduire à des conséquences catastrophiques dans certains secteurs industriels.

Schématiquement, on distingue deux types de secteurs industriels. Le premier type est concerné par la production de grandes séries en continue (produits alimentaires, verriers, textiles, papetiers, électroniques,...) dont il faut assurer la qualité par des contrôles en temps réel sur la ligne de production. Le second type est celui des produits et des installations lourdes et/ou complexes (aéronautique, nucléaire, ...) dont il faut assurer le bon fonctionnement et la sécurité. Ici les contrôles sont ponctuels. Souvent ces contrôles sont répétés dans le temps sur une même pièce à des fins de surveillance. Le terme de CND est surtout réservé au second alors que pour le premier on parle plutôt de contrôle de qualité.

### 1.1 Contrôle de qualité en ligne

Le contrôle consiste à décider si le produit respecte certaines spécifications relatives par exemple à l'état de sa surface (chapitre 3) ou à l'intégrité de l'assemblage (chapitre 4).

Traditionnellement, l'examen est réalisé par un contrôleur humain sur un échantillon de pièces prélevées sur la ligne de production. Deux types de risques sont associés à la méthode par échantillonnage, appelés risque du fabricant et risque du client. Celui du fabricant est le risque de décider à tort que la production est mauvaise alors qu'elle ne l'est pas. Ceci survient quand l'échantillon contient par malchance une proportion trop importante de pièces défectueuses. Le risque du client est celui d'accepter à tort une production comme bonne alors qu'elle est mauvaise. Ceci survient quand l'échantillon contient par malchance une proportion trop faible de pièces défectueuses. Ces risques sont clairement formalisés dans la théorie de la décision statistique.

Pour certains produits, ces risques sont inacceptables du fait des accidents qu'ils peuvent entraîner. Pour d'autres, c'est l'image de marque du produit et au-delà de l'industriel qui est menacée. Depuis deux décennies, des systèmes de vision artificielle ont été développés pour examiner en temps réel l'ensemble de la production, sans se limiter à des échantillons. Avec ces systèmes, l'examen est automatique, ouvrant ainsi l'éventail potentiel des contrôles. Ainsi, sont autorisées des tâches inaccessibles aux contrôleurs humains comme la possibilité d'examiner un très grand nombre de paramètres en un instant très court, ou encore de visualiser les défauts présents à l'intérieur de la pièce. C'est aussi la possibilité de réaliser des contrôles en des lieux d'insécurité. De tels systèmes peuvent éviter d'interrompre la ligne de production quand une pièce est détectée comme défectueuse. Enfin, plutôt que de contrôler la pièce à l'issue de la fabrication, le contrôle peut être réalisé au fur et à mesure de la fabrication sur différentes parties de la pièce, diminuant ainsi les coûts de révision comparativement à un contrôle réalisé seulement en fin de chaîne de fabrication. Cependant, le contrôle par vision artificielle n'est pas une panacée. Il soulève de grandes difficultés car il doit fonctionner en temps réel de façon efficace et robuste, le tout à un coût raisonnable.

Un contrôle par vision artificielle consiste à acquérir une image de la pièce qui est alors analysée informatiquement et ceci à la fréquence de production. La lumière visible et le rayonnement X sont les deux moyens les plus répandus d'obtention des images. Nous examinerons dans la partie II de ce cours des exemples concrets pour chacune de ces situations.

## 1.2 Contrôle Non-Destructif

Le monde du CND se distingue très nettement du précédent. Dans le secteur du contrôle de qualité en ligne, le contrôle automatique n'est pas toujours perçu comme une nécessité pour différentes raisons: gain de qualité insuffisant, difficulté de mise en oeuvre, coût trop important. Dans le secteur du CND, il en va tout autrement car il s'agit d'assurer le bon fonctionnement d'une installation et donc la sécurité, en réalisant des contrôles ponctuels de certaines pièces de cette installation. Le CND intervient en laboratoires, en ateliers, sur chantiers et sur sites de production, et ce, en phase de conception, de fabrication et de surveillance de l'installation. Les principaux domaines d'activité concernés sont le nucléaire et l'aéronautique, mais aussi les industries chimiques, pétrochimiques, sidérurgiques et de l'automobile.

Contrairement au secteur du contrôle de qualité en ligne, le CND est très règlementé. La COFREND (Confédération Française pour les Essais Non Destructifs)<sup>1</sup> délivre, après examen selon des procédures agréées, des certifications spécifiques à des techniciens et ingénieurs mettant en oeuvre les méthodes et les techniques du CND industriel. Les procédures de la COFREND exigent que le candidat ait suivi un nombre minimal d'heures de formation et qu'il justifie d'un temps d'expérience dans la discipline de la certification demandée. Ceci se double d'un système de normalisation, en particulier par l'AFNOR. Les techniques de CND sont nombreuses, les plus répandues étant la radiographie X et Gamma, les ultrasons et les courants de Foucault, mais aussi le ressuage et la magnétoscopie. Dans la partie III de ce cours, nous donnerons des exemples de ces techniques de contrôle.

---

<sup>1</sup><http://www.cofrend.com>

# 2

## Eléments d'imagerie numérique

Une image numérique  $\mathcal{I}$  est le résultat de la conversion d'une image analogique. C'est un tableau de nombres positifs:

$$\mathcal{I} = (\mathcal{I}_{ij}, 1 \leq i, j \leq n)$$

où  $\mathcal{I}_{ij}$  quantifie la grandeur physique délivrée au site  $(i, j)$  du capteur. Cette grandeur physique est associée au type d'examen effectué ( $X, \gamma, \text{ultrasons}, \dots$ ).

### 2.1 Principe élémentaire

Réaliser une analyse d'image consiste à répondre de façon automatique à une plusieurs questions, par exemple: "un défaut filiforme est-il présent dans l'image?", avec comme seule connaissance le tableau  $\mathcal{I}$ . Lorsque l'image est de bonne qualité, ceci est relativement aisé pour un contrôleur expérimenté, car l'intelligence humaine a appris à reconnaître de tels défauts. Cela signifie qu'un ensemble d'opérations existent dans le cerveau permettant de traiter la question. Lorsqu'on dispose du seul tableau  $\mathcal{I}$  et que l'on souhaite écrire un algorithme pour répondre à la question, il faut alors inventer de telles opérations, car nous ne connaissons pas les opérations effectuées par l'intelligence humaine.

Pour fixer les idées, considérons les défauts qui se résument à des taches sur un fond plus ou moins uniforme, ce fond pouvant être texturé (figure 3.1-a). Ce type de défauts est très courant en CND. Détecter les défauts consiste à transformer l'image initiale  $\mathcal{I}$  en une image  $x$  dans laquelle seuls les défauts sont présents. Par exemple, si on choisit un codage binaire de  $x$ , on a:

$$\begin{aligned}
 x_{ij} &= 1 && \text{si } (i, j) \text{ appartient à un défaut} \\
 x_{ij} &= 0 && \text{sinon.}
 \end{aligned}$$

Avec ce codage, la détection fournit les régions des défauts mais ne donne pas leur intensité. Dans ce cas, on dit qu'on a réalisé une segmentation de  $\mathcal{I}$ , *i.e.* une partition en deux

parties: celle des défauts et celles des régions saines. Pour comprendre la problématique de l'analyse d'image, considérons un site  $(i, j)$  pour lequel on ait à décider entre  $x_{ij} = 1$  et  $x_{ij} = 0$ . Prendre cette décision suppose que l'on sache ce qui caractérise vis-à-vis de  $\mathcal{I}$ , le fait d'appartenir à un défaut ou pas. L'idée de base est alors de calculer dans le voisinage du site  $(i, j)$  une ou plusieurs "caractéristiques"  $y_{ij}$  (appelée aussi primitive ou attribut). C'est alors à partir du tableau  $y$  que  $x$  est calculé,  $y$  pouvant contenir  $\mathcal{I}$  ou même se réduire à  $\mathcal{I}$ .

#### EXEMPLE

L'exemple est ici naïf mais explicite. Supposons que  $\mathcal{I}$  soit représentée par le modèle:

$$\begin{aligned} \mathcal{I}_{ij} &= \mu + \delta + w_{ij} \quad \text{si } (i, j) \text{ appartient à un défaut} \\ \mathcal{I}_{ij} &= \mu + w_{ij} \quad \text{sinon,} \end{aligned}$$

où  $\mu$  et  $\delta$  sont des constantes positives et les  $w_{ij}$  des variables aléatoires représentant un bruit. Une détection élémentaire des défauts procéderait ainsi. En tout site  $(i, j)$ , on calcule la valeur moyenne de  $\mathcal{I}$  dans une fenêtre  $F$  centrée sur  $(i, j)$ :

$$y_{ij} = \frac{1}{|F|} \sum_{(k,l) \in F} \mathcal{I}_{kl} .$$

Remarquons que si la variance de  $\mathcal{I}_{ij}$  est  $\sigma^2$ , celle de  $y_{ij}$  est  $\sigma^2 / |F|$ .  $y$  est donc une version lissée de  $\mathcal{I}$  où les effets du bruits sont atténués. Ainsi pour les sites à l'intérieur des défauts,  $y_{ij}$  est une estimation de l'intensité du défaut. Par contre à la frontière des défauts, le lissage mélange les intensités des défauts et celles du fond entourant le défaut, créant un flou dans lequel les valeurs  $y_{ij}$  n'ont pas de sens précis.

A partir de  $y$  est calculée l'image  $x$ :

$$\begin{aligned} x_{ij} &= 1 \quad \text{si } y_{i,j} > \textit{seuil} \\ x_{ij} &= 0 \quad \text{sinon,} \end{aligned}$$

où *seuil* est une valeur de seuillage. Cette méthode est valide quand le bruit est faible, *i.e.* quand la variance du bruit est petite vis-à-vis de  $\delta$ . Le rapport " $\delta^2$ /variance" est appelé rapport-signal-à-bruit. Dans le cas contraire, les sites  $(i, j)$  où il y a erreur de détection, sont nombreux. Il en résulte que  $x$  donne une image très dégradée de la région des défauts, image avec laquelle il est difficile, voir impossible, de répondre à la question initiale "un défaut est-il présent?" (figures 5.4-c et d). Une compréhension approfondie de ce principe élémentaire est donnée en §9.1 "Interprétation probabiliste 1".

## 2.2 Problème inverse et principe Bayésien

Dans l'exemple précédent, si le bruit était nul, le problème de détection serait immédiat. Il suffirait de prendre  $y_{ij} = \mathcal{I}_{ij}$  et une valeur *seuil* telle que  $\mu < \textit{seuil} < \mu + \delta$  pour obtenir un résultat parfait. En présence de bruit, il n'en est rien et le principe du maximum de vraisemblance est alors un principe élémentaire insuffisant. Nous nous trouvons face à un problème inverse: à partir d'une image dégradée  $\mathcal{I}$  de la réalité, on souhaite remonter à une image inconnue  $x$  représentant la réalité. Un minimum de formalisme mathématique est nécessaire pour opérer avec pertinence afin d'éviter de poursuivre l'inaccessible comme avec le principe élémentaire.

L'une des raisons d'introduire le cadre des problèmes inverses tient dans le fait que tous les problèmes d'analyse d'images rencontrés ici en sont. Donnons en une solution pour l'exemple précédent. Dans cet exemple les erreurs de détection sont nombreuses car les décisions prise en chacun des sites sont prises indépendamment les unes des autres. Or on sait qu'une région de défaut est connexe. Cela signifie que lorsque'un site  $(i, j)$  appartient à un défaut, certains de ses sites voisins le sont aussi. Un moyen de quantifier la connexité est le suivant. Considérons une image binaire  $x$  contenant  $n$  sites ayant la valeur 1 et posons:

$$U_1(x) = - \sum_{\langle s, s' \rangle} x_{s'} x_s ,$$

où  $s = (i, j)$  et  $s' = (i', j')$  parcourent la grille  $S$  de numérisation.  $\langle s, s' \rangle$  désignent deux sites immédiatement voisins.  $U_1$  est minimal et égal à 0 quand les  $n$  sites sont des sites isolés. Dans ce cas, il y a  $n$  défauts, chacun composé d'un seul site. Dans le cas contraire,  $U_1$  prend une valeur négative caractérisant le regroupement de sites ayant la valeur 1, ou encore la superficie des défauts.  $|U_1(x)|$  s'interprète comme une note de connexité. Maintenant, quand on choisit une certaine image  $x$ , la quantité:

$$U_2(x, \mathcal{I}) = \sum_s (\mathcal{I}_s - \mu - \delta x_s)^2$$

mesure l'écart entre le défaut estimé  $(\mu + \delta x_s)$  et  $\mathcal{I}$ , (en supposant que  $\mu$  et  $\delta$  soient connus, ce qui en pratique n'est pas le cas). Le principe pour estimer  $x$  est maintenant de réaliser un compromis entre la connexité et l'écart, en minimisant:

$$U(x, \mathcal{I}) = \alpha U_1(x) + U_2(x, \mathcal{I}),$$

$\alpha$  étant un paramètre de pondération positif entre la note de connexité et celle de l'adéquation à l'image originale  $\mathcal{I}$ . Quand on travaille avec des caractéristiques  $y$  de  $\mathcal{I}$ , cette note pondérée revêt une expression similaire:

$$U(x, y) = \alpha U_1(x) + U_2(x, y),$$

$U$ ,  $U_1$  et  $U_2$  sont appelées fonction de coût, ou encore énergie par analogie avec des problèmes de physique statistique. Ainsi,  $U_1$  est l'énergie a-priori,  $U$  l'énergie a-posteriori et  $U_2$  l'énergie "d'attache aux données". Une compréhension approfondie de ce principe élémentaire est en §9.1 "Interprétation probabiliste 2".

## 2.3 Chaines de traitements

L'algorithme d'un système de vision artificielle enchaîne généralement un suite de traitements. Dans les paragraphes 2.1 et 2.2, nous avons un premier exemple de traitements: un traitement réalisé site à site de façon indépendante, puis un traitement localisé permettant le regroupement des sites, le second améliorant sensiblement le premier. En contrôle de qualité ou en CND, les objectifs sont tout d'abord la détection des défauts, puis leur interprétation (classification en niveaux de sévérité, caractérisation et dimensionnement).

Schématiquement, une chaîne de traitements visant ces deux objectifs peu se décomposer comme suit:

1. Niveaux bas: "traitement sites" sur  $\mathcal{I}$  et ses caractéristiques  $y$ , dont le résultat est par exemple une segmentation  $x$ .
2. Niveaux hauts: "traitement d'objets et de connaissances" sur  $x$ , comme par exemple le regroupement de régions, la caractérisation (taille, surface, périmètre...), l'interprétation vis-à-vis d'une base de connaissance, ceci afin de décider de la nature des défauts.

Ces niveaux font intervenir des chaines de traitements souvent complexes. En annexe, on donne quelques unes des caractéristiques d'images parmi les plus utilisées. Nous donnons maintenant un exemple de composants d'une telle chaîne.

### *Illumination non-uniforme*

Ce terme rassemble des situations diverses. Pour fixer les idées, considérons le modèle d'image suivant:

$$\mathcal{I}_{ij} = \mu_{ij} + d_{ij} + w_{ij}$$

où  $d_{ij} < 0$  si  $(i, j)$  appartient à un défaut et  $d_{ij} = 0$  sinon.  $w_{ij}$  représente un bruit ou une texture et  $\mu_{ij}$  une tendance lumineuse (appelée aussi gradient de luminosité) due à une "illumination" non-uniforme. En général,  $\mu_{ij}$  est une surface à variation douce.

Un premier inconvénient de la présence de  $\mu$  est la faible lisibilité des défauts, due à l'écrasement de la dynamique de leurs niveaux de gris (figures 5.2 et 5.3). Un second inconvénient est relatif aux traitements qui très souvent supposent que le modèle utilisé est "stationnaire", c'est-à-dire que la définition des caractéristiques locales de l'image  $\mathcal{I}$  ne dépende pas de l'endroit où on se place dans l'image.

#### Exemples d'illumination non-uniforme

En lumière visible, cette non uniformité résulte du réglage de l'éclairage. Quand l'éclairage est oblique, l'illumination de la zone inspectée décroît au fur et à mesure de l'éloignement à la source lumineuse (figure 3.1-a). En rayonnement X, lorsque la pièce métallique inspectée est d'épaisseur décroissante, l'image comporte un gradient de luminosité. Ceci est dû au fait que les rayons ne traversent pas tous la même épaisseur de matière.

#### Exemple de traitement

On représente  $\mu$  par une surface polynomiale cubique continue par morceaux  $z(u, v)$ . Le domaine  $S$  des sites est partitionné en grands carrés sur lesquels  $\mu$  est une surface de degré 3 dans les deux directions  $u$  et  $v$ .  $\mu$  est autorisé à avoir des discontinuités à la frontière des carrés vis-à-vis de leurs dérivées partielles du troisième ordre. Ces surfaces sont appelées des surfaces splines bicubiques.<sup>1</sup>

---

<sup>1</sup>B. Chalmond, Modeling and inverse problems in image analysis, AMS155, Springer Verlag, 2003





## Part II

# Contrôle de qualité en ligne



# 3

## Contrôle de surface en lumière visible

### 3.1 Eclairage de surface

L'éclairage est la première difficulté majeure sur laquelle on bute quand on vise une analyse d'images automatique sur une ligne de production. La technique d'éclairage dépend du type de la surface à examiner (halogène, néon, fluorescence,...). Ainsi, une surface métallique lisse pose des problèmes spécifiques dus aux éblouissements. Surfaces lisses et surfaces rugueuses ne réfléchissent pas de la même façon et il faut donc adapter l'éclairage afin d'obtenir le meilleur contraste entre la surface et les défauts. Les surfaces texturées sont souvent des surfaces rugueuses. Les zones de défauts présentent un aspect ondulatoire plus marquée que celui de la texture, faisant apparaître des régions nettement sur-élevées et/ou abaissées par rapport à la surface moyenne. En sur-éclairant les zones sur-élevées et en sous-éclairant les zones sous-élevées, on crée un contraste visuel mettant en évidence les défauts. Ceci est réalisé par un éclairage oblique dont l'angle d'incidence est expérimentalement réglé suivant l'application.

### 3.2 Détection de défauts de cuir

<sup>1</sup>

Il s'agit d'un contrôle d'aspect visuel. Cette tâche fait intervenir divers paramètres qualitatifs et comportent donc une partie de subjectivité. En fait, le système ne doit pas seulement réaliser la détection des défauts mais doit aussi leur affecter une note de sévérité suivant un classement pré-établi par l'entreprise, la profession ou autre organisme. Enfin le système doit aider à régler la machine intervenant sur l'élaboration de la surface, ici une machine à découper. La détection de défauts est l'étape initiale indispensable à la phase

---

<sup>1</sup>©SUDIMAGE

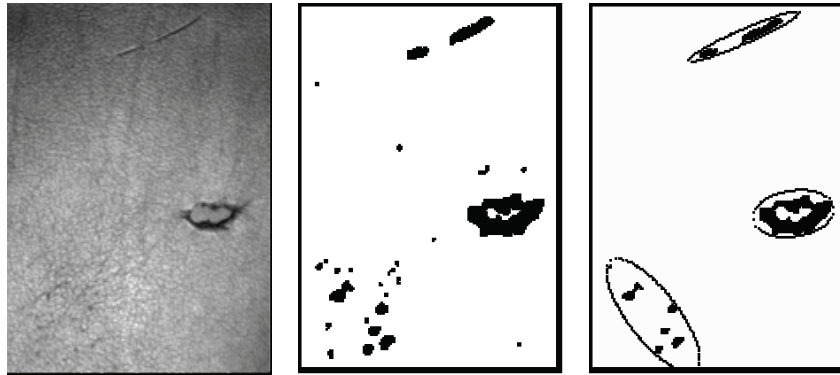


Figure 3.1. (a) Surface de cuir, (b) Segmentation, (c) Classement.

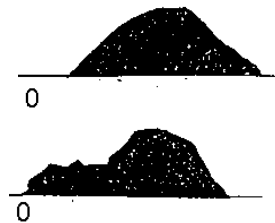


Figure 3.2. Histogrammes locaux: (a) dans la texture. (b) dans un défaut.

de classement en degré de sévérité. Ce paragraphe est le seul de ce document à d'écrire la chaîne complète du traitement.

### *Une caractéristique pour la discrimination de textures*

Quelle caractéristique choisir pour discriminer les régions de défauts de celles de la région texturée saine? Le dessin de la texture sur une surface de cuir n'est pas homogène. Par ailleurs à cause de l'éclairage incident oblique, il existe un gradient de luminosité sur l'image: elle est globalement plus clair près de la source lumineuse qu'ailleurs (figure 3.1-a).

Les détails sont des piques, des plis, des déchirures... Ils apparaissent globalement sombres alors que la surface texturée présente une répétition des niveaux de gris plus ou moins régulière quand on fait abstraction du gradient de luminosité. Les défauts créent donc de fortes discontinuités dans la surface. Il en résulte que la distribution des niveaux de gris dans un défaut est sensiblement différentes de celle dans la texture. La figure (figure 3.2) montre un exemple d'histogramme des niveaux de gris à l'intérieur d'un défaut ainsi qu'un histogramme à l'extérieur, *i.e.* dans la texture. On constate que la forme de l'histogramme d'un défaut est décalée vers la gauche (niveaux de gris foncés) relativement à l'histogramme de la texture.

L'idée est donc de chercher en tout site  $s$ , une caractéristique  $y_s$  calculée à partir d'histogrammes locaux autour de  $s$  et qui puisse discriminer entre défauts et texture. En tout site  $s$ , on considère donc l'histogramme local calculé sur une fenêtre  $F$  de dimension  $n \times n$  centrée sur  $s$ . Soient  $a_s$  et  $b_s$  les percentiles à 5% et 10% de cet histogramme,

( $a_s$  est le niveau de gris  $g$  tel que 5% des niveaux de gris dans  $F$  soient inférieur à  $g$ ). On pose alors:

$$y_s = \frac{1}{2} [f(a_{s^*} - a_s) + f(b_{s^*} - b_s)] ,$$

où  $f(\lambda) = \max(\lambda, 0)$ .  $y_s$  est appelé "contraste".  $s^*$  est le site appartenant au pourtour  $C$  du carré  $2n \times 2n$  centré en  $s$  pour lequel la dispersion de l'histogramme est maximale.

### *Détection*

Sur la base de cette caractéristique, la détection des défauts, ou plutôt la segmentation de l'image  $\mathcal{I}$  est menée suivant le principe bayésien exposé au paragraphe 2.2 en supposant que:

$$\begin{aligned} y_{ij} &\sim LG(\delta, \sigma^2) \quad \text{si } (i, j) \text{ appartient à un défaut} \\ y_{ij} &\sim LG(0, \sigma^2) \quad \text{sinon.} \end{aligned}$$

Le résultat est une image binaire  $x$ . La figure 3.1-b illustre cette segmentation.

## 3.3 Classification de défauts de cuir

### *Structuration de la détection*

La segmentation a permis de localiser les zones défectueuses du cuir. Cependant, cette segmentation n'est pas directement utilisable pour la classification des défauts car nous ne disposons pas d'information structurelle des zones détectées à une échelle plus grande que celle des sites.

*Extraction des composantes connexes.* Nous construisons tout d'abord l'ensemble  $\mathcal{C}$  des composantes connexes des sites tels que  $x_s = 1$ :  $\mathcal{C} = (C_1, \dots, C_p)$ . La connexité utilisée est celle des quatre plus proches voisins. Du fait de la caractéristique  $y$  utilisée, les composantes obtenues sont toujours plus épaisses que ce qu'elles devraient être. Aussi, chaque composante est érodée de sa frontière suivant la 4-connexité précédente. De plus, les composantes minuscules sont supprimées.

*Agglomération des composantes voisines.* Un défaut ne se résume pas nécessairement à une seule composante. Par exemple le "défaut piqure" est souvent un amas de piqures voisines. Il est alors nécessaire de les regrouper avant de déterminer une caractérisation d'un tel défaut. Deux composantes connexes sont réunies dans un même défaut si leur distance est inférieure à un seuil. On obtient finalement un ensemble de régions correspondant à des défauts  $\mathcal{R} = (R_1, \dots, R_q)$  où  $q$  est parfois beaucoup plus petit que  $p$ .

### *Classification*

Elle consiste à définir pour chaque région  $R_i$  un ensemble d'attributs, puis sur la base des ces attributs à réaliser la classification en utilisant des règles heuristiques.

*Extraction d'attributs classificateurs.* Trois types d'attributs interviennent: des attributs de base (nombre  $n_i$  des  $C_j$  dans  $R_i$ , surface moyenne  $\bar{S}_i$  des composantes  $R_i, \dots$ ), des at-

tributs de forme (calculés sur l'ellipse d'inertie de  $R_i$ ), des attributs de contraste (contraste moyen des  $y_s$  calculé sur la segmentation).

*Règle de classification.* Les types de défauts sont répertoriés (A,B,...). Donnons un exemple de règle pour le "défaut pique". Si  $\bar{S}_i < seuil_1$  alors "défaut pique"; si  $n_i > seuil_2$  alors "défaut pique" important (classe A), sinon "défaut pique" peu important (classe B).

La figure 3.1-c illustre cette procédure.

# 4

## Contrôle dimensionnel par radiographie X

### 4.1 Généralités

La qualité et la sécurité de nombreux produits peuvent être améliorées par un contrôle par rayonnement X sur la ligne de production. Par exemple, dans l'industrie alimentaire, il est essentiel de détecter des inclusions contaminant le produit enfermé dans une boîte de conservation. De même, il est essentiel que le métal utilisé pour la fabrication de boîtes stériles ne contienne pas d'inclusions qui pourraient causer des ruptures lors du conditionnement ou pendant la durée de vie du produit. Remarquons que si le deuxième exemple peut s'apparenter au problème des défauts de surface, il n'en n'est pas de même du premier qui nécessite de visualiser l'intérieur d'un volume, ce qu'autorise le rayonnement X.

Contrairement à la lumière visible, nous n'avons plus ici les problèmes d'éclairage quoique les problèmes d'illumination non-uniforme demeurent. Ceci est de première importance. La technologie actuelle permet de contrôler des lignes de fabrication à de grandes cadences: par exemple de l'ordre d'un millier de bouteilles à la minute pour la fabrication des bouteilles de verre et de l'ordre de quelques mètres à la seconde pour la fabrication des feuilles de métal.

Dans ce chapitre, nous illustrons l'utilisation du rayonnement X, pour le contrôle de soudure de composant électronique.<sup>1</sup>

### 4.2 Contrôle des soudures de composant électronique

La figure 4.1 montre une radiographie d'une carte de circuit imprimé. Cette image est la superposition radiographique de plusieurs structures 3D. Les composants électroniques

---

<sup>1</sup>©LETI, S. Girard, Thèse Cergy-Pontoise 1996.

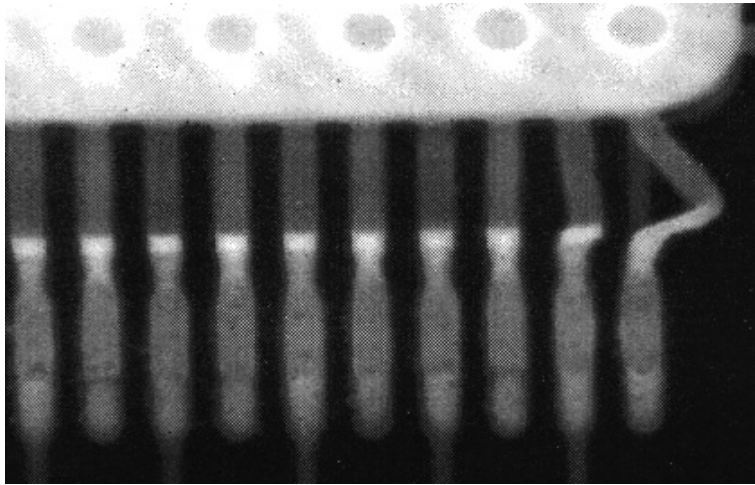


Figure 4.1. Extrait d'une radiographie de carte de circuit imprimé.

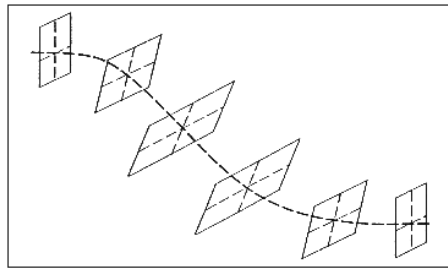


Figure 4.2. Modèle de patte.

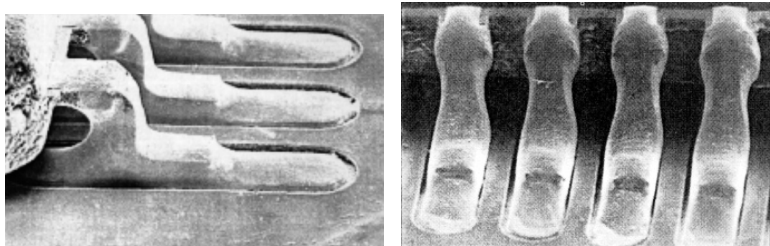


Figure 4.3. Vues au microscope électronique d'une patte soudée. (a) De profil. (b) De face.

sont connectés au substrat de la carte par soudure de leurs pattes de connexion. Ici, nous nous focalisons sur deux structures - patte et soudure - et on suppose disposer d'un prétraitement qui extrait de l'image radiographique initiale, une image  $\mathcal{I}$  ne contenant que la superposition des pattes et de leur soudure, *i.e.* les pattes soudées. La figure 4.2 montre un schéma du type des pattes considérées, pattes appelées "gull-wing" (aile de mouette). La figure 4.3 donne les images d'une patte soudée vues au microscope.

L'objectif du contrôle est de déterminer l'état de chacune des soudures en terme de dimension volumique.



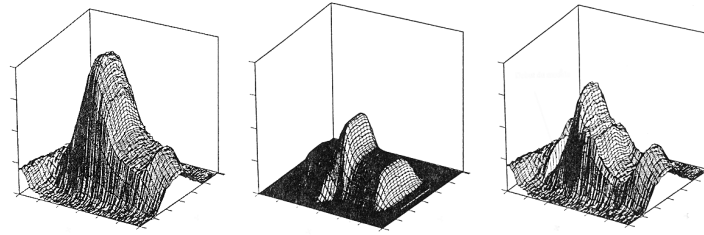


Figure 4.4. Patte soudée. (a) Projection radiographique  $\mathcal{P}$ . (b) Estimation de la projection  $\mathcal{G}_\theta$  de la patte; (c) Estimation de la projection  $\mathcal{O}$  de la soudure.

Si on n'était pas tenu par le temps réel, une reconstruction tomographique 3D (cf. chapitre 6) fournirait une connaissance très précise de ces structures. Une autre solution doit être envisagée afin de réduire les temps de traitement. La première idée consiste à utiliser une radiographie unique de la patte non-soudée que l'on soustrait alors à chacune des images de patte soudée. Malheureusement, les pattes sont légèrement flexibles et ne se présentent pas toujours dans la même position. Si bien que l'utilisation d'une image radiographique type lors de la soustraction entraîne des erreurs. L'approche retenue consiste à se donner un modèle non pas d'une seule patte rigide mais d'une patte déformable, le modèle étant "appris" sur un jeu d'exemples de pattes déformées avant soudure. Quand une nouvelle patte soudée arrive pour contrôle, il suffit alors de déterminer, grâce au modèle, la meilleure déformation pour pouvoir réaliser la soustraction.

#### *Estimation volumique de la soudure*

La projection radiographique d'une patte soudée est la somme de la projection de l'objet  $\mathcal{G}_\theta(M)$  et de la projection de la soudure  $\mathcal{O}(M)$ , projections qu'il s'agit d'estimer. En annexe §9.2, on modélise  $\mathcal{G}_\theta(M)$  par un cylindre généralisé de paramètre inconnu  $\theta$ . Le modèle de projection au point  $M = (x, y)$  est:

$$\mathcal{P}(M) = \mathcal{G}_\theta(M) + \mathcal{O}(M) + W(M)$$

avec la contrainte  $\mathcal{O}(M) > 0$ .

Le cylindre  $\mathcal{G}_\theta$  est occulté par la soudure  $\mathcal{O}$ , et ceci à un bruit près  $W$ . L'estimation des deux composantes  $\mathcal{G}_\theta$  et  $\mathcal{O}$  permet alors sous certaines conditions de remonter au cylindre généralisé de la patte dont la projection est  $\mathcal{G}_\theta$ . Pratiquement, on commence par estimer  $\mathcal{G}_\theta$  suivant le principe bayésien qui fournit la déformation optimale  $\hat{\theta}$ , puis on en déduit la soudure par soustraction:

$$\hat{\mathcal{O}} = \mathcal{P} - \mathcal{G}_{\hat{\theta}}.$$

La figure 4.4 illustre le résultat de cette technique <sup>2</sup>

<sup>2</sup>S. Girard, J.M. Dinten, B. Chalmond "Building and training radiographic models for flexible object identification from incomplete data", IEE Proc. Vis. Image Signal Process., 1996



## Part III

# Contrôle Non-Destructif



# 5

## Détection de défauts par radiographie

### 5.1 Radiographie X et $\gamma$

#### **Conversion**

La radiographie offre la meilleure qualité d'image pour la détection des défauts. Le contrôle consiste à analyser la transparence d'un objet à un faisceau de rayonnement ionisants, X ou  $\gamma$ , sur la base des propriétés d'atténuation de ces faisceaux par la matière. La distribution d'intensité dans le faisceau émergent, appelée image radiante, doit être transformée en une image visible. Dans la plupart des applications industrielles, c'est le film argentique qui réalise cette conversion, bien que d'autres systèmes existent aujourd'hui (écrans fluorescents, semi-conducteur, caméra sensible au rayonnement). De tels détecteurs sont avant tout caractérisés par:

- le contraste (rapport signal-à bruit). Plus précisément c'est l'efficacité de détection quantique liée au nombre de photons incidents arrêtés.
- la résolution spatiale (netteté). Elle caractérise avec quelle précision le détecteur localise l'information X ou  $\gamma$  de l'image radiante. Ceci est essentiel pour le repérage des contours et des petits défauts.

#### **Système radiographique**

Considérons ceux dont le détecteur est un film (figure 5.1).

Celui-ci est équipé de différents filtres et écrans renforceurs afin de réduire le rayonnement diffusé qui est l'une des causes de perte de netteté. Contraste et netteté d'image sont liés à de nombreux facteurs:

- longueur d'onde de la source
- contraste du film
- écrans et filtres
- temps de pose

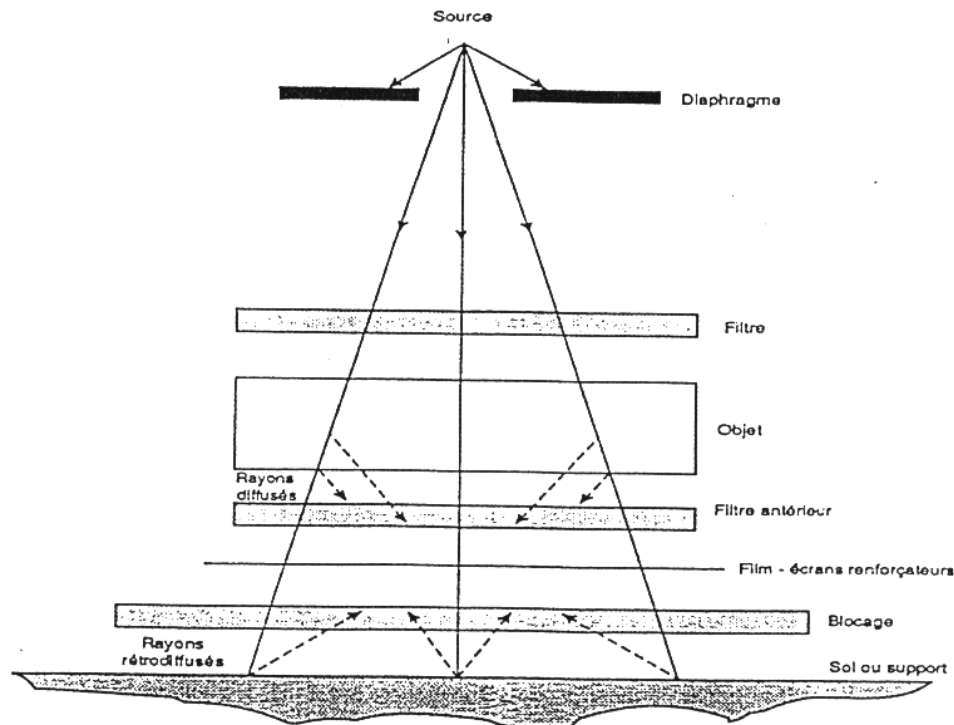


Figure 5.1. Système radiographique.

- tension de la source
- distance source-pièce

Il faut donc déterminer les conditions pour lesquelles la netteté et le contraste seront les meilleurs. Ainsi, l'adjonction ou non d'écrans et de filtres, le choix de la tension, le choix de la distance source-pièce sont les premières dispositions prises par l'opérateur.

Signalons que le choix du meilleur agencement radiographique au regard de l'examen à réaliser peut être obtenu par simulation numérique. A cet effet, on simule par des méthodes de Monté-Carlo, le parcours de plusieurs centaines de millions de photons issus de la source gammagraphique. L'arrivée de ces photons sur les films fournissent alors une image virtuelle permettant de juger de la qualité image.<sup>1</sup>

### Mise en correspondance

Il est souvent nécessaire de mettre en correspondance l'image radiographique avec la zone inspectée de la pièce. Ceci implique la mise en oeuvre de mesures spécifiques de repérage et de marquage parfois contraignantes. C'est en particulier le cas en reconstruction tomographique tridimensionnelle (chapitre 6).

<sup>1</sup>©EDF; A. Bonin, B. Chalmond et B. Lavayssière, "Monte-Carlo simulation of industrial radiography images and experimental design", NDT&E International, 35, 2002.

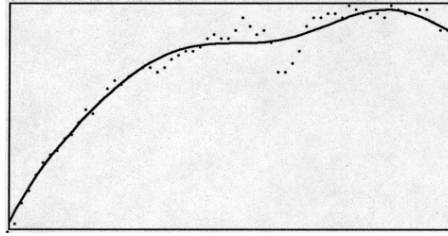


Figure 5.2. Le profil d'une image  $\gamma$  avec l'estimation de la tendance  $\mu$ .

### Qualité d'image

On utilise des indicateurs de qualité d'image (IQI) pour évaluer la qualité des images résultant d'un système radiographique. Ces IQI sont des pièces étalons (appelée aussi fantôme) comportant des inclusions et des aspérités jouant le rôle des défauts. Une des difficultés de cette approche réside dans le choix de l'étalon.

## 5.2 Contrôle de tubes par gammagraphie

2

Certaines pièces métalliques composant les centrales nucléaires peuvent présenter des défauts de fabrication. Sous les effets conjugués de contraintes mécaniques extérieures et du vieillissement, certains de ces défauts, initialement acceptables vis-à-vis des critères de fabrication, peuvent devenir inacceptables en fin de vie. Nous présentons dans ce chapitre et le prochain, le contrôle par gammagraphie de tube coudé en acier austéno-ferritique dont le diamètre est de l'ordre de 80 cm et l'épaisseur de la paroi avoisine 7cm. Lors du contrôle, la source d'irridium est placée à l'intérieur du tube. Elle émet dans toutes les directions un rayonnement qui vient impressionner des films posés sur la surface extérieure du tube. Le temps de pose est en moyenne de 2 à 3 heures. Remarquons que les rayons ne traversent pas tous la même épaisseur de matière et qu'au delà un certain angle d'incidence, les rayons sont trop atténués pour impressionner les films. Ceci entraîne un gradient de luminosité sur les images.

Les objectifs du contrôle sont:

1. la détection des défauts en terme de segmentation,
2. la reconstruction 3D et la caractérisation des défauts,

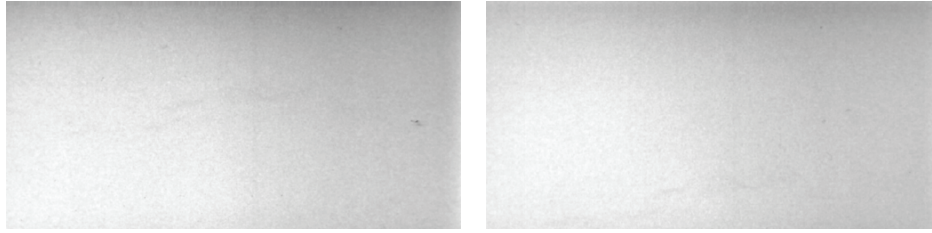
Ce chapitre traite du premier objectif alors que les autres objectifs sont traités dans le chapitre 6.

### *Détection de défauts*

Sur les radiographies  $\gamma$ , les défauts correspondent à des zones sombres et allongées sur un fond plus ou moins uniforme et bruité. Il est conceptuellement commode d'identifier ces défauts à des vallées dans un paysage tourmenté.

---

<sup>2</sup>©SUDIMAGE

Figure 5.3. Un couple d'images  $\gamma$ .

Soit  $\mathcal{I} = \{\mathcal{I}_s, s \in \mathcal{S}\}$  l'image à traiter dont un profil est donnée en figure 5.2. Nous supposons que cette image est représentée par le modèle suivant:

$$\mathcal{I} = d + \mu + w ,$$

où  $w$  est un bruit blanc (les  $w_s$  sont mutuellement indépendantes) de variance  $\sigma^2$  et de moyenne nulle.  $\mu$  représente la tendance lumineuse et  $d$  l'image des vallées (les défauts). Sur la figure 5.2 est porté en sur-impression une estimation de  $\mu$ . Soulignons que du fait de la tendance, les défauts sont quasiment imperceptible à un oeil non exercé. Ils deviennent apparants sur  $y = \mathcal{I} - \hat{\mu}$  une fois la tendance supprimée (figures 5.4-a et b). Cependant cette opération accentue aussi le bruit. Notre image est maintenant  $y$  dont le modèle est:

$$y = d + w ,$$

Du fait de la forte dégradation de l'image, plutôt que de tenter d'estimer les vallées, on estime les *lignes de fond de vallée* (LFs). L'idée de base de ce choix étant que le rapport-signal-à-bruit est maximal sur les lignes de fond de vallée qui sont par conséquent mieux estimables que les vallées.

Pour tout site  $s \in \mathcal{S}$ , nous posons  $d_s \leq 0$ , avec:

$$\begin{aligned} d_s &< 0 && \text{si } s \text{ est le site d'une vallée} \\ d_s &= 0 && \text{sinon.} \end{aligned}$$

Etant donnée une configuration  $d$ , nous codons le champ binaire  $\ell$  des lignes de fond de vallée par:

$$\begin{aligned} \ell_s &= 1 && \text{si } s \text{ est le site d'une LF} \\ &= 0 && \text{sinon.} \end{aligned}$$

Les LFs seront définies relativement à trois caractéristiques:

- (f1) caractéristique de courbure dans  $d$ ,
- (f2) caractéristique de profondeur,
- (f3) caractéristique de régularité géométrique.

Les figures 5.4 illustrent le résultat du traitement de gammagraphies à l'aide cette technique.<sup>3</sup>

---

<sup>3</sup>R. Azencott, B. Chalmond, F. Coldefy, "Markov fusion of a pair of noisy images to detect intensity valleys", Int. J. of Computer Vision, 1995.



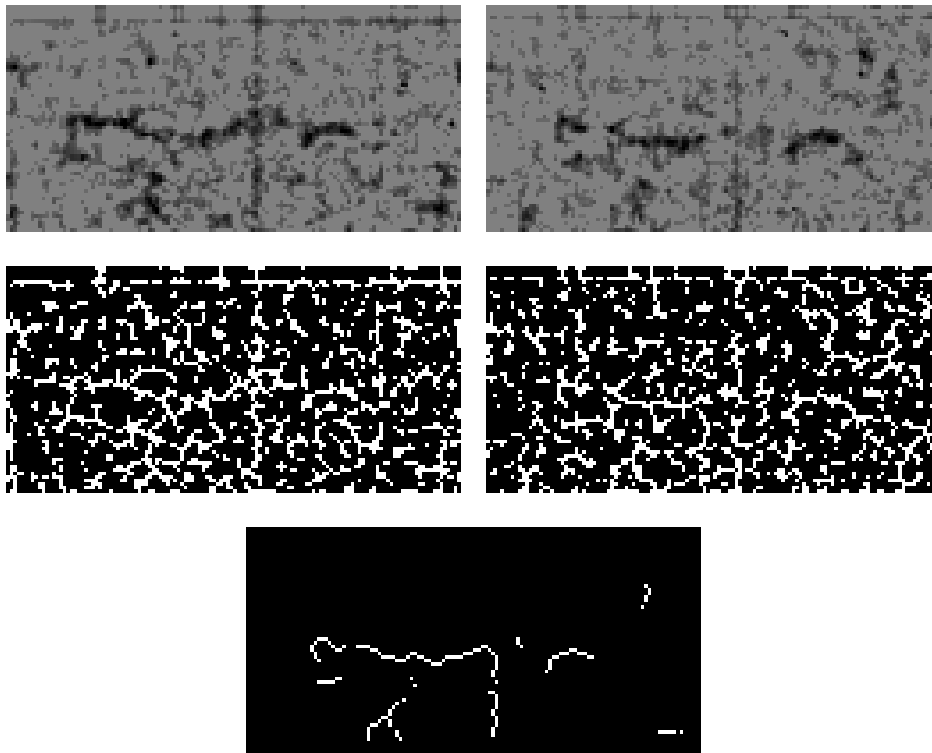


Figure 5.4. (a) et (b) Estimation des vallées. (c) et (d) Lignes indicatrices des courbure correspondantes. (e) Détection finale par fusion des deux images du couple  $\gamma$ .

# 6

## Reconstruction 3D multi-films de défauts

### 6.1 Caractérisation 3D

1

Le contrôle consiste en  $L$  radiographies distinctes, *i.e.* que nous disposons de  $L$  fournissant  $L$  vues radiographiques de la pièce inspectée. L'appareillage permet de recalculer dans un même repère 3D les  $L$  images  $\{\mathcal{I}^l, l = 1, \dots, L\}$ . Soulignons que le problème de recalage est essentiel en reconstruction 3D. Nous supposons ici qu'un seul défaut est présent dans la région inspectée. Cela signifie qu'un prétraitement extrait de la région effectivement inspectée une sous-région respectant cette hypothèse. La figure 6.1 montre trois vues radiographiques d'un même défaut.

Notons  $y^l$  les images binaires des lignes de fond de vallée (LF) extraites des images  $\mathcal{I}^l$  suivant la techniques du chapitre 5.  $y^l$  est la caractéristique d'image sur laquelle la caractérisation va être basée. Les LFs dans  $y^l$  correspondent, au bruit près, au impacts des rayons ionisants traversant la plus grande épaisseur du défaut.

On cherche à caractériser ce défaut par une courbe 3D représentant son squelette. Notons  $C^*$  la courbe inconnue que l'on cherche à reconstruire et  $\mathcal{P}^l(C^*)$  sa projection sur le  $l$ -ième film. On représente la trace de cette courbe sur le film par une image binaire  $b^l$  partout nulle sauf sur les sites que traverse la courbe bidimensionnelle  $\mathcal{P}^l(C^*)$ . Nous considérons que l'image  $y^l$  est une nouvelle donnée correspondant à une version bruitée et déformée de  $b^l$ , image inconnue de la projection de  $C^*$ . L'estimation consiste à déterminer une courbe discrète notée  $\hat{C}$  qui estime  $C^*$  et dont les projections  $\{\mathcal{P}^l(\hat{C}), l = 1, \dots, L\}$  soient cohérentes avec  $\{y^l, l = 1, \dots, L\}$ . L'annexe §9.4 "Caractérisation 3D" donne quelques indications sur la façon de procéder. La figure 6.1 illustre notre propos. <sup>2</sup>

---

<sup>1</sup>©SUDIMAGE

<sup>2</sup>B. Chalmond, F. Coldefy, B. Lavayssière, " 3D curve reconstruction from degraded projection", In Wavelets, Images and Curve Fitting, AKPeters, 1994.

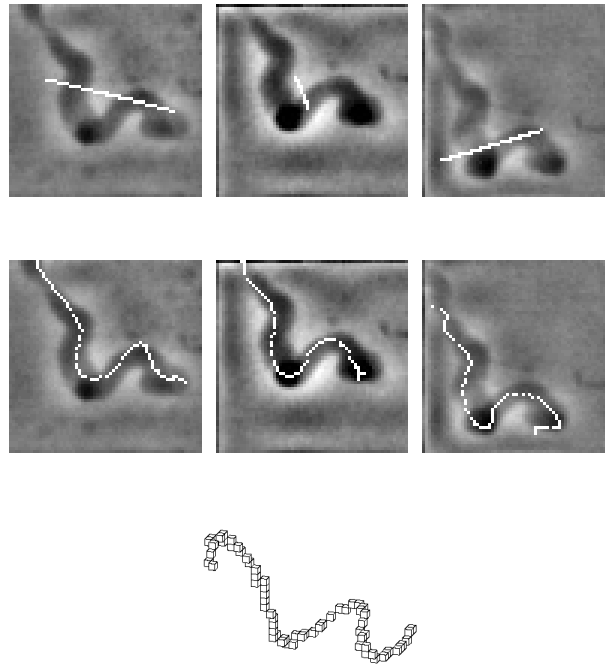


Figure 6.1. Mise en correspondance d'un prototype avec trois projections radiographiques: (a) Images des contours flous  $\{\tilde{I}_\ell\}$  et projection du prototype rigide. (b) Projections du prototype spline après mise en correspondance. (c) Représentation 3D du prototype déformé après mise en correspondance.

## 6.2 Reconstruction tomographique 3D

3

Voici un exemple de reconstruction tridimensionnelle à partir d'un petit nombre de projections qui sont ici des radiographies bidimensionnelles. En contrôle non-destructif, il est d'intérêt de reconstruire l'image 3D de la structure interne du matériau inspecté, afin de visualiser les éventuelles imperfections comme des défauts ou des fissures que nous désignons sous le nom générique d'inclusion. Lorsque seul, un petit nombre de projections est disponible, une reconstruction tomographique classique (cf. l'annexe §9.4 "Tomographie 2D à transmission") est grandement inefficace et on est alors amené à se limiter à la reconstruction de quelques caractéristiques géométriques des inclusions, comme leur enveloppe ou leur squelette. Cette approche robuste n'est plus valide en cas d'occultation, c'est-à-dire quand la région inspectée du matériau contient des inclusions dont les projections se superposent. Cependant, dans de nombreuses situations en CND, on peut supposer que le matériau est approximativement binaire signifiant la présence d'inclusions plus ou moins contrastées sur un fond plus ou moins homogène. Un objectif raisonnable est alors de chercher à déterminer le nombre exact d'inclusions ainsi que leur forme, mais sans chercher

---

<sup>3</sup>©SUDIMAGE

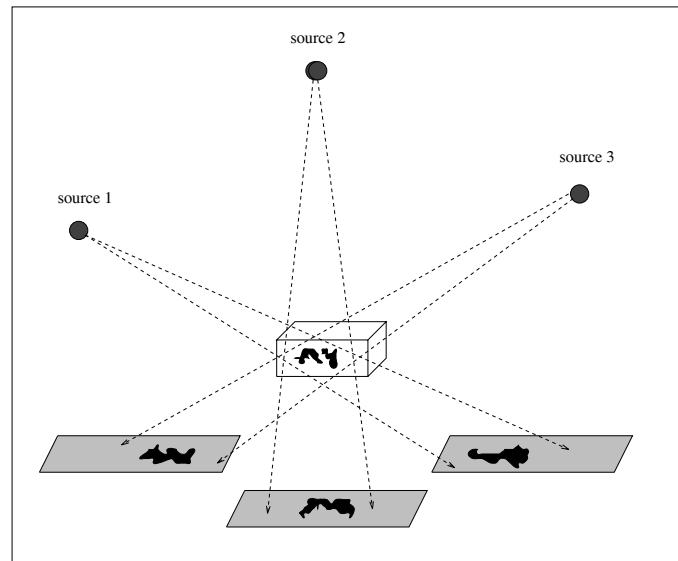


Figure 6.2. Dispositif de la tomographie 3D à transmission

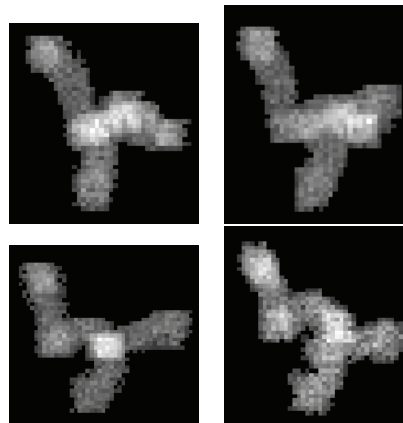


Figure 6.3. Quatre vues radiographiques d'un même "objet".

une reconstruction fine en niveaux de gris comme en tomographie classique.

L'appareillage est ici une généralisation du cas 2D standard excepté que les sources sont coniques. Il consiste en  $L$  sources ( $\gamma$  ou  $X$ ), typiquement  $L \leq 9$ , l'angle maximal de vue entre deux sources étant petit. Chaque source émet un faisceau conique de rayons. Ainsi,  $L$  projections bidimensionnelles sont obtenues (cf. figure 6.2).

Dans l'annexe §9.4 "Reconstruction tomographique 3D", une esquisse de la méthode de reconstruction est donnée. Les figures 6.3 et 6.4 illustrent les résultats, sur des données simulées. Les inclusions originales (figure 6.4-a) ont été simulées dans les conditions d'un examen CND. Les  $L = 4$  sources sont placées dans un même plan au dessus des deux inclusions à une hauteur de  $z = 482mm$ . La première source est à la verticale des inclusions alors que les trois autres sont également espacées sur un cercle de rayon  $125mm$  centré

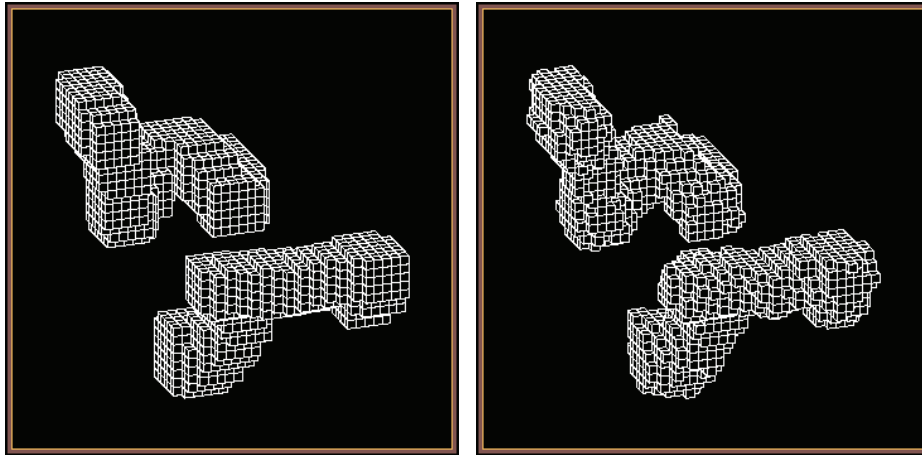


Figure 6.4. (a) "Objet" original. (b) "Objet" reconstruit.

sur la première source. Le plan de projection est à  $z = 0mm$ . La position moyenne des inclusions est  $z = 443.5mm$ . Chaque voxel  $\bar{s}$  est un cube de côté  $0.75mm$ . Le volume total des inclusions est de 4024 voxel et celui de  $S$  est de 19000 voxels. Les projections de ces deux inclusions ont été bruitées par un bruit blanc gaussien de variance 4. On remarque sur les projections que les inclusions s'occulent.

Examinons en détails les résultats.<sup>4</sup> A l'issue de l'étape initiale de détection, inhérente à tout contrôle non-destructif, on dispose d'une segmentation des images sur lesquelles on ne retient que les segments correspondant à la projection supposées des inclusions (cf. chapitre 11), le reste étant mis à une valeur nulle. Ceci revient à supposer que la densité  $\mu$  du matériau en dehors des inclusions est nulle. Plus précisément si  $L$  est la longueur totale du trajet d'un rayon et  $\ell$  la longueur restreinte aux inclusions quand ceux-ci sont présents, alors la valeur de la projection est:  $(L - \ell)\mu + \ell\mu'$ ,  $\mu'$  étant la densité des inclusions.

La minimisation de l'énergie est initialisée par la configuration  $(x_s = 1, \forall s)$ . Le volume de la reconstruction de 4086 voxels est précis. Cependant il y a 776 voxels erronés mais qui pour la plupart se situent à la surface des inclusions, réduisant ainsi de moitié le taux d'erreur.

<sup>4</sup>B. Chalmond, F. Coldefy, "Reconstruction 3D en radiographie industrielle", EDF-DER, 1994.

# 7

## Contrôle ultrasonore 3D

### 7.1 Ondes ultrasonores

#### *Principe*

Ce contrôle utilise les propriétés vibratoires de la matière. Quand on soumet un matériau à une onde élastique (*i.e.* mécanique), le déplacement des particules se communique de proche en proche grâce aux forces qui lient ces particules entre-elles. Les ondes élastiques subissent des modifications quand elles rencontrent une discontinuité dans la structure de la matière. En CND la gamme des fréquences utilisées s'étend de quelques centaines de kiloHertz à quelques dizaines de mégaHertz donnant à ces ondes l'appellation d'ondes ultrasonores. Les contrôles ultrasonores nécessitent de considérer beaucoup plus les aspects physiques que les autres contrôles. Les ondes ultrasonores sont émises par un transducteur qui fonctionne en émettant des signaux impulsionnels de courte durée. Ce même transducteur est en charge aussi de recevoir les signaux réfléchis par les discontinuités rencontrées dans le matériau (figure 7.1). La génération des ultrasons est de première importance en CND, car les possibilités de détecter et de localiser un défaut dépend du type du transducteur, du faisceau ultrasonore créé ainsi que de la fréquence d'émission. En fait, la pastille du transducteur émet un faisceau d'ondes ultrasonores créant un champ ultrasonore 3D.

#### *Champ ultrasonore*

Quand le contrôle est réalisé en immersion, le transducteur et la pièce sont placés dans un liquide couplant. Dans ce cas, le champ possède une discontinuité du fait de l'interface liquide-pièce, comme on le voit sur la figure 7.2 qui est une section 2D du champ 3D. Sur cette figure, on constate que le champ dans la pièce est caractérisé par une tache focale que l'on sait être liée aux paramètres du transducteur. L'énergie ultrasonore est concentrée dans cette tache et plus particulièrement au voisinage de son centre. On constate aussi que l'axe de la tache est incliné. Cela est dû au fait que l'on utilise ici un transducteur

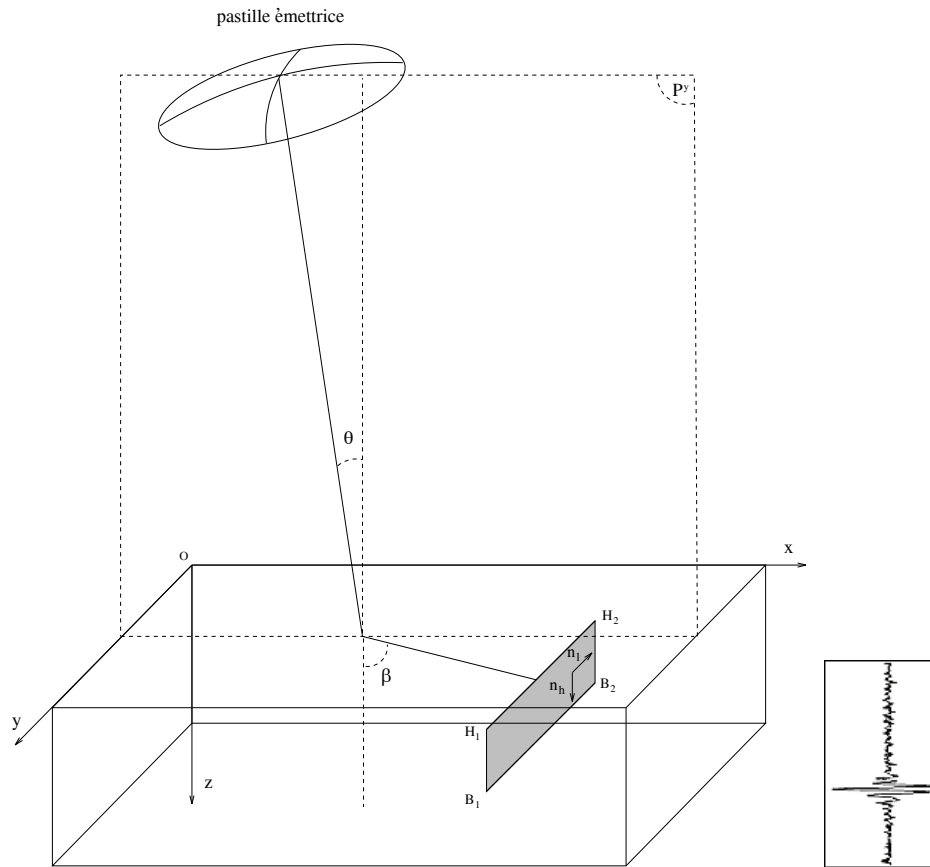


Figure 7.1. (a) Configuration de balayage de la pièce par le traducteur. (b) Ascan( $x, y$ ).

émettant un faisceau incliné par rapport à la direction normale de l'interface. Une telle inclinaison permet de détecter des défauts du type plan perpendiculaire à la surface ainsi que des défauts inclinés. Lors de la propagation, on distingue les ondes longitudinales et les ondes transversales. Lorsque l'angle d'incidence dépasse une valeur critique, seules les ondes transversales sont présentes, simplifiant l'interprétation des signaux.

## 7.2 Imagerie ultrasonore

### *Un exemple de dispositif*

Supposons que la pièce inspectée soit un parallélépipède contenant des défauts qui sont des fissures planes. La surface supérieure de la pièce est contenue dans le plan de référence ( $oxy$ ) et c'est à partir d'elle que l'inspection échographique est réalisée. La pièce inspectée comprend 5 fissures de profondeur et d'orientation variables. Les arêtes hautes et basses des fissures planes et basses notées respectivement  $H_1H_2$  et  $B_1B_2$  sont globalement orientées suivant ( $oy$ ). La fissure n'est pas nécessairement verticale, (figure 7.3).

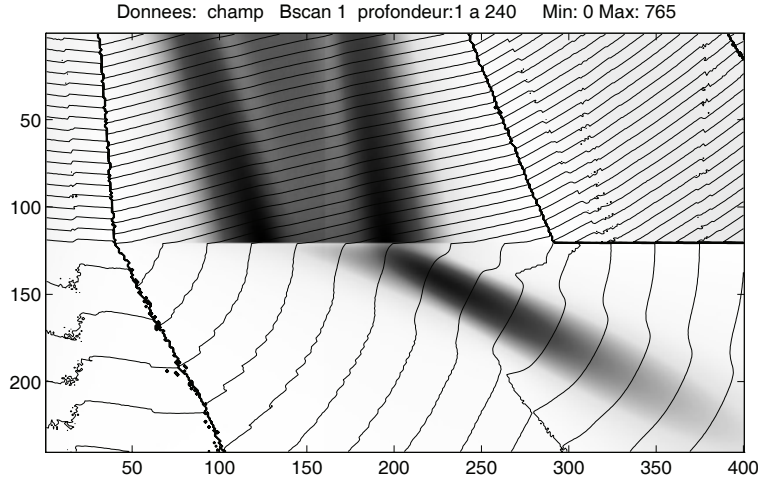


Figure 7.2. Champ ultrasonore dans un plan vertical  $\mathcal{P}^y$  avant et après le passage de l'interface pour  $\theta = 12.9$  degrés. Les mesures sont effectuées tous les  $1/4$  de  $mm$ .

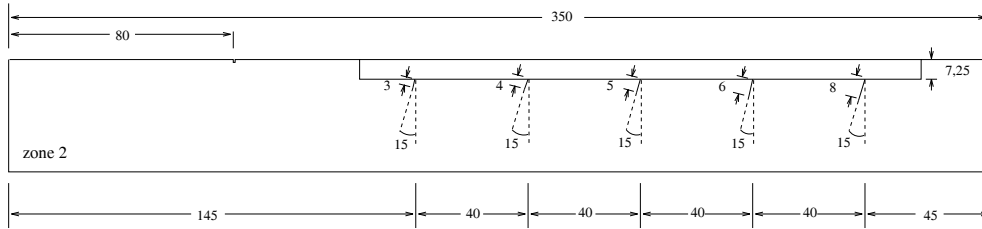


Figure 7.3. Plan d'inspection vertical  $\mathcal{P}^y$  d'un cube contenant 5 défauts inclinés.

L'inspection est réalisée par un balayage en  $(x, y)$  de la surface de la pièce par un traducteur en immersion. La pastille du traducteur est inclinée suivant une rotation d'angle  $\theta$  dans le plan  $\mathcal{P}^y$  (figure 7.1). Le plan  $\mathcal{P}^y$  passant par le centre de la pastille et parallèle à  $(oxz)$  est appelé plan d'incidence. La position  $(x, y)$  du traducteur est celle du centre de la pastille. L'axe de la pastille est la droite qui lui est perpendiculaire en son centre. On connaît la distance  $H_{eau}$ , appelée hauteur d'eau, entre le centre de la pastille et la surface.

### Données ultrasonores

En chaque position  $(x, y)$  du balayage, le traducteur réalise un enregistrement temporel appelé *Ascan*:

$$Ascan(x, y) = \{a(x, y, t)\}_{t \in T},$$

où  $T = (t_1, \dots, t_{n_1})$ .  $a$  est une amplitude. Sur un tel enregistrement, on recherche la présence d'amplitudes bien marquées, appelées échos, qui sont dues à l'interaction de l'onde réfractée dans la pièce avec la fissure. A l'issue du balayage complet, on dispose donc d'un jeu de données  $\{a(x, y, t)\}_{x \in X, y \in Y, t \in T} = \{Ascan(x, y)\}_{x \in X, y \in Y}$  où  $X = (x_1, \dots, x_{n_2})$  et  $Y = (y_1, \dots, y_{n_3})$ . C'est sous forme de plans de coupe appelés *Bscan* qu'un tel jeu est analysé.



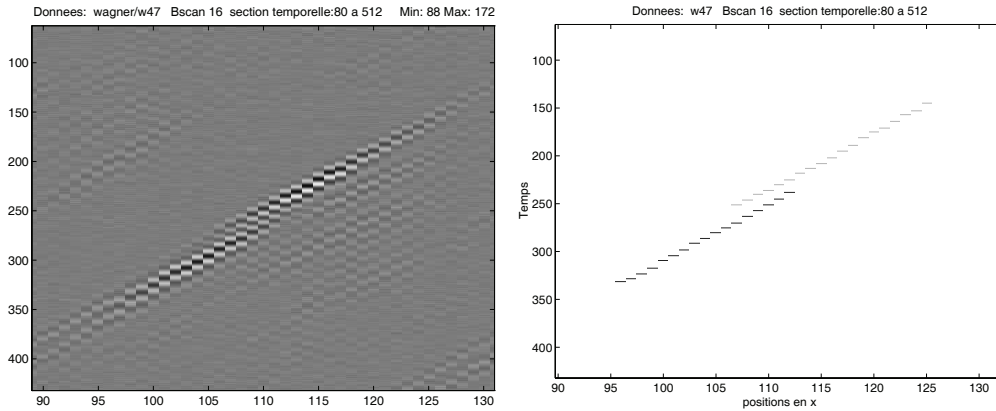


Figure 7.4. (a)  $Bscan(y)$  correspondant à un balayage selon  $(ox)$ , à  $y$  fixé. (b) Détection temporelle  $\mathcal{E}^y$ .

Plus précisément, on utilise deux types de *Bscans* suivant que l'on fixe  $y$  ou  $x$ :

$$\begin{aligned} Bscan(y) &= \{Ascan(x, y)\}_{x \in X} \\ &= \{a(x, y, t)\}_{x \in X, t \in T}, \end{aligned}$$

correspond à une inspection suivant une droite parallèle au plan  $\mathcal{P}^y$ , c'est le plus usuel (figure 7.4-a).

Le second est:

$$\begin{aligned} Bscan(x) &= \{Ascan(x, y)\}_{y \in Y} \\ &= \{a(x, y, t)\}_{y \in Y, t \in T}, \end{aligned}$$

comme l'illustre la figure 7.5. Répétons qu'il y a deux repères. Le premier,  $(oxyz)$ , est spatial. Il est lié à la pièce, le plan  $(oxy)$  étant la surface de celle-ci. Localisation et dimensionnement sont effectués dans ce repère vis-à-vis duquel les coordonnées du centre de la pastille sont  $(x, y, z_p = -H_{eau})$ . Le second,  $(oxyt)$ , est "temporel". Il n'a de spatial que les coordonnées  $(x, y)$  qui sont celles du premier repère et qui correspondent aux coordonnées du traducteur. Il faut cependant remarquer que l'origine du repère temporel prête à confusion car elle est à la fois une origine temporelle pour  $t$  et une origine spatiale pour  $(oxy)$ . On note  $\mathcal{P}^{yt}$  le plan temporel associé au  $Bscan(y)$ , *i.e.* le plan parallèle à  $(0, x, t)$  et de coordonnée  $y$ .

## 7.3 Echos ultrasonores

### *Détection temporelle des échos*

1 2

<sup>1</sup>F. Coldefy, "Traitement de données ultrasonores 3D", Rapport interne Sudimage 1997

<sup>2</sup>B. Chalmond, F. Coldefy, E. Goubet, B. Lavayssière, "Coherent 3D Echo Detection for Ultrasonic Imaging", IEEE Trans. On Signal Processing, March 2003.

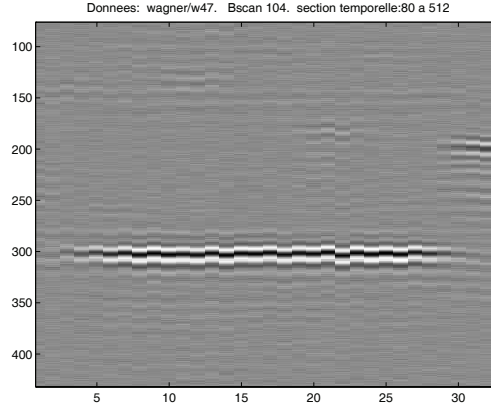


Figure 7.5. (a)  $Bscan(x)$  correspondant à un balayage selon  $(oy)$ , à  $x$  fixé. (b) Détection temporelle  $\mathcal{E}^y$ .

Lorsque le plan d'incidence  $\mathcal{P}^y$  rencontre la fissure, on observe sur le  $Bscan(y)$  deux séries d'échos plus ou moins marquées, l'une correspondant à l'arête  $H_1H_2$  et l'autre à  $B_1B_2$  (figure 7.4). Un algorithme de détection d'échos doit permettre de détecter:

- les coordonnées du début des échos notées,  $\mathcal{E}^y = \{E_k^y = (x_k^y, y, t_k^y), k \in \mathcal{K}^y\}$ , ensemble éventuellement vide,
- l'amplitude des échos  $\{A_k^y, k \in \mathcal{K}^y\}$
- le regroupement en régions connexes des points  $E_k^y$ .

La figure 7.4-b montre le résultat de la détection des points  $E_k^y$  pour le  $Bscan(y)$  de la figure 7.4-a: pour tout  $x$ , il y a 0, 1 ou 2 points détectés. Le regroupement fournit deux groupes de points correspondant respectivement aux deux séries d'échos:

$$\begin{aligned}\mathcal{K}^y &= \mathcal{K}^y(1) \cup \mathcal{K}^y(2) \\ \mathcal{E}^y &= \mathcal{E}^y(1) \cup \mathcal{E}^y(2) \\ \mathcal{E}^y(i) &= \{E_k^y, k \in \mathcal{K}^y(i)\}\end{aligned}$$

L'amplitude  $A_k^y$  n'est pas  $a(x_k^y, y, t_k^y)$ , ce qui explique l'introduction de cette nouvelle notation. L'algorithme de détection travaille en enveloppe complexe; le coefficient d'amplitude issu de la détection est donc un coefficient complexe qui contient à la fois l'information de phase et d'amplitude de l'écho. L'amplitude  $A_k^y$  est le module de ce coefficient.

### Caractéristiques des échos

- Points  $\{E_k^y\}$

Nous remarquons sur la figure 7.4-b que chacun des groupes  $\mathcal{E}^y(1)$  et  $\mathcal{E}^y(2)$  se répartit approximativement suivant une droite dans le plan  $\mathcal{P}^{y/t}$ . Ceci est dû aux arêtes qui sont approximativement rectilignes. L'inclinaison de la droite est liée à celle de la pastille.

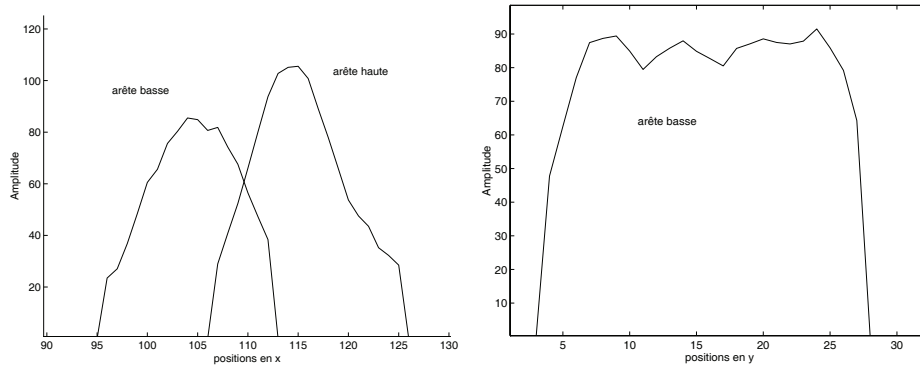


Figure 7.6. (a) Courbes échodynamiques  $C_1^y$  et  $C_2^y$  relatives au  $Bscan(y)$  de la figure 7.5. (b) Courbe échodynamique  $C^x$  pour l'arête basse .

• Amplitudes des échos

On appelle *courbe échodynamique*  $C_i^y$  de la  $i$ -ème série d'échos du  $Bscan(y)$ , le graphe des amplitudes d'écho:

$$x_k^y \xrightarrow{C_i^y} A_k^y, \quad k \in \mathcal{K}^y(i),$$

où les  $x_k^y$  sont ici ordonnés. La figure 7.6 montre les courbes échodynamiques  $C_1^y$  et  $C_2^y$  associées respectivement à  $\mathcal{K}^y(1)$  (arête basse) et  $\mathcal{K}^y(2)$  (arête haute). Pour un  $Bscan(y)$ , l'amplitude d'écho est d'autant plus grande que le champ du faisceau ultrasonore est focalisé sur l'arête.

On définit aussi les courbes échodynamiques  $C_1^x$  et  $C_2^x$  relatives au  $Bscan(x)$  qu'il est plus difficile de se représenter.  $C_i^x$  est le graphe:

$$y \xrightarrow{C_i^x} A_k^y \quad \text{si} \quad x_k^y = x$$

avec  $k \in \mathcal{K}^y(i)$  .

Le "plateau" que l'on observe sur la courbe échodynamique de la figure 7.6-b, n'est présent que parce que la longueur de l'arête  $B_1B_2$  est plus grande que le diamètre du faisceau. Dans le cas contraire, on aurait une courbe "piquée" comme pour  $C_i^y$ .

A la vue de la figure 7.6-a, on entreperçoit la possibilité d'un dimensionnement des arêtes latérales  $H_1B_1$  et  $H_2B_2$  à l'aide des courbes échodynamiques  $C_i^y$ . De même la figure 7.6-b, laisse entrevoir la possibilité d'un dimensionnement des arêtes horizontales  $H_1H_2$  et  $B_1B_2$  à l'aide des courbes échodynamiques  $C_i^x$  comme il est précisé dans l'annexe §9.5.

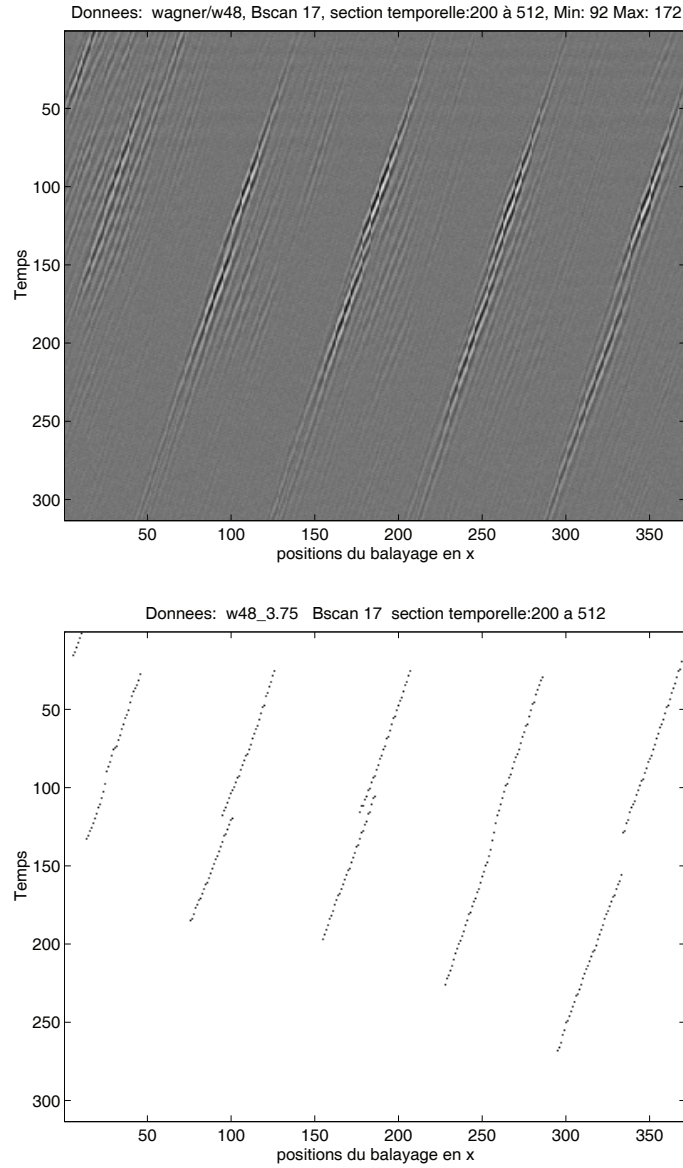


Figure 7.7. (a)  $Bscan(y)$  correspondant aux fissures planes de la figure 7.3. (b) Détection cohérente 3D .

## 8

# Contrôle par courant de Foucault

Le contexte est ici la détection de défauts sur des images résultant de la génération de Courant de Foucault (CF) à l'intérieur d'un tube. Différentes images, associées à des fréquences d'excitation variables, permettent d'analyser les densités de matière sur diverses profondeurs relativement à l'intérieur du tube. La figure 8.1 correspond à trois fréquences. Ces images font apparaître, d'une part la surface interne du tube (relativement inégale), et d'autre part différents défauts internes ou externes sur le tube, l'objectif étant de détecter les défauts indépendamment de la structure surfacique par laquelle ils peuvent être camouflés. Cette structure montre à la fois des ondulations axiales (dans le sens vertical sur la figure) et des ondulations en biais due au filetage.

### Description des mesures

En contrôle par CF, une onde électromagnétique est émise par une sonde à partir d'un milieu homogène non-conducteur (l'air). Les mesures du champ qui s'est propagé dans le matériau conducteur que l'on veut inspecté, sont recueillies dans ce même milieu homogène. Le matériau est caractérisé par sa permittivité électrique  $\epsilon(r)$  et sa conductivité  $\sigma(r)$  variant spatialement en fonction de la position  $r$ . Ces caractéristiques sont prises en compte dans les équations d'ondes par l'intermédiaire de la permittivité complexe  $\epsilon^*(r) = \epsilon(r) + i\frac{\sigma(r)}{\omega}$ ,  $\omega$  étant la pulsation de l'onde.

Pour chaque fréquence, les acquisitions sont réalisées sur la surface intérieure du tube. Les mesures sont prises le long de 64 génératrices du tube, chaque génératrice représentant une suite de données recueillies en des points espacés de  $0.25mm$ . Sur un tube de  $30cm$ , le nombre total de mesures (complexes) effectuées est donc de  $64 \times 1200$ .

Comme on l'a remarqué précédemment, sur les images de la figure 8.1, on constate la présence d'une tendance lumineuse quasi-symétrique sur les génératrices: les parties réelle et imaginaire du signal augmentent au fur et à mesure que la sonde progresse dans le tube.

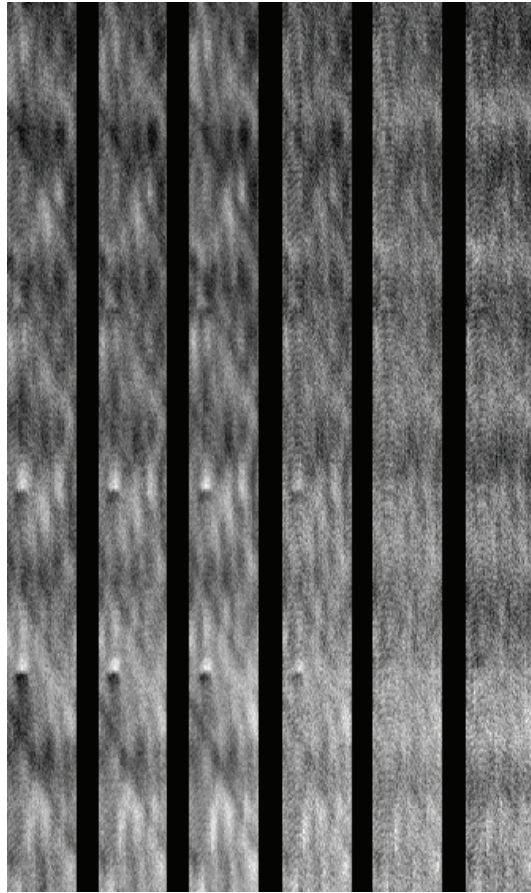


Figure 8.1. Images de courant de Foucault à 100, 200 et 300 kHz. Les trois premières images sont les parties réelles et les trois suivantes sont les parties imaginaires

D'autre part, on remarque une ondulation basse fréquence à symétrie axiale de l'amplitude du signal. Cette variation observée de façon identique sur toutes les génératrices d'un même tube indiquent une oscillation de la sonde autour de l'axe du tube au cours de la progression. Ce phénomène est lié au filetage de la pièce qui provoque également sur le signal une baisse du niveau des mesures sur une courte distance mais avec la périodicité de l'ondulation axiale. Enfin on observe un bruit de fond haute fréquence très structuré assimilable à une texture. Les défauts d'un tube superposent à ces différentes entités, des signaux plus ou moins larges suivant leur taille et leur orientations. Ces signaux se caractérisent par deux bosses alternées (figure 8.1).

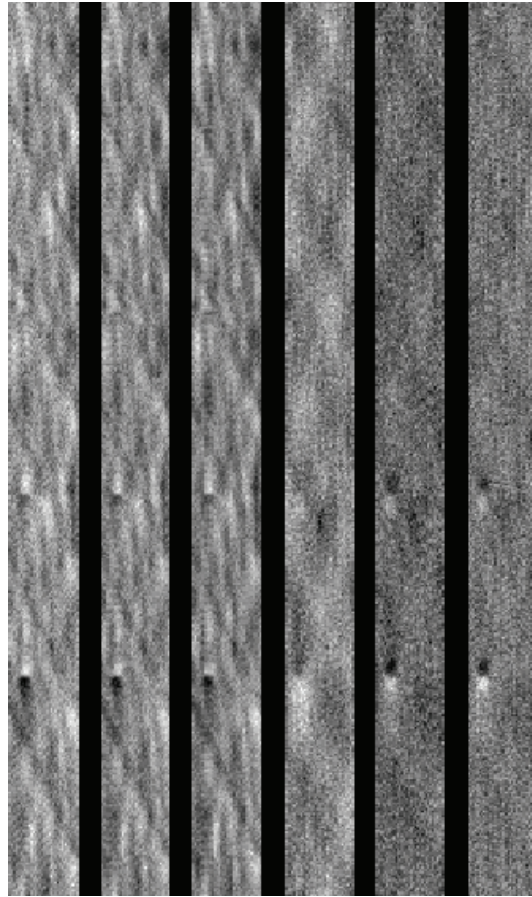


Figure 8.2. Après suppression des ondulations axiales.

## Déteçtabilité des défauts <sup>1</sup>

La détection des défauts est rendue difficile par la présence d'un environnement très perturbé: ondulation basse fréquence à symétrie axiale, pas de filetage, bruit de texture.

### *Prétraitement*

*Suppression de l'ondulation axiale et du filetage.* Comme pour la suppression d'une tendance (paragrapes 2.3 et 5.1). La suppression de l'ondulation axiale est réalisée en utilisant une surface polynomiale de type spline à fort lissage axial et faible lissage transversal. L'image résiduelle, différence entre l'image initiale et surface spline estimée, constitue alors nos nouvelles données (figure 8.2). Sur ces images résiduelles, les ondulations dues au filetage demeurent. Une surface spline à variation plus rapide que celle précédente (avec estimation robuste) permet de s'en affranchir.

---

<sup>1</sup>©SUDIMAGE

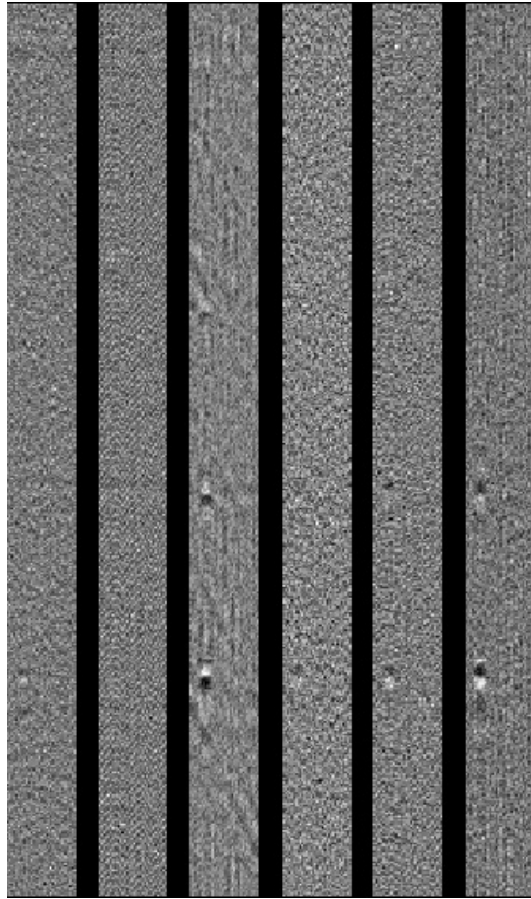


Figure 8.3. Analyse en composantes principales des images résiduelles.

*Fusion des fréquences.* Pour chacune des fréquences, nous disposons maintenant d'un couple images résiduelles (partie réelle et partie imaginaire), issues du traitement précédent. Pour chacune de ces parties, comment résumer l'information utile en une seule image mêlant les informations de toutes les fréquences? Ceci est réajusée par une analyse en composante principale (cf annexe §9.2 "Apprentissage"). La figure 8.3 montre le résultat de ce traitement pour les trois premières composantes principales, séparément pour les parties réelles et imaginaires.

### *Détection*

Plutôt que de travailler séparément sur chacune des fréquences, on travaille sur les images fusionnées correspondant aux premiers axes de l'analyse en composantes principales. Ces images sont caractérisées par un fond texturé sur lequel les défauts sont représentés par deux bosses alternées. Leur détection est basée sur un filtrage de Gabor (annexe §9.1 "Caractéristiques d'image"). On choisit un petit nombre de ces filtres en fonction de notre connaissance a-priori de l'amplitude de la texture et des défauts. Ces filtres ont la propriété de réagir de façon homogène sur les textures et de présenter de fortes variations dans les zones de rupture. La détection de ces zones de rupture qui correspondent a-priori aux



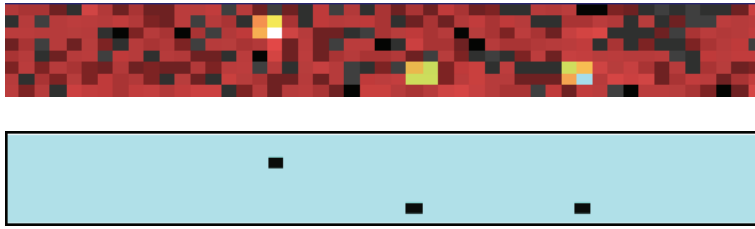


Figure 8.4. (a) Résultat du filtrage de Gabor sur l'image résultant de la fusion. (b) Détection finale.

défauts est effectuée par une analyse locale de la variance des réponses de ces filtres convolués aux images fusionnées. La figure 8.4 donne une image des réponses ainsi qu'une image binaire de la détection.



# Part IV

## Annexes



# 9

## Annexes techniques

### 9.1 Annexe chapitre 2

#### 9.1.1 Interprétation probabiliste 1

Simplifions la procédure en considérant  $y_{ij} = \mathcal{I}_{ij}$ . Supposons que les variables aléatoires  $w_{ij}$  sont des variables indépendantes et gaussiennes  $LG(0, \sigma^2)$  si bien que:

$$\begin{aligned} \mathcal{I}_{ij} &\sim LG(\mu + \delta, \sigma^2) \quad \text{si } (i, j) \text{ appartient à un défaut} \\ \mathcal{I}_{ij} &\sim LG(\mu, \sigma^2) \quad \text{sinon.} \end{aligned}$$

Par conséquent, si on se donne une image de segmentation  $x$ , les variables aléatoires  $\mathcal{I}_{ij}$  conditionnelles à  $x_{ij}$  s'écrivent:

$$\begin{aligned} \mathcal{I}_{ij} \mid (x_{ij} = 1) &\sim LG(\mu + \delta, \sigma^2) \\ \mathcal{I}_{ij} \mid (x_{ij} = 0) &\sim LG(\mu, \sigma^2) . \end{aligned}$$

De l'indépendance des  $\mathcal{I}_{ij}$ , il vient:

$$\begin{aligned} P(\mathcal{I} \mid x) &= \prod_{i,j} P(\mathcal{I}_{ij} \mid x_{ij}) \\ &= \prod_{i,j} \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp - \left( \frac{1}{2\sigma^2} (\mathcal{I}_{ij} - \mu - x_{ij}\delta)^2 \right) \right] \\ &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^n} \exp - \left( \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i,j} (\mathcal{I}_{ij} - \mu - x_{ij}\delta)^2 \right) . \end{aligned} \tag{9.1}$$

En fait,  $x$  est inconnue. Pour l'estimer, le principe du maximum de vraisemblance consiste à choisir le  $x$ , disons  $\hat{x}$ , qui maximise  $P(\mathcal{I} | x)$ :

$$\begin{aligned}\hat{x} &= \arg \max_x P(\mathcal{I} | x) \\ \hat{x}_{ij} &= \arg \min_{x_{ij}} (\mathcal{I}_{ij} - \mu - x_{ij}\delta)^2.\end{aligned}$$

Lorsque  $\mu$  et  $\delta$  sont donnés, cette estimation s'écrit encore:

$$\begin{aligned}x_{ij} &= 1 \quad \text{si } \mathcal{I}_{i,j} > \text{seuil} \\ x_{ij} &= 0 \quad \text{sinon,}\end{aligned}$$

### 9.1.2 Interprétation probabiliste 2

Reconsidérons l'interprétation probabiliste précédente. Le terme  $U_2(x, y)$  apparaît dans la densité (9.1):

$$\begin{aligned}P(y | x) &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^n} \exp - \left( \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i,j} (y_{ij} - \mu - x_{ij}\delta)^2 \right) \\ &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)^n} \exp - \left( \frac{1}{2\sigma^2} U_2(x, y) \right).\end{aligned}$$

$x$  est une image de segmentation inconnue, caractérisant la connexité des défauts. Plus les défauts sont connexes et plus  $|U_1|$  est grand. En d'autres termes, plus les défauts sont connexes et plus  $x$  est probable, ce qui nous conduit à introduire:

$$P(x) = \frac{1}{Z} \exp -U_1(x).$$

$Z$  est la constante de normalisation de la distribution de probabilité.  $P(x)$  est appelée "distribution de probabilité a-priori". Appliquons la formule de Bayes pour calculer la distribution a-posteriori de  $x$ :

$$\begin{aligned}P(x | y) &= \frac{P(y | x)P(x)}{P(y)} \\ &= \frac{1}{Z} \frac{1}{P(y)} \exp - \left( \frac{1}{2\sigma^2} [2\sigma^2 U_1(x) + U_2(x, y)] \right).\end{aligned}$$

Le principe du maximum de vraisemblance a-posteriori consiste à choisir le  $\hat{x}$  qui maximise  $P(x | y)$ :

$$\begin{aligned}\hat{x} &= \arg \max_x P(x | y) \\ &= \arg \min_x [\alpha U_1(x) + U_2(x, y)],\end{aligned}$$

où  $\alpha$  est formellement  $2\sigma^2$ . Prendre  $\alpha = 0$  conduit au principe élémentaire du paragraphe précédent (principe du maximum de vraisemblance). Dans ce cas, le choix de  $\hat{x}_{ij}$  n'est pas influencé par le choix des  $\hat{x}_{i'j'}$  pour les sites  $(i', j')$  dans le voisinage de  $(i, j)$ . Avec l'approche bayésienne, les estimations des  $\hat{x}_{ij}$  sont spatialement interdépendantes. Le gain dans la précision de l'estimation est souvent très important (cf. figures 5.4-c,d et 5.4-e).

### 9.1.3 Caractéristiques d'images

Leur choix dépend de l'application et de l'expérience du spécialiste en analyse d'images. En voici quelques-unes parmi les plus utilisées. Ces caractéristiques sont calculées localement pour tout site  $s = (i, j)$  dans une fenêtre  $F$  centrée sur  $s$ .

- *Histogramme et statistiques*

L'histogramme donne la fréquence des niveaux de gris  $g$  dans  $F$ .

$$h_s(g) = \frac{1}{|F|} \sum_{s' \in F} \mathbf{1}_{\mathcal{I}_{s'}=g} .$$

De là, on définit les  $\eta$ -percentiles. C'est le niveau de gris  $g_\eta$  tel que  $\eta$  pourcents de sites  $s'$  dans  $F$  sont de niveaux de gris plus petit que  $g_\eta$ :

$$\sum_{g \leq g_\eta} h_s(g) = \eta .$$

On définit aussi la position moyenne et la variance de  $\mathcal{I}$  dans  $F$  par:

$$m_s = \frac{1}{|F|} \sum_{s' \in F} \mathcal{I}_{s'}$$

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{|F|} \sum_{s' \in F} (\mathcal{I}_{s'} - m_s)^2 ,$$

qui sont aussi celles de l'histogramme. On verra une utilisation de ces caractéristiques dans le chapitre 3.

- *Courbures*

Rappelons tout d'abord la notion de courbure d'une courbe  $C$  dans  $\mathbb{R}^3$  paramétrée par  $(u, v)$ . Notons  $\vec{T}(u, v)$  la tangente à  $C$ ,  $\vec{T}'(u, v)$  le vecteur dérivé, et  $\vec{N}(u, v)$  le vecteur  $\vec{T}'(u, v)$  normalisé à 1:

$$\vec{T}' = \kappa \vec{N} .$$

$\vec{N}$  et  $T$  sont orthogonaux.  $\kappa$  quantifie la variation de la tangente le long de  $C$ . Il définit la courbure.

Supposons maintenant qu'on dispose d'une représentation continue de  $\mathcal{I}$  par une surface régulière  $\mathcal{S}$  paramétrée dans  $\mathbb{R}^3$  par  $(u, v)$ . Soit  $P = (u, v, z(u, v))$  un point de cette surface,  $\vec{N}$  la normale en  $P$ ,  $\Pi$  un plan quelconque passant par  $P$  et contenant  $\vec{N}$ , et  $C = \mathcal{S} \cap \Pi$  la courbe dans  $\mathbb{R}^3$  résultante. Quand  $\Pi$  tourne, la courbure  $\kappa$  de  $C$  varie passant par un minimum  $\kappa_{min}$  et un maximum  $\kappa_{max}$ , appelées courbures principales. Les directions associées sont les axes principaux. La figure 9.1 en donnent deux exemples qui procurent un bon support à l'intuition.

Ces notions sont d'intérêt pour la détection des défauts, car ceux-ci peuvent être souvent assimilés à des creux (ou des vallées) dans une surface. (cf. figure 5.4).

- *Décomposition fréquentielle de Gabor*

Elle permet de calculer des caractéristiques utiles aux images texturées. Il n'existe pas de définition de la notion de texture. Disons qu'une zone d'image apparaît texturée quand une répétition plus ou moins constante d'un motif y est présente. La décomposition

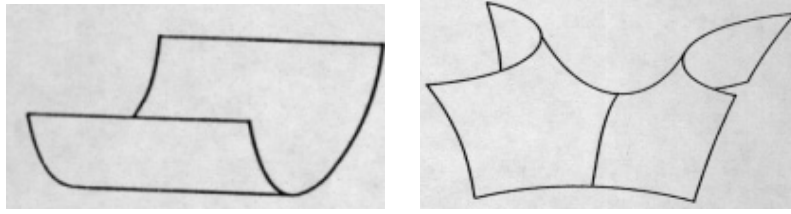


Figure 9.1. Deux exemples de lignes indicatrices de courbure. (a)  $\rho_1 = 0$ ,  $\rho_2 > 0$ , (b)  $\rho_1 < 0$ ,  $\rho_2 > 0$ .

2D de Fourier estime les composantes fréquentielles d'une image sur l'ensemble de la zone considérée sans localisation spatiale. Ceci est un inconvénient majeur qu'évite la décomposition de Gabor. Elle est obtenue en utilisant les filtres 2D:

$$h(x, y | \sigma, \lambda, \theta, \omega) = g_{\sigma, \lambda, \theta}(x, y) \exp(2\pi i \omega x'),$$

où  $g_{\sigma, \lambda, \theta}$  est une fonction gaussienne de la forme:

$$g_{\sigma, \lambda, \theta}(x, y) = \frac{1}{2\pi\lambda\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x'/\lambda)^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right),$$

et  $(x', y')$  est le point obtenu par une rotation d'angle  $\theta$  du point  $(x, y)$ :

$$(x', y') = (x \cos \theta + y \sin \theta, -x \sin \theta + y \cos \theta).$$

De façon heuristique, on peut considérer que ce filtre est sensible à un signal sinusoidal de fréquence  $\omega$  se propageant dans la direction  $\theta$  au voisinage d'un point, la taille de ce voisinage étant contrôlée par le facteur d'échelle  $\sigma$ .

En général, les textures ont seulement quelques composantes dominantes d'orientation et de fréquence (cf. chapitre 8). Par conséquent, un petit nombre de filtres de Gabor sont suffisants pour les caractériser. On travaille donc avec les valeurs discrètes de  $\theta$ :  $\{0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4\}$ .

## 9.2 Annexe chapitre 4

### 9.2.1 Projection radiographique d'un objet

La patte est représenté par un cylindre généralisé d'axe:

$$\begin{aligned} y &= A(x) \\ z &= B(x), \end{aligned}$$

et de section rectangulaire:

$$\left((y - A(x))^2 - \frac{L(x)^2}{4}\right) \left((z - B(x))^2 - \frac{H(x)^2}{4}\right) = 0. \quad (9.2)$$

La figure 4.2 illustre ce modèle. Ce cylindre est défini par les courbes caractéristiques  $A, B, L, H$ , les deux dernières désignant la largeur et la hauteur des rectangles.



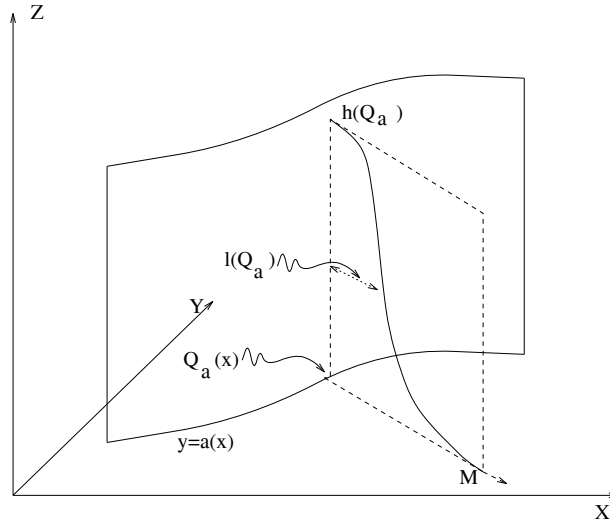


Figure 9.2. Projection floue du cylindre généralisé de la patte

La projection radiographique de ce cylindre sur le plan  $z = 0$  suivant des rayons orthogonaux à ce plan est représentée par:

$$\mathcal{G}(M) = h(Q_a) \exp \left[ -K_q \left( \frac{\|Q_a M\|}{\ell(Q_a)} \right)^q \right], \quad (9.3)$$

où  $q$  quantifie le flou induit par le système d'acquisition radiographique. Avec  $K_q = 2^q \log 2$ ,  $\ell$  représente la largeur à la mi-hauteur de la section et  $h$  sa hauteur. La figure 9.2 illustre cette projection. Les projections constituent un nouveau cylindre généralisé dont les courbes caractéristiques sont  $a(x)$ ,  $h(Q_a(x))$ , et  $\ell(Q_a(x))$ .

### 9.2.2 Apprentissage

Notre objectif est maintenant de modéliser les déformations de la projection à partir d'un ensemble d'observations de ces projections. Ceci revient à modéliser les déformations de chacune des courbes caractéristiques du cylindre généralisé  $\mathcal{G}(M)$ . Considérons donc une courbe caractéristique particulière, disons  $h$ , et supposons que l'on dispose d'un  $N$ -échantillons  $\{h^j\}_{1 \leq j \leq N}$  de ses déformations, chacune d'elle étant discrétisée en  $n$  points:  $h^j = (h_1^j, \dots, h_n^j)'$ . Ces discrétisations  $h^j$  sont réalisées sur le même intervalle et sont considérées comme des réalisations d'un vecteur aléatoire  $\vec{h}$ .

Lorsque  $\vec{h}$  est un vecteur aléatoire gaussien, nous retenons une modélisation par décomposition linéaire sur des modes principaux de déformation, au sens de l'analyse en composantes principales (ACP).

### 9.2.3 Technique de l'ACP

Il s'agit d'approximer le nuage de points  $\mathcal{X} = \{h^j\}$  dans  $\mathbb{R}^N$  par un sous-espace vectoriel de petite dimension (une droite, un plan,...). Pour ce faire, pour toute direction  $\theta$ , on

définit l'inertie du nuage:

$$\begin{aligned} I(\theta, \mathcal{X}) &= \sum_{j=1}^N \|\theta \langle \theta, h^j \rangle\|^2 \\ &= {}^t\theta \left( \sum_{j=1}^N h^j {}^t h^j \right) \theta \\ &\doteq {}^t\theta V \theta, \end{aligned}$$

où  $\frac{1}{N}V$  est la matrice de variance-covariance empirique de  $\{h_i, 1 \leq i \leq n\}$  calculée sur  $\mathcal{X}$ .

On montre que le sous-espace vectoriel de dimension  $d$  d'inertie maximale est engendré par les  $d$  vecteurs propres de  $V$  associés aux  $d$  plus grandes valeurs propres. Notons  $\bar{h}^i$  les vecteurs propres et  $\lambda_i$  les valeurs propres associées:  $\lambda_i = {}^t \bar{h}^i V \bar{h}^i$ . Si  $\bar{h}$  désigne le barycentre de  $\mathcal{X}$ , l'approximation du nuage est:

$$h \approx \bar{h} + \sum_{i=1}^d \beta_i \bar{h}^i$$

En considérant maintenant que les coordonnées sont aléatoires:  $\beta_i \sim LG(0, \lambda_i)$ , on dispose d'un modèle permettant de simuler la courbe caractéristique  $h$ . En faisant de même pour les autres courbes caractéristiques, on est alors en mesure de générer artificiellement les déformations de la projection de la patte. On notera  $\theta = (\dots, \{\beta_i\}, \dots)$ , l'ensemble des coordonnées aléatoires permettant de simuler la projection.

## 9.3 Annexe chapitre 5

### 9.3.1 Formulation bayésienne

Notre inconnue principale est donc l'image binaire  $\ell$  des LFs. Cependant  $\ell$  est définie vis-à-vis de  $d$  et par conséquent les inconnues sont  $d$  et  $\ell$ . Une première solution consiste à estimer  $d$  comme  $\mu$ , c'est-à-dire à l'aide d'une surface spline, mais cette fois avec une plus petite flexion. Supposons donc  $d$  connue au travers de son estimation. Dans le cadre de l'approche bayésienne du paragraphe 2.2, il s'agit de construire une énergie a-posteriori:

$$U(\ell | d) = U_1(\ell) + U_2(y | \ell).$$

De façon idéale, les lignes de fond de vallée contenues dans une image  $\ell$  de faible énergie doivent être représentées par des courbes discrètes de largeur un pixel et respectant les caractéristiques  $f1$ ,  $f2$ ,  $f3$  qui expriment notre information a-priori. Ainsi la valeur de  $U_1(\ell)$  est basse quand les FLs satisfont ces caractéristiques et élevée dans le cas contraire. On décompose  $U_1$  en deux termes:

$$U_1(\ell) = U_{1,1}(\ell) + U_{1,2}(\ell).$$

$U_{1,1}(\ell)$  traduit  $f3$ : elle favorise les FL qui sont régulières, de grande longueur et de largeur un pixel.  $U_{1,1}(\ell)$ , est une énergie dite de "régularisation".  $U_{1,2}(\ell)$  traduit  $f1$  et  $f2$ : elle favorise les FLs dont chacun des points est proche d'une "ligne indicatrice" de courbure maximale dans  $d$  et est situé suffisamment en profondeur sous la surface  $\hat{\mu}$ .  $U_{1,2}(\ell)$  est une

énergie dont le rôle est la détection des LFs.

Décrire la construction de cette énergie nous amènerait trop loin. Exprimons uniquement  $U_{1,1}$ . Son rôle est d'organiser les LFs dans  $\ell$  suivant des chaînes connexes de un site de large et de façon suffisamment régulière afin de satisfaire  $f3$ . Comme les très petites vallées sont assimilées à des artefacts, cette énergie doit tendre aussi à éviter les chaînes trop courtes.

$$\begin{aligned} U_{1,1}(\ell) &= \sum_s \ell_s H_{V_s}(\ell), \\ H_{V_s}(\ell) &= \beta_1 \mathbf{1}_{n_s=0} + \beta_2 \mathbf{1}_{n_s=1} \\ &\quad + \mathbf{1}_{n_s=2} (\beta_{3,1} \mathbf{1}_{a_s \leq \pi/2} - \beta_{3,2} \mathbf{1}_{a_s > \pi/2}) \\ &\quad + \mathbf{1}_{n_s \geq 3} h(n_s), \end{aligned}$$

avec les notations suivantes:

- $V_s$  est le voisinage  $3 \times 3$  du site  $s$  ( $s$  exclu),
- $n_s = \text{card} \{t \in V_s \mid \ell_t = 1\}$ ,
- $a_s$  qui est seulement défini quand  $n_s = 2$ , est la valeur absolue de l'angle formé par  $s - s'$  et  $s'' - s$  où  $s'$  et  $s''$  appartiennent à  $V_s$  et sont tels que  $\ell_{s'} = 1$  et  $\ell_{s''} = 1$ ,
- tous les  $\beta$  sont des paramètres positifs inconnus,
- $h(n_s)$  est une fonction positive pénalisant fortement les configurations locales telles que  $n_s \geq 3$ .

Le paramètre  $\beta_1$  pénalise les détections isolées et  $\beta_2$  contrôle la longueur des LF dans  $\ell$ . Finalement,  $\beta_{3,2}$  favorise les LFs dont les variations locales de la tangente  $a_s$  sont plus petite que  $\pi/2$  contrairement au terme en  $\beta_{3,1}$ . Les configurations  $\ell$  de basse énergie sont celles comportant des LFs régulières et pas trop courtes. Soulignons que le calibrage des paramètres est un point délicat de ce type d'approche.

## 9.4 Annexe chapitre 6

### 9.4.1 Caractérisation 3D

Soient  $(C_i)_{i=1,\dots,n}$  les  $n$  points de discrétisation d'une courbe 3D quelconque  $C$ . On a besoin d'une fonction d'adéquation (ou énergie) quantifiant, pour toute courbe  $C$ , l'écart entre les projections  $\mathcal{P}^l(C)$  de  $C$  et les projections observées représentées par les images binaires  $y^l$  de support  $S^l$ . Pour ce faire on définit l'attracteur du point de projection  $\mathcal{P}^l(C_i)$  comme étant le point  $A_i^l(C, y^l)$  de  $S^l$ , barycentre des sites  $s$  les plus proches de  $\mathcal{P}^l(C_i)$  et tels que  $y_s^l = 1$ .

L'écart d'adéquation d'une courbe  $C$  à la donnée  $y^l$  est définie par l'énergie:

$$U^l(C, y^l) = \sum_{i=1}^n \|A_i^l(C, y^l) - \mathcal{P}^l(C_i)\|^2.$$

Cet écart est nul quand la courbe se projette sur l'ensemble des sites où  $y^l$  prend la valeur 1. L'écart d'adéquation de  $C$  à l'ensemble des  $y^l$  est:

$$U(C, (y^l)_{l=1,\dots,L}) = \sum_{l=1}^L U^l(C, y^l).$$

Cette énergie correspond en fait à l'énergie  $U_2$  de rappel aux données. Plutôt que définir une énergie  $U_1$  de régularisation sur la chaîne discrète  $(C_i)_{i=1,\dots,n}$ , on préfère représenter  $C$  directement par un modèle qui assure la régularité. Comme dans le problème de la suppression de tendance lumineuse (paragraphes 2.2 et 5.2),  $C$  est modélisée par une spline qui est une courbe polynomiale continue par morceaux.

#### 9.4.2 Tomographie 2D à transmission

Introduisons le cas le plus courant qui est celui de la reconstruction d'une coupe transversale à partir de vues unidimensionnelles. Soit donc à reconstruire la coupe d'un objet dans un plan  $\Pi$ , au sens de la fonction d'absorption  $\{x(s), s = (s_1, s_2) \in \Pi\}$  relative au rayonnement utilisé, classiquement les rayons X. Pour réaliser la reconstruction, l'objet est illuminé par une barrette de sources ponctuelles dont les rayons situés dans le plan  $\Pi$  sont ici supposés parallèles. En faisant tourner dans le plan, la barrette autour de l'objet, on obtient un ensemble de vues. Posons  $s = (s_1, s_2)$ . Considérons par exemple la barrette positionnée le long de l'axe des  $s_1$ . Si  $I_0$  est l'intensité initiale du rayon à la sortie de la source de position  $s_1$ , alors après trajet dans l'objet sur un intervalle  $T(s_1)$ , il ressort avec une intensité  $I$ :

$$I(s_1) = I_0 \exp\left(-\int_{T(s_1)} x(s_1, s_2) ds_2\right).$$

En fait, on considère plutôt:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_x(s_1) &= -\log\left(\frac{I(s_1)}{I_0}\right) \\ &= \int_{T(s_1)} x(s_1, s_2) ds_2, \end{aligned} \quad (9.4)$$

appelée transformée de Radon de  $x$  en  $s_1$ . Les autres positions de barrette se déduisent de cette position initiale suivant des rotations dont les angles  $a$  sont mesurés vis-à-vis de l'axe des  $s_1$ . Soient  $s'_1 = s_1 \cos a + s_2 \sin a$  et  $s'_2 = s_1 \sin a + s_2 \cos a$  les coordonnées résultantes. La transformée de Radon de  $x$  d'angle  $a$  est alors la fonction:

$$\mathcal{R}_x(s'_1, a) = \int_{T(s'_1, a)} x(s_1, s_2) ds'_2, \quad \forall s'_1.$$

L'ensemble des projections  $\{\mathcal{R}_x(s'_1, a), s'_1 \in \mathbb{R}\}$  définit la vue d'angle  $a$ . En théorie, il est possible d'inverser la transformée de Radon en  $x$  lorsque celle-ci est définie de façon continue en  $(s_1, a)$ . Plus précisément, on a le théorème suivant.

**Théorème 1** *La transformée de Fourier unidimensionnelle de  $\mathcal{R}_x(\cdot, a)$  est égale à la transformée de Fourier bidimensionnelle de  $x$  restreinte à la droite d'angle  $a$ .*

Ce théorème est à la base des méthodes classiques d'inversion. Cependant, cette inversion devient irréaliste dès que le nombre de vues est trop limité ou qu'un bruit se rajoute aux projections.

Un autre type d'approche consiste à travailler directement avec une version discrète de la coupe à reconstruire et ce, suivant une grille rectangulaire  $S$  dans le plan  $\Pi$ . Notons ainsi  $x = \{x_s, s \in S\}$  toute configuration discrète de coupe sur  $S$ .  $x$  peut être interprétée comme une surface en escalier sur les mailles de la grille. Les mailles sont notées  $\bar{s}$ . Par ailleurs, supposons que la barrette est partitionnée en  $n$  intervalles de largeur  $\delta$ , chacun

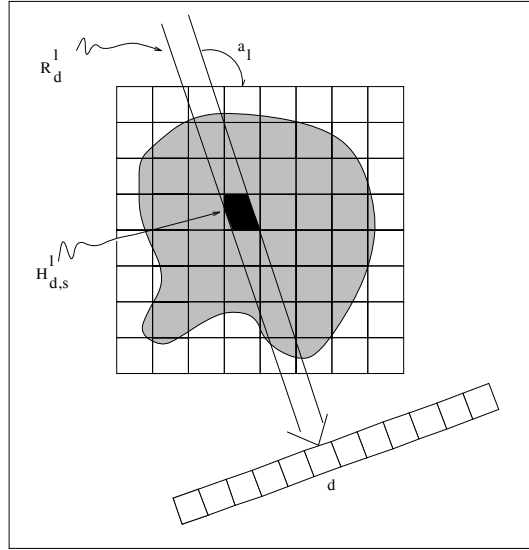


Figure 9.3. Dispositif de la tomographie à transmission

d'eux correspondant à une source délivrant un rayon de largeur  $\delta$ . Pour tout angle  $a_\ell$ ,  $\ell = 1, \dots, L$ , la vue  $\tilde{y}^\ell$  est donc discrète, chacune de ses composantes  $\tilde{y}_d^\ell$ ,  $d = 1, \dots, n$ , étant le résultat de la transformée de Radon via le rayon noté  $R_d^\ell$  de largeur  $\delta$ . Au niveau de l'instrumentation, cela signifie que face à la barrette et de l'autre coté de l'objet, est placée une barrette de  $n$  détecteurs recevant respectivement les  $n$  rayons, barrettes des sources et barrettes des détecteurs tournant ensemble de façon solidaire. Notons  $H_{d,s}^\ell = \text{surface}(\bar{s} \cap R_d^\ell)$  la contribution de  $\bar{s}$  à la projection  $\tilde{y}_d^\ell$ , (cf. figure 9.3).

Finalement, en l'absence de bruit, la discrétisation de la transformée de Radon (9.4) fournit:

$$\tilde{y}_d^\ell = \sum_{s: \bar{s} \cap R_d^\ell \neq \emptyset} H_{d,s}^\ell x_s, \quad \ell = 1, \dots, L, \quad (9.5)$$

ou encore sous forme vectorielle:

$$\tilde{y}^\ell = H^\ell x, \quad \ell = 1, \dots, L.$$

En notant  $H$  la matrice colonne-bloc dont le  $\ell$ -ième bloc est  $H^\ell$ , et  $\tilde{y}$  le vecteur-bloc correspondant, ces  $L$  équations se résument à:

$$\tilde{y} = H x.$$

Avec cette notation, on peut alors oublier l'indice  $\ell$  et écrire:

$$\tilde{y}_d = \sum_s H_{d,s} x_s,$$

où  $d = 1, \dots, nL$  est maintenant l'ensemble des indices des positions de détecteur. En présence d'un bruit, le modèle de projection est:

$$Y = H x + W, \quad (9.6)$$

où les  $W_d$  sont des variables aléatoires indépendantes et de même loi d'espérance nulle, entraînant:

$$\mathbb{E}(Y | x) = H x , \quad (9.7)$$

si bien que la transformée de Radon n'est plus qu'approximative. Chacune des projections  $y_d$  est maintenant vue comme l'occurrence d'une variable aléatoire  $Y_d$ . Notons  $V$  la matrice de covariance de  $y$ , matrice diagonale par hypothèse. Dans la situation de bruit gaussien, il vient la distribution:

$$P(y | x) \propto \exp - \|y - Hx\|_{V^{-1}}^2 , \quad (9.8)$$

où  $\|a\|_V^2 = a'Va$ . Nous utiliserons par la suite cette formulation discrète. Rappelons que  $H$  est connu de par la physique et la configuration de l'appareillage. Le problème de reconstruction est alors d'estimer  $x$  à partir des projections observées  $\{y_d, d = 1, \dots, nL\}$

### 9.4.3 Reconstruction tomographique 3D

L'appareillage est ici une généralisation du cas 2D standart excepté que les sources sont coniques. Il consiste en  $L$  sources ( $\gamma$  ou  $X$ ), typiquement  $L \leq 9$ , l'angle maximal de vue entre deux sources étant petit. Chaque source émet un faisceau conique de rayons. Ainsi,  $L$  projections bidimensionnelles sont obtenues et échantillonnées suivant une grille  $D_\ell$ . Soit  $S$  le volume tridimensionnel discrétisé dans lequel la reconstruction est réalisée et  $(x(s), s \in S)$  l'image à reconstruire.  $S$  est un sous-ensemble d'une grille 3D qui est l'intersection discrétisée des  $L$  cones de base les  $D_\ell$  (cf. figure 6.2). Les mailles cubiques de la grille sont notées  $\bar{s}$ . Notons  $y^\ell$  les projections,  $R_d^\ell$  le cone élémentaire reliant la  $\ell$ -ième source et la maille bidimensionnelle  $\bar{d}$  et finalement  $H_{d,s}^\ell = \text{volume}(\bar{s} \cap R_d^\ell)$  la contribution de  $\bar{s}$  à la projection  $y_d^\ell$ .

Comme en (9.6) de l'annexe,  $y_d^\ell$  est l'occurrence de la variable aléatoire:

$$Y_d^\ell = \sum_{s: \bar{s} \cap R_d^\ell \neq \emptyset} H_{d,s}^\ell x_s + W_d^\ell , \quad \ell = 1, \dots, L ,$$

Là encore, il est naturel de penser à une énergie qui contienne un terme d'attache-aux-données  $\sum_\ell \|y^\ell - H^\ell x\|^2$  et un terme de régularisation comme  $\|x - \bar{x}\|^2$  où  $\bar{x}_s$  désigne la moyenne des valeurs des  $3^3 - 1$  sites voisins de  $s$ . Un inconvénient de ce choix est que ces termes ne sont pas du même ordre de grandeur et donc difficile à mettre en compétition. Pour y palier, on peut utiliser:

$$U_1(x) = - \frac{\langle x, \bar{x} \rangle^2}{\|x\|^2 \|\bar{x}\|^2}$$

$$U_{2,\ell}(y^\ell | x) = - \frac{\langle y^\ell, H^\ell x \rangle^2}{\|y^\ell\|^2 \|H^\ell x\|^2} , \quad \ell = 1, \dots, L ,$$

où  $\langle a, b \rangle$  est le produit scalaire usuel. Ces fonctionnelles sont de la forme  $[\frac{\langle y, z \rangle}{\|y\| \|z\|}]^2$ , soit encore  $\cos^2(y, z)$ . L'énergie considérée est donc:

$$U(x | y) = \alpha U_1(x) + \frac{1}{L} \sum_\ell U_{2,\ell}(y^\ell, x) ,$$

où  $\alpha$  est le paramètre de régularisation.

## 9.5 Annexe chapitre 7

### Localisation spatiale d'une fissure

Lors de la détection temporelle des échos, les données sont situées vis-à-vis du repère temporel ( $oxyt$ ). Le problème est maintenant de faire la localisation dans le repère spatial ( $xyz$ ). Nous allons dans un premier temps donner la définition du faisceau ultrasonore avant de décrire son comportement au passage de l'interface liquide-pièce. Puis nous utiliseront certaines caractéristiques du faisceau pour réaliser la localisation des arêtes  $H_1H_2$  et  $B_1B_2$ .

#### 9.5.1 Faisceau des amplitudes de pression

On considère la propagation d'une onde ultrasonore après le passage de l'interface, et donc dans le milieu isotrope et homogène de la pièce. Si  $\vec{V}$  est la vitesse de déplacement particulaire alors  $\vec{V} = \vec{\nabla}\phi$  où  $\phi$  est le potentiel de vitesse. La pression exercée au point  $M = (x, y, z)$  de la pièce est un champ spatio-temporel:

$$p(M, t) = \rho \frac{\partial}{\partial t} \phi(M, t) ,$$

$\rho$  étant la masse volumique de la pièce. Le calcul explicite repose sur une formalisation de  $\phi$  du type "intégrale de Rayleigh" que nous ne détaillons pas. Disons simplement que cette intégrale exprime le potentiel  $\phi$  en un point  $M$  au delà de l'interface comme la somme des contributions de la surface de la pastille émettrice, celle-ci étant modélisée par un ensemble de demi-sphères élémentaires émettant des ondes sphériques de vitesse radiale de déplacement particulaire  $v(t)$ . On distingue le champ incident et le champ réfracté qui sont définis de part et d'autre de l'interface.

**Définition 1** On appelle faisceau des amplitudes de pression (AP), le champ spatial:

$$p(M) = \max_t |p(M, t)| , \quad (9.9)$$

et ceci en incidence ou en réfraction.

Remarquons qu'il ne faut pas oublier de distinguer les amplitudes d'écho  $A_k^y$  issues de la détection temporelle, de celles ici définies. Ayant les paramètres de notre dispositif expérimental, on est alors en mesure de calculer et de visualiser le faisceau en utilisant la formulation 3D de l'intégrale de Rayleigh pour un matériaux isotrope,

Cette possibilité est à la base de l'étude du faisceau qui suit.

#### 9.5.2 Caractéristiques du faisceau dans $\mathcal{P}^y$

**Définition 2** L'axe du faisceau incident est la normale à la pastille en son centre.

Rappelons la loi très classique de Descartes. Soit un onde plane infinie passant une interface entre deux milieux, et ceci avec des vitesses de propagation respectives  $c_1$  et  $c_2$ . Si  $\theta$  est l'angle d'incidence de l'onde avec la normale à l'interface, alors son angle de réfraction  $\beta$  obéit à:

$$\frac{1}{c_1} \sin \theta = \frac{1}{c_2} \sin \beta .$$

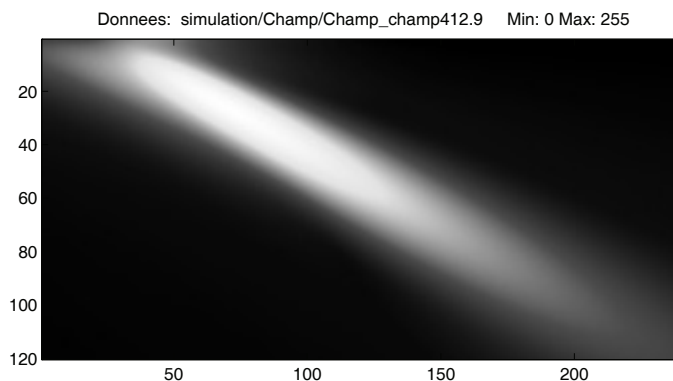


Figure 9.4. Faisceau réfracté  $AP$  dans  $\mathcal{P}^y$  pour  $\theta = 12.0$  degrés.

Cette loi ne s'applique pas à l'axe du faisceau. L'onde émise n'est pas infinie car elle est limitée par la surface de la pastille qui est de plus concave afin de focaliser le faisceau. Au voisinage de l'axe, le front d'onde est approximativement plan et la pression est maximale. On pourrait s'attendre à ce que le faisceau réfracté dans la pièce ait un axe dont l'inclinaison est liée à l'angle d'incidence par la loi de Descartes et qu'il y ait continuité entre ces deux axes. En fait, il n'en est rien. Ceci apparait quand on visualise les faisceaux  $AP$  réfracté et incident calculés suivant la formulation de l'intégrale de Rayleigh. La figure 9.4 en donne une coupe dans le plan  $\mathcal{P}^y$ .

**Définition 3** Dans  $\mathcal{P}^y$ , l'axe du faisceau réfracté, appelé aussi axe focal, est l'axe d'inertie de la tache focale.

Sur la figure 9.5, dont l'origine  $x = 0$  correspond à l'intersection de l'axe incident avec l'interface, on a calculé l'axe réfracté. Celui-ci intercepte l'axe ( $ox$ ) en l'abscisse  $\delta$  qui montre un décalage (offset) au niveau de l'interface entre l'axe du faisceau incident et l'axe du faisceau réfracté. Ceci est schématisé en figure 9.6.

**Définition 4** On appelle rayon focal incident, le rayon parallèle à l'axe incident et décalé de  $\delta$ . On appelle chemin focal, la réunion du rayon focal incident et de l'axe focal.

L'axe focal est représenté en figure 9.6 par  $M'M$ , le rayon focal par  $P'M'$  et le chemin focal par  $PM'M$ . La localisation sera basée sur cette notion de chemin focal et sur la propriété suivante.

**Propriété 1** L'amplitude d'écho est maximale quand l'axe focal intercepte l'arête et il décroît au fur et à mesure que cet axe s'éloigne de l'arête lors du balayage.

Cette propriété exprime le fait bien connu des contrôleurs qui cherche à positionner le traducteur afin d'obtenir une focalisation maximale.

### 9.5.3 Localisation

<sup>1</sup>

Elle opère  $Bscan$  par  $Bscan$ . Soit donc un  $Bscan(y)$ . Rappelons que ce  $Bscan$  est le résultat d'un balayage dans le plan d'incidence  $\mathcal{P}^y$  perpendiculaire à la fissure. On suppose

<sup>1</sup>©SUDIMAGE; Thèse E. Goubet, ENS-Cachan 1999.



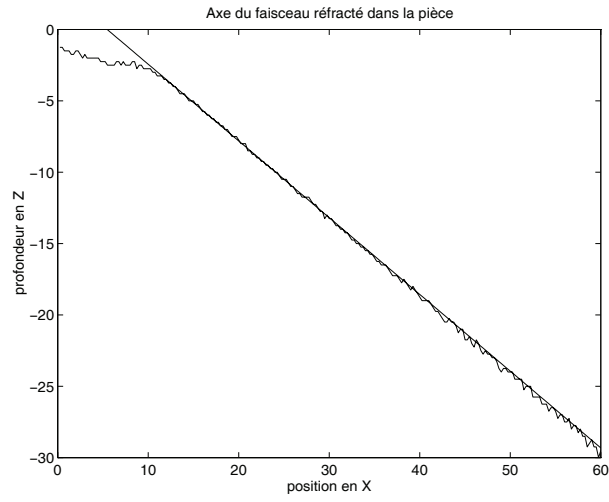


Figure 9.5. Axe focal estimé relatif à la figure précédente.

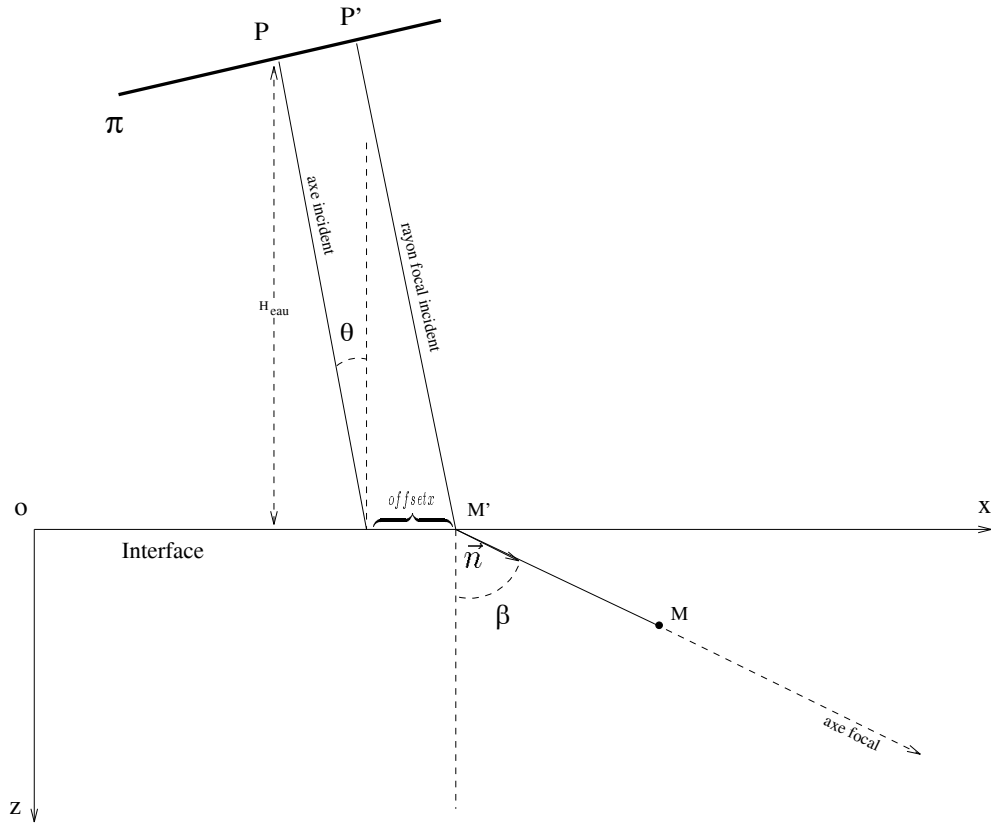


Figure 9.6. Chemin focal  $P'M'M$ .



Figure 9.7. Localisation spatiale des arêtes de fissure.

ici, que sur ce  $Bscan$  sont présents deux séries distinctes d'échos. Considérons l'une d'elle, par exemple la première. On dispose donc des localisations temporelles  $\mathcal{E}^y(1) = \{E_k^y, k \in \mathcal{K}(1)\}$ , des amplitudes d'écho  $\{A_k^y, k \in \mathcal{K}(1)\}$  et de la courbe échodynamique  $C_1^y$ , cette dernière étant redondante avec les amplitudes. Le plan  $\mathcal{P}^y$  intercepte l'arête en un point  $M = (x_0, y, y_0)$  qu'il s'agit d'estimer.

Remarquons que sur le  $Bscan(y)$ , au travers des  $Ascan(x, y)$  on "voit la même chose" au fur et à mesure du balayage d'indices  $\mathcal{K}^y(1)$ . Cependant, suivant la propriété 1, la vision est maximale pour le  $x$  tel que l'axe focal passe par  $M$ . Cette abscisse notée  $\check{x}$  n'est autre que:

$$\check{x} = \arg \max_{x \uparrow \mathcal{E}^y(1)} C_1^y(x), \quad (9.10)$$

où  $x \uparrow \{E_k^y = (x_k^y, y, t_k^y), k \in \mathcal{K}(1)\}$  signifie que  $x \in \{x_k^y\}$ . Soit  $\check{t}$  le  $t$  associé, si bien que la position temporelle de l'écho est  $(\check{x}, y, \check{t})$ . Nous devons maintenant faire la correspondance temps-profondeur:

$$(\check{x}, y, \check{t}) \longrightarrow M = (x_0, y, z_0).$$

Pour ce faire, il suffit simplement de trouver le point  $M = (x_0, y, z_0)$  qui résolve en  $(x_0, z_0)$  l'équation:

$$T[P'M'M] = \frac{\check{t}}{2}. \quad (9.11)$$

où  $T[P'M'M]$  est le temps de parcours du chemin focal  $P'M'M$ . Le dimensionnement suit cette procédure, le résultat étant illustrée en figure 9.7.

# 10

## Licence de Libre Diffusion des Documents

Ce texte est en partie soumis au copyright des ouvrages suivants :

- Springer Berlin Heidelberg ©2000, Mathématique & Applications, vol. 33, B. Chalmond.
- Springer New-York ©2003, Applied Mathematical Sciences, vol. 155, B. Chalmond.

### **Licence de Libre Diffusion des Documents**

Ce document peut être librement lu, stocké, reproduit, diffusé, traduit et cité par tous moyens et sur tous supports aux conditions suivantes:

- tout lecteur ou utilisateur de ce document reconnaît avoir pris connaissance de ce qu'aucune garantie n'est donnée quant à son contenu, à tout point de vue, notamment véracité, précision et adéquation pour toute utilisation;
- il n'est procédé à aucune modification autre que cosmétique, changement de format de représentation, traduction, correction d'une erreur de syntaxe évidente, ou en accord avec les clauses ci-dessous;
- des commentaires ou additions peuvent être insérés à condition d'apparaître clairement comme tels; les traductions ou fragments doivent faire clairement référence à une copie originale complète, si possible à une copie facilement accessible.
- les traductions et les commentaires ou ajouts insérés doivent être datés et leur(s) auteur(s) doit(vent) être identifiable(s) (éventuellement au travers d'un alias);
- cette licence est préservée et s'applique à l'ensemble du document et des modifications et ajouts éventuels (sauf en cas de citation courte), quelqu'en soit le format de représentation;

- quel que soit le mode de stockage, reproduction ou diffusion, toute personne ayant accès à une version numérisée ce document doit pouvoir en faire une copie numérisée dans un format directement utilisable et si possible éditable, suivant les standards publics, et publiquement documentés, en usage.
- la transmission de ce document à un tiers se fait avec transmission de cette licence, sans modification, et en particulier sans addition de clause ou contrainte nouvelle, explicite ou implicite, liée ou non à cette transmission. En particulier, en cas d'inclusion dans une base de données ou une collection, le propriétaire ou l'exploitant de la base ou de la collection s'interdit tout droit de regard lié à ce stockage et concernant l'utilisation qui pourrait être faite du document après extraction de la base ou de la collection, seul ou en relation avec d'autres documents.

Toute incompatibilité des clauses ci-dessus avec des dispositions ou contraintes légales, contractuelles ou judiciaires implique une limitation correspondante du droit de lecture, utilisation ou redistribution verbatim ou modifiée du document.