

Matrice de co-occurrence optimale pour la segmentation automatique d'images ultrasonores

Optimal Co-occurrence Matrix for Automatic Segmentation of Ultrasonic Images



Joseph MOYSAN

Laboratoire de Contrôle par UltraSons,
Bât. 611,
CEN Saclay,
91191 Gif-syr-Yvette

Joseph Moysan est ingénieur ECAM 89. Il a obtenu un DEA en Génie Biologique et Médical dans la spécialité du traitement de l'information. Il prépare un Doctorat en Acoustique à l'INSA de Lyon. La recherche actuelle concerne le traitement d'images appliqué à l'imagerie ultrasonore en contrôle non destructif et plus particulièrement l'analyse d'image et la segmentation par matrices de co-occurrence.



Gilles CORNELOUP

Laboratoire de Contrôle Non Destructif,
Institut Universitaire de Technologie,
13625 Aix-en-Provence Cedex 1

Gilles Corneloup est Docteur d'Université, Maître de Conférences à l'IUT d'Aix-en-Provence et responsable du Laboratoire de Contrôle Non Destructif, qu'il a créé en 1988. Les thèmes de recherche développés au LCND sont principalement le traitement numérique d'images ultrasonores et son application à la détection et au dimensionnement automatique de défauts, ainsi que le traitement du signal ultrasonore en vue d'obtenir la caractérisation des états de contraintes existants dans divers systèmes mécaniques.



Isabelle E. MAGNIN

URA CNRS 1216,
INSA 502,
69621 Villeurbanne Cedex

Chargée de recherche à l'INSERM depuis 1982, elle encadre une équipe de recherche en traitement d'images 3D et 3D dynamique. Elle est experte en imagerie médicale au pôle Rhône-Alpes de Génie Biologique et Médical, référée de plusieurs revues dont ACM Trans. on Graphics. Elle est membre actif du GdR 134 du CNRS, membre EURASIP et IEEE.



Philippe BENOIST

Laboratoire de Contrôle par UltraSons,
Bât. 611,
CEN Saclay,
91191 Gif-sur-Yvette

Responsable du Laboratoire de Contrôle par UltraSons, il dirige de nombreux travaux tant en modélisation des phénomènes ultrasonores (capteurs, faisceaux), qu'en imagerie ultrasonore. Son domaine de recherche est le contrôle non destructif par ultrasons, il est responsable du développement du logiciel d'acquisition et de traitement SPARTACUS.

RÉSUMÉ

Cet article présente une nouvelle méthode de segmentation par seuillage automatique, adaptée aux images obtenues en contrôle non destructif par ultrasons. Cette étude est fondée sur l'analyse d'image par matrice de co-occurrence. On présente une optimisation des paramètres r et θ de la matrice de co-occurrence permettant de mieux définir la frontière qui sépare le bruit des échos de défauts. La segmentation s'obtient par la prise en compte automatique d'un seuil issu d'une courbe de détermination calculée à partir de la matrice de co-occurrence. Cette courbe, appelée Average Product of Variances Measure, est une analyse de la répartition

des coefficients de la matrice. La partie résultat montre un comportement des matrices de co-occurrence et des courbes de sélection de seuil justifiant parfaitement l'analyse effectuée sur les caractéristiques de l'image.

MOTS CLÉS

Ultrasons, contrôle non destructif, traitement d'images, segmentation, seuillage automatique, matrice de co-occurrence.

ABSTRACT

This paper introduces a new method of segmentation using automatic thresholding adapted to the NDT ultrasonic images. This study is based on image analysis through co-occurrence matrixes. It shows an optimization of the r and θ parameters of the co-occurrence matrix enabling to define more accurately the border between noise and defect echoes. The segmentation is obtained by automatically taking into account a threshold derived from a determination curve calculated from the co-occurrence matrix. This curve, called Average Product of Variances Measure, is an

analysis of the distribution of the matrix coefficients. The results show behaviors of the co-occurrence matrixes and of the threshold selection curves that justify perfectly the analysis performed on the characteristics of the image.

KEY WORDS

Ultrasonounds, non destructive testing, image processing, segmentation, automatic thresholding, co-occurrence matrix.

1. Introduction

Cet article développe une méthode nouvelle de segmentation basée sur l'analyse d'images par matrices de co-occurrence. Cet outil de description d'images a été introduit par Haralick [1]. Il a deux emplois majeurs : la discrimination de plusieurs textures et la segmentation d'image. Le premier emploi est le plus répandu [2], [3]. Le second est un des domaines de recherche de méthodes évoluées de segmentation. Cet axe de recherche se développe pour résoudre des problèmes de segmentation complexes, en particulier pour les images à histogramme unimodal. La segmentation d'image peut être abordée de multiples façons : que ce soit par l'analyse des propriétés statistiques de l'image [4], l'utilisation des modèles de Markov [10] [11], les méthodes itératives de relaxation [5], la morphologie mathématique : recherche de squelettes d'image [6] ou analyse de connectivité [7] [8], ou par des méthodes multirésolution [9], ou encore en utilisant la théorie des graphes [12]. Les matrices de co-occurrence ont été retenues parmi ces diverses méthodes de segmentation pour leur capacité d'analyse sélective de l'image suivant une direction d'observation et par la possibilité de considérer le bruit de l'image analysée comme une texture. Ces deux points sont parfaitement adaptés à l'image ultrasonore comme nous le montrons dans cet article. Divers auteurs [13] [14] [15] [16] ont présenté des courbes de détermination de seuils calculées à partir des coefficients de la matrice de co-occurrence de l'image. La matrice de co-occurrence peut être aussi incluse dans une opération de

segmentation par relaxation [5] ou dans un algorithme de segmentation de type « split and merge » [17]. Elle peut également être calculée sur une image des pentes et permettre une analyse particulière des frontières fond/objet [5]. Dans tous les cas l'avantage principal de la matrice de co-occurrence par rapport à l'histogramme est de contenir une information sur les frontières bruit/objet en plus d'une information sur les régions. Le traitement des matrices tend donc à mettre en évidence cette information. Nous développons nos traitements sur des images particulières issues du domaine du contrôle non destructif par ultrasons. Les principaux traitements dans ce domaine concernent majoritairement le traitement de signal et l'extraction de paramètres dans les signaux [18] [19]. Contrairement à d'autres domaines du contrôle non destructif, comme celui des rayons X, l'introduction de traitements d'images dans les systèmes d'imagerie ultrasonore reste marginale. La multiplicité des systèmes d'acquisition et de traitement semble retarder leur développement [20] bien que des systèmes de plus en plus orientés vers le traitement d'images ultrasonores commencent à se développer [21]. La méthode proposée dans cet article est donc une des premières introductions du traitement d'images dans le domaine de l'imagerie ultrasonore. De plus l'algorithme de segmentation basé sur les matrices de co-occurrence inclut une optimisation des paramètres et l'automatisation du seuillage. Le paragraphe 2 définit les matrices de co-occurrence. L'optimisation des paramètres de calcul de ces matrices est introduite dans le troisième paragraphe. La méthode de sélection automatique du seuil est développée au paragraphe 4. La présentation de résultats de segmentation et les conclusions constituent les deux dernières parties.

2. Définition des matrices de co-occurrence

2.1. PRÉSENTATION

Les matrices de co-occurrence sont analogues à des histogrammes bidimensionnels. Elles représentent le nombre d'occurrence de couples de pixels particuliers dans l'image. La principale caractéristique des matrices de co-occurrence est de s'intéresser à des couples de pixels qui sont, par définition, séparés par une distance représentée dans la suite de cet article par le vecteur \underline{d} . De nombreux développements ont été entrepris avec des définitions parfois différentes de la matrice de co-occurrence selon la définition du vecteur \underline{d} . La notion de vecteur \underline{d} est parfois élargie à des régions [22]. Notre approche est celle dénommée par l'analyse de la dépendance spatiale des niveaux de gris ou Spatial Grey Level Dependence Method ou SGLDM [24], et nous utilisons au maximum les possibilités de la dépendance spatiale en ne limitant pas cette dépendance aux pixels voisins [1] [13] [14] [15] ou à une série de directions particulières fixées [23] [15]. La notion de niveaux de gris s'étend à des images couleurs dont l'échelle de répartition des intensités des pixels reste discrète et ordonnée.

2.2. DÉFINITION

Une image discrète est considérée comme une fonction à deux variables sur un domaine discret D , de dimension $M \times N$. La fonction f prend ses valeurs dans l'ensemble discret E de K éléments, $E = \{0, 1, \dots, K - 1\}$ et s'écrit :

$$(1) \quad f : D \mapsto f(x, y) \in E.$$

Les valeurs $f(x, y)$ sont les intensités des pixels de l'image. La matrice de co-occurrence est une fonction paramétrée de $E \times E$ dans N . On note i et j les deux variables de la matrice de co-occurrence. Les paramètres de la matrice sont l'image f et le vecteur de déplacement \underline{d} exprimé par $[dx, dy]$ en coordonnées cartésiennes, ou par $[r = |d|, \theta = \arctan(dy/dx)]$ en coordonnées polaires. La matrice de co-occurrence est ainsi définie par :

$$(2) \quad c : E \times E \mapsto N$$

$$(i, j) \rightarrow c(i, j, f, \underline{d}) = |A_{ij}|$$

avec $|A_{ij}|$ le cardinal de l'ensemble A_{ij} défini par :

$$(3) \quad A_{ij} = \{(x, y), (x', y') \mid (x, y) \in D \cap t_{-\underline{d}}(D), (x', y') \in D \cap t_{\underline{d}}(D)$$

et

$$(x', y') = t_{\underline{d}}(x, y) \text{ et } f(x, y) = i \text{ et } f(x', y') = j\}.$$

Dans cette expression (3) $t_{\underline{d}}$ est la translation de vecteur \underline{d} . L'expression (3) indique que le cardinal $|A_{ij}|$ est égal au nombre de paires de pixels séparés par le déplacement \underline{d} , et telles que les intensités des pixels soient i pour le premier et j pour le second. Avec cette formulation un couple de pixels d'intensités i et j n'est inclus que dans le

calcul de $c(i, j, f, \underline{d})$ et non dans celui de $c(j, i, f, \underline{d})$. La matrice de co-occurrence ne sera pas symétrique. La matrice calculée aura donc une information dépendant du sens du vecteur \underline{d} . Un deuxième ensemble, noté A'_{ij} , est construit en remplaçant la translation de vecteur \underline{d} par la translation de vecteur $-\underline{d}$. La matrice de co-occurrence symétrique s'exprime alors par :

$$(4) \quad C_s : E \times E \mapsto N$$

$$(i, j) \rightarrow C_{sij} = |A_{ij}| + |A'_{ij}|.$$

L'expression (3) montre que les pixels de l'ensemble A_{ij} appartient à un domaine de définition $D \cap t_{\underline{d}}(D)$ inclus dans D . La réduction du domaine de calcul est le fait de l'utilisation de la translation $t_{\underline{d}}$. Pour permettre des analyses comparées entre images, les coefficients C_{sij} sont normalisés. Chaque coefficient est divisé par la somme des coefficients de la matrice de co-occurrence. Cette somme est notée A et correspond au nombre de couples de pixels pris en compte dans le calcul ; ce nombre est aussi, par la discrétisation des domaines, la taille des domaines de calcul ou encore leur cardinal, soit :

$$(5) \quad A = |D \cap t_{\underline{d}}(D)| + |D \cap t_{-\underline{d}}(D)| = 2(M - |dx|)(N - |dy|).$$

L'expression complète de la matrice de co-occurrence, symétrique et normalisée, retenue est la suivante :

$$(6) \quad C : E \times E \mapsto R$$

$$(i, j) \rightarrow C_{ij} = \frac{|A_{ij}| + |A'_{ij}|}{A}.$$

Cette définition permet aussi de considérer la matrice de co-occurrence comme une fonction de répartition de probabilités. Elle peut être représentée par une image de dimension $K \times K$.

3. Optimisation des paramètres

Le choix du vecteur \underline{d} est prépondérant pour l'exploitation des matrices de co-occurrence. Pour chaque image f plusieurs matrices peuvent être calculées. Il est impératif de pouvoir restreindre l'analyse aux matrices significatives. Pour une opération de segmentation le vecteur \underline{d} devra être calculé de sorte que la matrice permette de séparer le bruit des défauts. Nous cherchons les transitions aux frontières, c'est-à-dire les couples (i, j) de pixels tels que i soit une intensité liée au bruit et j une intensité liée à un défaut.

3.1. SÉLECTION DE L'ANGLE θ

3.1.1. Orientation des images ultrasonores

Les images ultrasonores, de type BSCAN, utilisées sont formées par l'enregistrement des signaux obtenus pour plusieurs positions du traducteur (cf. fig. 1). Sur l'axe horizontal x de l'image les pixels sont séparés par le pas de déplacement px du traducteur alors que sur l'axe vertical

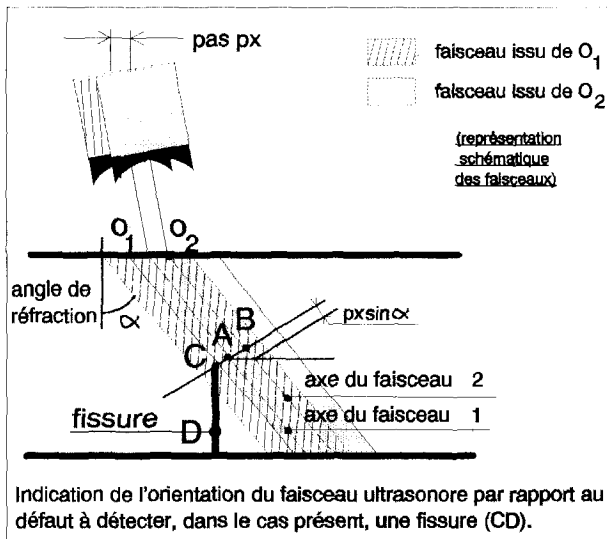


Figure 1. — Mode de formation des images BSCAN.

y les pixels sont séparés par une période d'échantillonnage T_e qui peut être traduite en profondeur connaissant l'angle de réfraction α dans la pièce à contrôler et la célérité des ondes ultrasonores utilisées, notée C_{us} . Ceci particularise les images ultrasonores par rapport à la radiographie où à la photographie car les distances inter-pixels rapportées dans l'espace réel ne sont pas équivalentes suivant les deux axes de l'image. L'utilisation des filtres matriciels classiques de type 3×3 peut se révéler de ce fait inadaptée. Les images traitées sont de plus obtenues par la technique de focalisation. Dans la zone focale, pour des métaux isotropes et homogènes, les surfaces équiphases sont planes, parallèles entre elles et perpendiculaires à l'axe de propagation [24]. De par la propriété des plans équiphases dans la zone focale, l'information ultrasonore en phase dépend de l'angle de réfraction α et de ce même pas px . Sur la figure 1 on montre deux positions de l'axe du faisceau ultrasonore O_1 et O_2 , décalées d'un pas px . Si le réflecteur situé en C est toujours insonifié par le faisceau focalisé, il réfléchira l'onde ultrasonore avec une phase identique à celle existant en A ou B. Les trajets ultrasonores liés aux segments O_1A et O_2B , parallèles entre eux du fait de la propriété énoncée ci-dessus, seront cependant différents. L'image obtenue (fig. 2 a) possède donc une pente préférentielle d'angle β fonction de α , de T_e et de C_{us} . Dans l'espace des pixels la tangente de β s'exprime par :

$$(7) \quad \tan \beta = \frac{2 \sin \alpha px}{T_e C_{us}}$$

Pour une même valeur de α , ce terme peut être négatif ou positif suivant le sens de déplacement du traducteur. Le calcul détaillé de cet angle est établi dans l'appendice 2. La figure 2 a représente une image BSCAN sur un défaut de type fissure dans une soudure et illustre l'effet d'orientation produit par la propagation des ultrasons dans le matériau. La figure 2 b montre une matrice calculée avec cette orientation particulière. Dans notre étude les coefficients C_{ij} relatifs au bruit sont très largement majoritaires, aussi

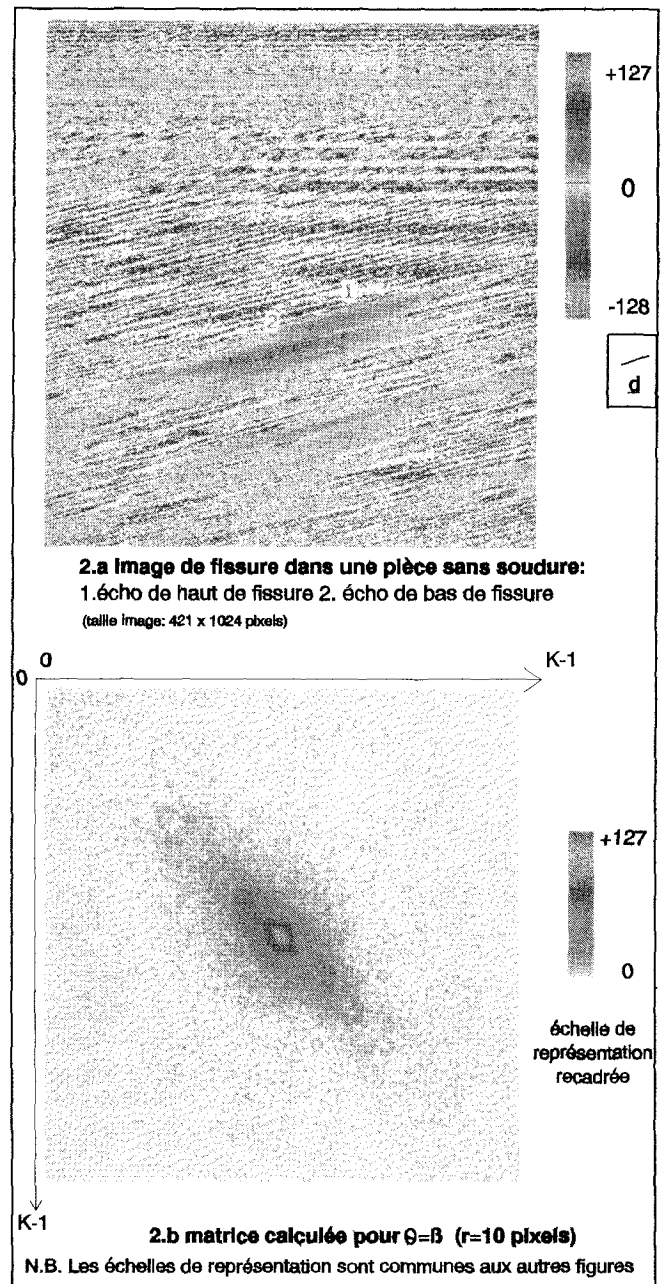


Figure 2. — Matrice de co-occurrence calculée sur une image BSCAN.

la valeur des pixels de cette nouvelle image est calculée par une transformation logarithmique des valeurs des coefficients C_{ij} (cf. appendice 2).

3.1.2. Recherche d'une frontière maximale

Un couple de pixels est inclut dans la frontière entre un objet et le fond de l'image si l'un des pixels appartient à l'objet et l'autre au fond. On peut donc définir la frontière comme l'ensemble des pixels de l'objet qui appartiennent à un couple de pixels comportant un pixel lié à l'objet et un pixel lié au fond. La taille de cet ensemble correspond au nombre de couples de pixels inclus dans la frontière et

dépend du choix du vecteur \underline{d} . D'une manière générale, pour un objet continu, représenté en figure 3, de taille $h \times L$ avec $L > h$, d'orientation dans l'image Φ , la taille T de la frontière obtenue avec l'utilisation du vecteur \underline{d} vaut :

$$(8) \quad T = hL - (h - 2r |\cos(\pi/2 - \Phi + \theta)|) \times (L - 2r |\sin(\pi/2 - \Phi + \theta)|).$$

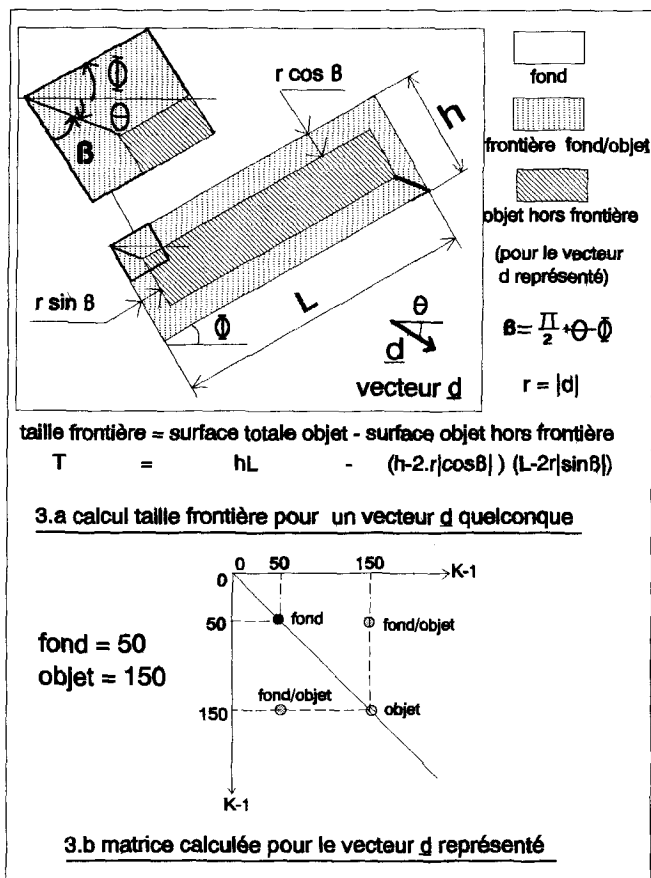


Figure 3. — Exemple d'analyse objet/frontière pour un vecteur \underline{d} quelconque.

Ce modèle permet de montrer que pour une valeur de r inférieure à $h/2$ l'angle d'analyse θ qui maximise la taille de la frontière est $\theta = \Phi - \pi/2$ [π]. L'angle le plus défavorable dans ce cas est $\theta = \Phi$. Les frontières sont maximales si pour ces deux valeurs d'angles r vaut $L/2$ ou plus. Cependant, dans l'image réelle, les valeurs de couples de pixels qui constituent la frontière, ne sont pas forcément identiques. Pour r inférieur ou égal à $h/2$, ou $L/2$, suivant les deux angles pré-cités, l'objet apparaît dans la matrice par des couples de pixels inclus dans l'objet (cf. fig. 3 b). Si r est supérieur à h ou L , toujours pour les angles respectifs $\Phi - \pi/2$ et Φ , aucun couple de pixels ne peut être inclus dans l'objet et la matrice de co-occurrence ne reflètera que le bruit et les frontières. Ces combinaisons ($r > h$, $\theta = \Phi - \pi/2$) et ($r > L$, $\theta = \Phi$) mettent donc plus particulièrement en évidence les transitions aux frontières.

3.1.3. Choix de l'angle θ_0 optimal

Dans l'étude de l'image ultrasonore, l'angle d'inclinaison Φ introduit ci-dessus prend la valeur β calculée par (7). Une différence importante existe entre les matrices calculées avec les angles $\beta - \pi/2$ et β . Si l'angle θ vaut β , du fait de l'alignement particulier des pixels dans l'image, les intensités des pixels qui composent les couples de pixels ont des valeurs voisines sauf au niveau des transitions fond/objet. La représentation de la matrice de co-occurrence devient de ce fait proche d'une diagonale (fig. 2 b). Les frontières peuvent donc être particulièrement mises en évidence dans la matrice comme indiqué en 3.1.2 pour r supérieur à L . Cependant dans le cas de nos images cette valeur L ne peut être connue a priori et dépend du rapport signal sur bruit. Elle diffère pour chaque défaut présent dans l'image. De plus une valeur de r trop élevée multiplie les interactions entre les différents objets de l'image et perturbent les algorithmes basés sur la recherche des séparations fond/objet. Aussi dans un premier temps on considère qu'il est plus avantageux de prendre une valeur de r faible afin d'éviter ces interactions. De ce fait l'angle $\beta - \pi/2$ est le plus adapté puisqu'il permet de maximiser la taille de la frontière pour des valeurs de r plus faibles que dans le cas de l'angle β . Les angles intermédiaires entre les deux valeurs citées n'offrent pas d'intérêt particulier et conduisent à des tailles de frontière également intermédiaires. L'angle θ_0 retenu est donc $\beta - \pi/2$.

3.2. SÉLECTION DE dy

La sélection de l'angle θ_0 impose une relation entre dy et dx , soit :

$$(9) \quad dy = dx \tan(\theta_0).$$

Le paragraphe 3.1 donne un choix optimal de l'angle mais donne aussi le choix du module r du vecteur \underline{d} si la taille de l'objet recherché est connue. Dans le cas où aucune connaissance a priori de la taille des objets n'est disponible ou du fait de la multiplicité des tailles possibles et présentes simultanément dans l'image, le choix de dy se basera sur la réduction de l'influence du bruit dans l'utilisation des matrices de co-occurrence. Une frontière, ou un objet, sera mieux distingué dans une matrice de co-occurrence si les coefficients C_{ij} liés au bruit peuvent être ramenés sur la diagonale de la matrice. Ce qui signifie que les intensités des pixels correspondant aux couples de pixels calculés dans le bruit ont des valeurs quasi identiques. Les coefficients C_{ij} associés au bruit seront ainsi mieux séparés des coefficients associés aux transitions entre bruit et défaut, qui par définition, sont des éléments hors diagonale. Dans le cas où le rapport signal sur bruit (RSB) est très élevé ceci s'obtient sans recherche particulière puisque les régions de défauts ou de bruit sont bien séparées avec une majorité de coefficients représentatifs du bruit sur la diagonale. Sinon on peut s'appuyer sur la texture de ce bruit pour obtenir le même arrangement des coefficients C_{ij} . On peut se représenter, comme sur la figure 4, les points de bruit de même amplitude sur une série de lignes inclinées, régulièrement espacées. Cette inclinaison est le résultat, déjà énoncé, du décalage dans l'image des informations ultrasonores en phase (§ 3.1.1). L'espacement créé par l'aspect périodique

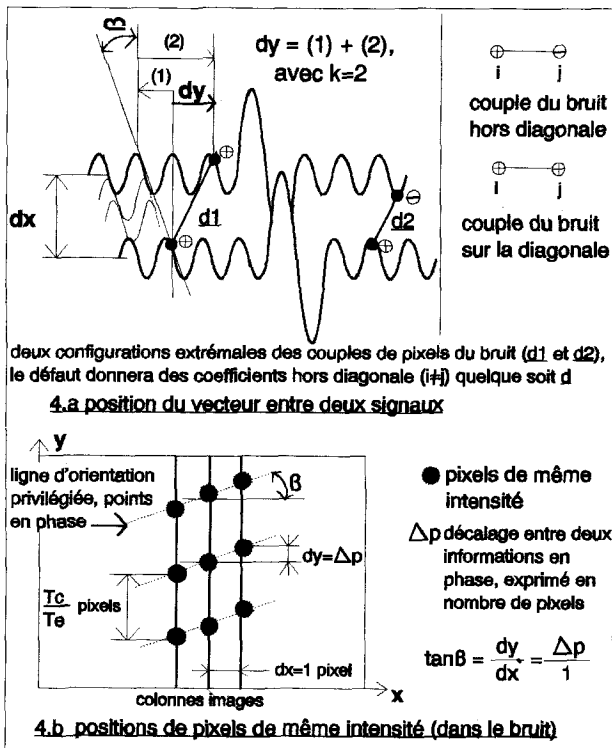


Figure 4. — Choix de d : calcul de dy en fonction de dx .

des signaux. On peut donc construire des couples de pixels de bruit telles que les intensités respectives soient identiques. Avec T_c , la fréquence centrale du traducteur, les valeurs dy sont calculées par :

$$(10) \quad dy = dx \tan \beta + k \frac{T_c}{T_e} \quad \text{pour } k \in \mathbb{Z}.$$

La première partie de l'expression correspond à la sélection des informations en phase entre deux signaux distants de $dx \cdot px$. En effet le décalage associé à un pas de déplacement du traducteur px correspond dans l'image à un décalage $\tan \beta$ (§ 3.1.1) entre deux colonnes de l'image. La valeur dx est le nombre de pas entre deux positions du traducteur et est également le nombre de colonnes de l'image entre les deux positions dans l'image. La deuxième partie est la conversion en nombre de points de la fréquence centrale du traducteur qui traduit la pseudo-périodicité du signal ultrasonore. Le capteur est large bande, la formule est donc une approximation. Ces deux parties sont représentées par les segments (1) et (2) de la figure 4. La périodicité introduit en effet a priori plusieurs solutions pour ramener le bruit sur la diagonale suivant les valeurs de $k \in \mathbb{Z}$. Par contre si l'orientation est fixée à $\theta = \beta - \pi/2$ les solutions se réduisent aux solutions communes de (9) et (10).

L'aspect périodique est vrai aussi pour les signaux de défauts si le capteur est faiblement amorti et si le RSB est élevé. Si, pour chaque choix de dy , l'influence du bruit dans la matrice de co-occurrence est minimisée, on retrouve, du fait d'un signal de défaut sur plus d'une

période, une configuration de type rectangle comme celle représentée sur la figure 3. Aussi les matrices calculées avec ces différentes solutions feront apparaître ou non des coefficients liés aux défauts seuls et maximiseront ou non les frontières. Les solutions de dy qui réuniront les avantages d'une frontière maximale et ceux de la réduction de l'influence des coefficients liés au bruit seront les solutions véritablement optimales si, de plus, aucune interaction entre objets n'existe. Il restera un choix parmi ces solutions ou la possibilité d'entreprendre plusieurs calculs. Enfin, il est immédiat de définir les solutions qui maximisent la représentation hors diagonale du bruit. Ces solutions permettront également de vérifier les hypothèses de travail par comparaison de matrices ou, dans la suite de l'étude, par comparaison de la détermination de seuil. Ainsi la formule (11) donne les valeurs de dy théoriques pour lesquelles la différence d'intensité des pixels d'un couple (i, j) défini dans le bruit est maximale. Ces valeurs dy sont appelées valeurs critiques.

$$(11) \quad dy = dx \tan \beta + (2k + 1) \frac{T_c}{2 T_e}.$$

4. Définition automatique du seuil

4.1. PRINCIPE GÉNÉRAL

Dans la majeure partie des études présentées [1] [5] [14] [15] [16] [17] le calcul des matrices de co-occurrence se fait sur des images pour lesquelles l'amplitude des pixels du fond est en moyenne inférieure à celle des pixels des objets que l'on cherche à segmenter. L'objet en question est souvent assez homogène et les valeurs des pixels d'un objet varient dans une faible proportion. Dans ce cas type, les amplitudes des pixels du bruit définissent un sous-ensemble $\{0, \dots, b \max\}$ de E (cf. § 2.1) tandis que celles des objets définissent un sous-ensemble $\{o \min, \dots, o \max\}$ où $o \min$ est positif et $o \max$ inférieur à $K - 1$. La matrice de co-occurrence peut être divisée en quatre blocs suivant un seuil d'amplitude noté t ainsi que le montre la figure 5. Les quatre blocs ont une taille variable, dépendante de t . Le premier bloc noté $B1[t]$ comporte tous les C_{ij} tels que i et j soient inférieurs à t . Dans le cas où les amplitudes des pixels du fond sont strictement séparées dans E de celles des objets, soit $o \min$ supérieur à $b \max$, nous aurions immédiatement la valeur du seuil optimal t entre $b \max + 1$ et $o \min - 1$. Le bloc $B1[t]$ serait représentatif du bruit et le bloc $B4[t]$, qui contient les coefficients C_{ij} tels que i et j soient supérieurs à t , serait représentatif de l'objet. Les blocs $B2[t]$ et $B3[t]$ seraient alors représentatifs des frontières fond/objet.

La méthode de sélection d'un seuil la plus communément employée est de travailler sur les blocs $B2[t]$ et $B3[t]$, car les plus fortes disparités entre les amplitudes des pixels se situent aux frontières fond/objets [25]. L'objectif est donc de calculer une fonction, appelée mesure, qui atteigne un optimum lorsque t sépare le fond de l'objet. Un autre type d'analyse possible est de rechercher les homogénéités

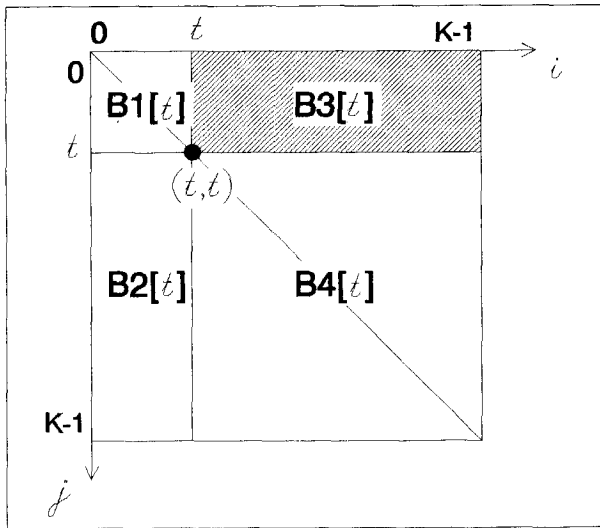


Figure 5. — Division de la matrice de co-occurrence.

créées par des objets d'intensité uniforme dans la matrice de co-occurrence. Cette approche est également valable pour le fond. Dans ce cas les motivations du choix de d seraient différentes de celles exposées jusqu'ici. La mesure se calculerait alors sur le bloc B1[t] ou B4[t]. Une forme générale de la fonction de détermination du seuil peut s'écrire :

$$(12) \quad M(t) = \sum_{Bx[t]} \frac{N(t, i, j, C_{ij}, \dots)}{D(t, i, j, C_{ij}, \dots)}$$

$N(\dots)$ est une fonction qui cherche à mettre en évidence les variations de la répartition des pixels et de leur amplitude au travers des coefficients C_{ij} , des amplitudes i et j , de la valeur du seuil testé t et de diverses combinaisons de ces paramètres. $D(\dots)$ est une fonction qui dépend de ces mêmes paramètres et qui prend en compte la variation de la taille du domaine de calcul $Bx[t]$. Ce domaine $Bx[t]$ est le plus souvent B3[t] pour l'exploitation des frontières, B1[t] ou B4[t] pour la recherche d'homogénéité, ou encore être composé de plusieurs parties de la matrice pour regrouper plusieurs critères d'analyse de la matrice [16].

4.2. NORMALISATION DES RÉSULTATS

Une normalisation a déjà été effectuée pour que les valeurs des coefficients C_{ij} ne dépendent pas de la taille de l'image (cf. § 2.2). Pour chaque valeur de seuil testée, t , les calculs se font sur des domaines $Bx[t]$ différents. Pour obtenir des résultats indépendants de la taille ou de la définition de ces domaines, il apparaît nécessaire de normaliser les calculs en fonction de l'expression de $Bx[t]$. Deux options s'imposent : soit diviser les expressions par la somme des coefficients C_{ij} dans le bloc $Bx[t]$, soit diviser par la taille du bloc $Ta[t] = (K-t) \cdot (t+1)$ [25]. La somme des coefficients dans le bloc $Bx[t]$ peut devenir par elle-même une mesure [16]. Ainsi, on donne le nom de Busyness

(activité) à la définition suivante :

$$(13) \quad \text{Busy}[t] = \sum_{i=0}^t \sum_{j=t+1}^{L-1} C_{ij} + \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^t C_{ij}$$

La définition reprise ici, comporte deux doubles sommes sur les blocs B2[t] et B3[t] dont les valeurs sont identiques du fait de la symétrisation de la matrice. Lorsque les calculs utiliseront le bloc B3[t], le dénominateur utilisé différera de la fonction Busyness par une définition limitée au bloc B3[t] et à la prise en compte des coefficients de la diagonale. L'expression du dénominateur sera alors :

$$(14) \quad B'[t] = \sum_{i=t}^{L-1} \sum_{j=0}^t C_{ij}$$

Les deux courbes des diviseurs : $B'[t]$ et taille du bloc B3[t], sont représentées en figure 6 pour une image ultrasonore du type de la figure 2 a. Lorsque les coefficients C_{ij} sont en facteurs dans l'expression du numérateur N de la mesure, diviser par $B'[t]$ revient à calculer la valeur moyenne du numérateur dans le bloc B3[t]. Les deux courbes sont d'aspect similaire avec une croissance continue suivie d'une décroissance continue. Cette caractéristique est due, pour la courbe $B'[t]$, à la répartition des intensités dans l'image ultrasonore. Dans le cas des images étudiées, l'histogramme est une fonction quasiment strictement décroissante. Il en va de même pour les coefficients C_{ij} . Une hausse des coefficients C_{ij} traduit, soit une intensité plus fréquemment utilisée sur une zone de l'image comme un bruit de soudure, soit l'apparition d'un défaut et/ou d'une frontière. La division par la somme des coefficients atténue ou supprime ces variations. Un diviseur indépendant de la somme des C_{ij} , tout en tenant compte de la variation du domaine de calcul $Bx[t]$, pourrait se révéler utile pour conserver ces variations. Les résultats [25] ont montré que la division par la taille du bloc $Ta[t]$ n'est pas pertinente, car elle ne permet pas de prendre en compte l'extrême concentration sur quelques valeurs des intensités

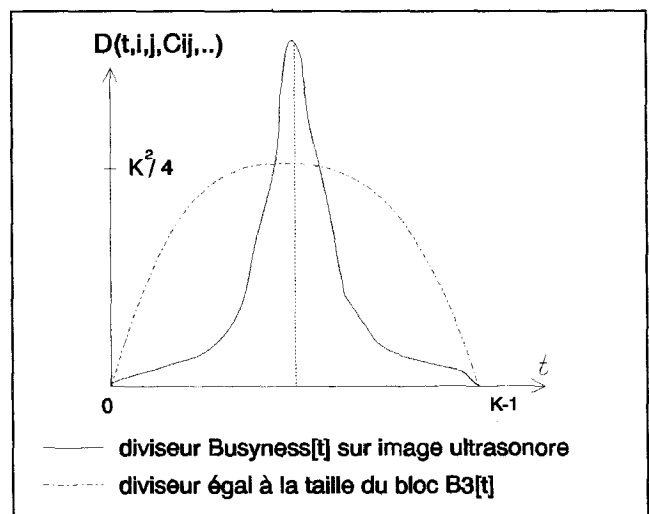


Figure 6. — Diviseurs : normalisation des résultats.

des pixels du bruit. De plus, la construction des mesures cherche à exploiter ces variations. Le numérateur $N(\dots)$ tient le plus souvent doublement compte de ces variations, qui ne seront donc pas ainsi supprimées par la division. En effet, d'une manière générale, les variations interviennent premièrement par les coefficients C_{ij} et deuxièmement par un terme spécifique établi en fonction d'une propriété à mettre en valeur. Aussi, le choix se restreint dans cette étude à un diviseur classique de type $B'[t]$.

4.3. DÉFINITION DES MESURES

4.3.1. Mesures existantes

Parmi une série de fonctions définies par Chanda [14], nous avons vérifié [25] que la plus probante des mesures est celle désignée par Average Contrast Measure (ACM) [14].

$$(15) \quad ACM[t] = \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^t \frac{(i-j)^2 C_{ij}}{Bust[t]}.$$

Le contraste est faible lorsque les coefficients C_{ij} caractérisent le bruit ou les défauts car dans ce cas les valeurs i et j sont proches l'une de l'autre. Le seuil t est donné par le maximum de la fonction. La valeur correspond bien à une valeur frontière : en effet, pour une valeur inférieure le contraste est plus faible, car les coefficients C_{ij} sont plus représentatifs du bruit, et pour une valeur supérieure les coefficients sont plus représentatifs des défauts, le contraste est aussi moins élevé. Ce type d'analyse n'est rendu possible que par l'ordre des amplitudes des pixels (cf. § 4.1). Nous avons déjà signalé, au paragraphe 2.1, que les définitions des matrices de co-occurrence pouvaient différer entre auteurs. Nous apportons ici deux précisions supplémentaires sur les calculs par rapport aux calculs similaires de Chanda [14]. Tout d'abord, le terme « average » dans le nom de la fonction précédente indique que la fonction a un caractère de moyenne, la définition reprise in extenso [14] introduit un coefficient 1/2 par rapport à la moyenne exacte des termes de contraste. En effet la somme des termes de contraste $(i-j)^2 \cdot C_{ij}$ sur le bloc $B3[t]$ est divisée par la somme des coefficients C_{ij} dans les blocs $B2[t]$ et $B3[t]$. Ensuite, les définitions de Chanda n'incluent pas les termes diagonaux, car le coefficient C_{ii} n'est jamais pris en compte. Dans notre étude, il est illogique de ne pas en tenir compte car ces coefficients sont représentatifs du bruit et d'une partie de l'image, de plus la méthode de séparation bruit/défaut proposée au paragraphe 3.1.1 tente de créer des coefficients diagonaux.

4.3.2. Nouvelle mesure

L'étude des expressions des mesures précédemment testées ainsi que l'étude de la construction des C_{ij} a donné lieu à l'écriture d'une mesure dénommée Average Product of Variances Measure (APVM) [25]. Parmi les diverses variantes testées [25] la plus prometteuse a été retenue. Dans cette méthode d'analyse de la matrice, le bloc $B3[t]$ est considéré comme un ensemble de points pondérés par les coefficients C_{ij} . Un fond uniforme crée un nuage de

points homogène centré sur la diagonale de la matrice. Dans le cas où un objet existe, et donc aussi ses frontières avec le fond, le nuage de points varie et perd de sa compacité. Une mesure de la variation de répartition de ces points dans les deux axes i et j de la matrice est obtenue par le produit de la variance de la position de ces points sur les deux axes. La mesure calcule donc la variation de la position de ces points, qui est une fonction des amplitudes des pixels. Elle est construite pour être maximale lorsque le bloc $B3[t]$ ne contient plus de bruit homogène. Les moyennes des positions des coefficients C_{ij} sur les deux axes i et j de la matrice $\mu_i[t]$ et $\mu_j[t]$ sont recalculées pour chaque bloc $B3[t]$. Avec la définition des moyennes μ_i et μ_j :

$$(16) \quad \mu_i[t] = \sum_{i=t}^{L-1} \sum_{j=0}^t i C_{ij} / B'[t]$$

$$(17) \quad \mu_j[t] = \sum_{i=t}^{L-1} \sum_{j=0}^t j C_{ij} / B'[t]$$

la mesure APVM s'exprime par :

$$(18) \quad APVM[t] = \frac{\sum_{i=t}^{L-1} \sum_{j=0}^t (i - \mu_i[t])^2 C_{ij}}{B'[t]} * \frac{\sum_{i=t}^{L-1} \sum_{j=0}^t (j - \mu_j[t])^2 C_{ij}}{B'[t]}$$

4.3.3 Comportement de la mesure APVM sur les images ultrasonores brutes

Une description qualitative du comportement de la mesure est donnée ici, mais elle ne prétend pas traiter tous les cas particuliers. Elle se restreint au cas type des images ultrasonores étudiées avec un bruit largement majoritaire dans l'image et une répartition des intensités suivant une courbe décroissante de part et d'autre de la valeur moyenne (cf. histogramme de la figure 7 a).

4.3.3.1. Matrice de co-occurrence et image ultrasonore

L'image ultrasonore étudiée est constituée par l'ensemble des signaux bruts, d'allure sinusoïdale, issus du traducteur. Elle se caractérise donc par des objets (défauts) dont les amplitudes de pixels ont la même moyenne que celles du fond (bruit). De plus les objets recherchés ont des amplitudes à la fois supérieures et inférieures à celles du bruit. Le calcul d'un seuil unique ne peut donc pas convenir. Le bruit occupera, par construction, le centre de la matrice de co-occurrence et formera un nuage de points homogène. La première frontière sera formée par des couples de pixels dont un des pixels aura une valeur inférieure au bruit et l'autre appartiendra au bruit. La seconde frontière sera composée par des couples de pixels dont un des pixels aura une valeur supérieure au bruit et l'autre appartiendra au bruit (cf. fig. 7 a). Les objets pourront être présents dans l'image par quatre types de coefficients C_{ij} : soit les deux valeurs i et j sont inférieures aux bruits, soit les deux valeurs sont supérieures au bruit, soit l'une des valeurs est inférieure au bruit et l'autre supérieure au bruit et inversement. Les premiers coefficients sont proches de la diagonale de la matrice. Les seconds en sont les plus éloignés.

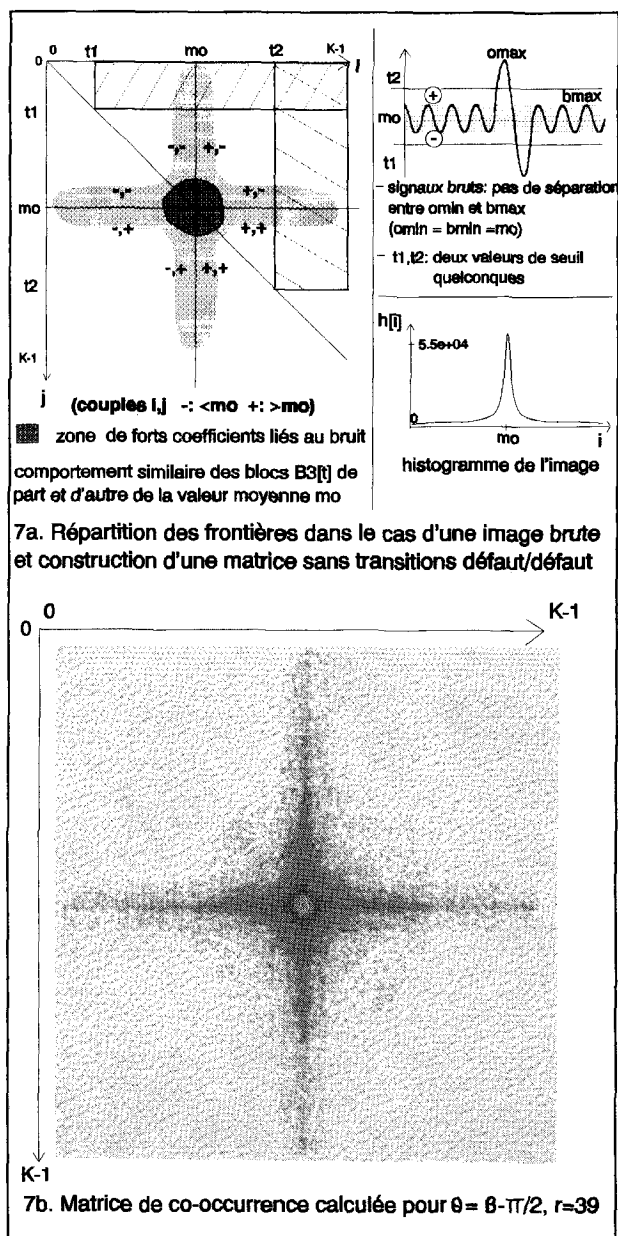


Figure 7. — Analyse d'une matrice de co-occurrence sur une image brute.

Dans les deux paragraphes 4.3.3.2 et 4.3.3.3, la discussion porte sur le seuil supérieur à la moyenne. Le raisonnement est strictement similaire pour le second. Le dessin de la figure 7 a montre que les coefficients contenus dans les blocs $B3[t]$ ont un comportement analogue avec une symétrie par rapport à la valeur moyenne.

4.3.3.2. Mesure APVM et matrice optimisée

Dans le cas d'une matrice optimisée avec seulement des coefficients liés à la frontière et au bruit (cf. § 3.1.2), pour les valeurs de t légèrement supérieures à la moyenne, le produit des variances des positions est faible car les premiers points sont essentiellement des coefficients liés

aux bruits. Puis ce produit s'accroît avec la combinaison de deux groupes de points dont les barycentres sont distincts : le premier est représentatif du bruit, le second est représentatif des transitions bruit/défaut. Ce produit décroît lorsque le bloc $B3[t]$ contient essentiellement des transitions bruit/défaut. Il s'annule pour t égal à la valeur maximale des amplitudes des pixels, notée o_{max} , où la variance de la position en i est nulle puisque μ_i et t sont égaux à o_{max} ce qui annule la mesure. Le maximum est atteint lorsque les deux barycentres distincts ont un poids cumulé respectif égal, ce qui représente la dispersion la plus grande des points. Le cas théorique idéal est celui où le bruit à une texture parfaite de type sinusoidale et est majoritaire. La représentation du bruit dans la matrice est construite (cf. § 3.2) de sorte qu'elle se traduit uniquement par des coefficients diagonaux de fortes valeurs. Aussi la mesure AVPM dans les blocs $B3[t]$ avec $t < b_{max}$ est proche de zéro. Le bloc $B3[b_{max} + 1]$ contient le maximum de transitions et conduit à une valeur de la mesure maximale. Dans ce cas théorique, le seuil sera exactement celui recherché. Dans le cas pratique, où les coefficients du bruit ne sont pas purement diagonaux, l'équilibre des barycentres fera tendre le seuil vers une valeur inférieure à $b_{max} + 1$. Lorsqu'il n'y a pas de réelle distinction entre o_{min} et b_{max} (cf. fig. 7 a) la mesure reste pertinente. Le seuil sera dans la zone de séparation entre un bruit, dont la représentation est homogène dans la matrice, et les frontières, caractérisées par une dispersion de la position des coefficients.

4.3.3.3. Mesure APVM et matrice non optimale

Dans le cas où le défaut apparaît dans la matrice par les quatre types de coefficients décrits en 4.3.3.1 le comportement de la mesure est perturbé de trois façons.

Premièrement ces nouveaux coefficients impliquent que ceux liés aux transitions bruit/défauts diminuent puisque la somme est constante et égale à l'unité. Le poids du nuage de points liés à la frontière est plus faible il faudra une valeur de seuil t plus élevée pour obtenir l'équilibre des deux nuages de point.

Deuxièmement les coefficients liés au défaut et présents sur la diagonale forment des nuages de points homogènes qui vont étendre le nuage de points créé par le bruit. Dans le cas où la frontière reste majoritaire, les coefficients liés aux transitions défaut/défaut auront un poids relatif très faible. Un bloc $B3[t]$ contenant ces coefficients n'aura pas un produit de variances élevé et ne pourra créer qu'un maximum local. La position du seuil sera peu perturbée. Dans le cas où la frontière est minimisée, comme avec le choix d'un angle β et d'un vecteur d de faible module, le rapport de poids entre les nuages de points dus à la frontière et ceux dus au défaut peut s'inverser (matrice de la figure 2 b). Le nuage de points dû à la frontière deviendra quasiment négligeable devant ceux du bruit et du défaut, placés dans le prolongement l'un de l'autre sur la diagonale. Le comportement de la mesure donnera une valeur de t qui s'éloignera de la zone homogène du bruit à cause de l'équilibre des barycentres qui se fera pour des coefficients de faible poids. Ce qui signifie, toujours à cause de la répartition des intensités (cf. § 4.3.3) que la valeur seuil ne sera pas valide, éloignée et supérieure à b_{max} . Ce résultat

était attendu, car la mesure APVM ne s'applique plus sur le type de matrice pour laquelle elle a été définie.

Troisièmement les coefficients hors diagonales liés aux défauts créent un autre nuage de points qui influe sur la variance globale. Pour les valeurs de t proches des amplitudes du bruit, ce nuage sera toujours englobé dans les calculs, il modifiera par conséquent la valeur du seuil optimal b max, en rajoutant un poids éloigné de la diagonale. L'effet sera celui d'une diminution de la valeur de t puisqu'il faudra plus de coefficients C_{ij} issus du bruit pour obtenir l'équilibre des nuages. Ce décalage de la valeur du seuil est inversé par rapport au premier effet.

Globalement la mesure semble présenter un caractère de robustesse avec des effets s'opposant lorsque les paramètres ne sont pas strictement optimaux. Les descriptions ci-dessus mettent bien en évidence l'intérêt de rechercher la matrice optimale constituée uniquement des transitions bruit/défaut et bruit/bruit où de s'en approcher quand elle n'existe pas (cf. § 3.2).

5. Résultats et discussions

5.1. CALCUL DE MATRICES ET CHOIX DE d

L'influence de l'orientation du vecteur d a été soulignée au paragraphe 3.2.1. La figure 7 montre la matrice calculée sur la même image (fig. 2 a) avec l'angle $\beta - \pi/2$. Du fait de l'orientation, toutes les transitions bruit/défaut apparaissent. La matrice prend un aspect d'étoile à quatre branches étendues, très différente de la représentation en forme d'ellipse aplatie de la figure 2 b. L'étendue est la conséquence d'un objet à intensités réparties comme le défaut ultrasonore. Les objets d'intensité uniforme créeraient des figures plus proches de disques.

L'influence du module de d a été décrite au paragraphe 3.2 avec le calcul de dy . Les figures 8 a et 8 b montrent deux matrices calculées avec le même angle $\theta = \beta - \pi/2$ et deux valeurs de dy extrêmes : la matrice de la figure 8 a est calculée avec un dy optimal obtenu par la formule 10 et celle de la figure 8 b est calculée avec un dy critique issu de la formule 11. L'image retenue pour ces calculs est une zone de bruit définie sur une soudure sans défaut. L'analyse du paragraphe 3.2 permet de prévoir des coefficients C_{ij} très regroupés autour de la valeur moyenne pour la matrice de la figure 8 a. L'influence du bruit est optimisée pour le calcul du seuil. La différence entre les deux matrices s'apprécie en considérant le nuage de points formé par les coefficients C_{ij} et particulièrement l'évolution de ses extrémités. La deuxième matrice diffère nettement avec l'apparition de coefficients hors diagonale et la disparition de coefficients aux extrémités de la diagonale du nuage.

Les différences existent et suivent l'analyse du paragraphe 3.2 mais elles ne sont pas aussi marquées que le laisse supposer l'étude. Quatre raisons expliquent ce décalage entre l'analyse et les résultats. Tout d'abord les valeurs de dy calculées par les formules 10 et 11 supposent de connaître exactement la célérité des ondes ultrasonores et

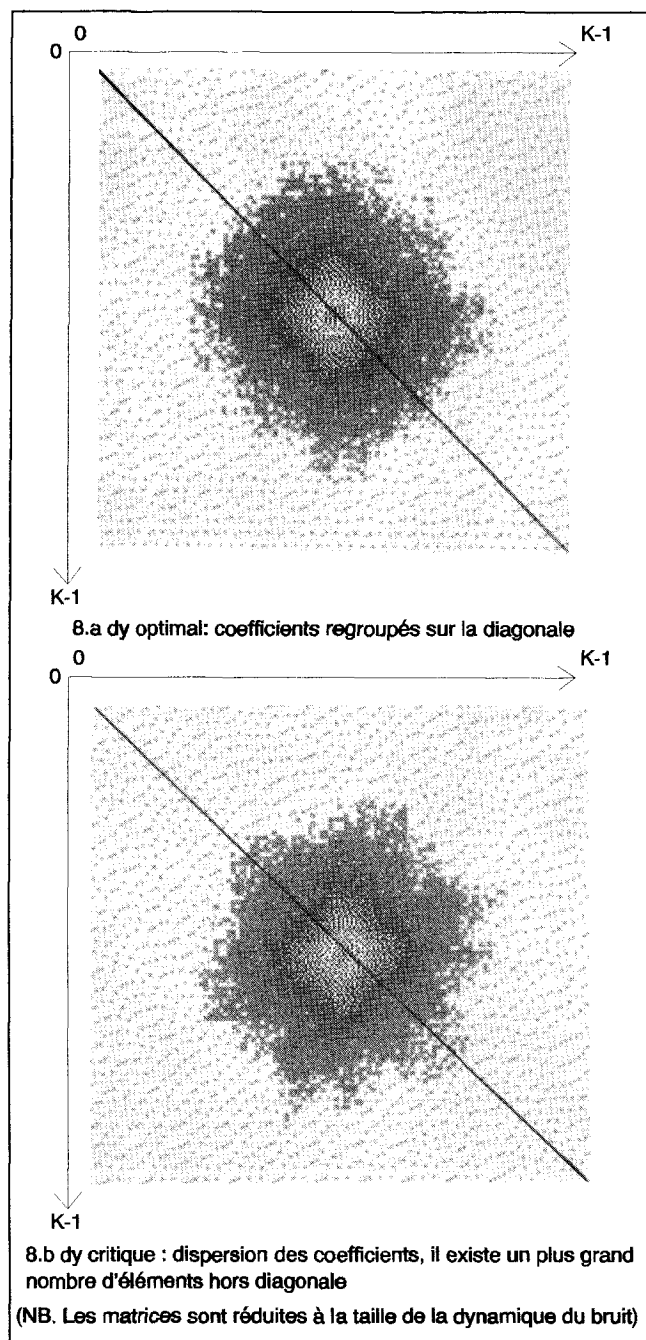


Figure 8. — Matrices de co-occurrence calculée sur une zone de bruit, influence du choix de dy .

l'angle de réfraction. Ce point génère peu de problèmes. Ensuite, les pièces contrôlées sont en acier austénitique, aussi des déviations du faisceau peuvent exister. De plus la soudure crée des hétérogénéités qui nous éloignent du cas théorique en modifiant localement l'angle de réfraction, la célérité des ultrasons. Le troisième point concerne l'hypothèse des signaux sinusoïdaux : les formules 10 et 11 utilisent la fréquence centrale du traducteur pour définir dy , le signal est en fait large bande les signaux ne sont donc

pas purement sinusoïdaux. Enfin le calcul dans le domaine des pixels est un calcul discret : dx et dy sont des valeurs entières, les valeurs indiquées dans les différents exemples sont des valeurs approchées de celles obtenues par les formules 10 et 11. La discrétisation de dx et dy implique également que l'angle θ réel obtenu par $\arctan(dy/dx)$ est aussi une valeur approchée de celui recherché (β ou $\beta - \pi/2$). Aussi, pratiquement, le bruit ne peut pas être totalement ramené sur la diagonale.

5.2. CALCULS DE MATRICES, MESURE APVM ET RSB

La matrice de la figure 2 *b* a été calculée sur une image à bon rapport signal sur bruit. L'image a été obtenue en contrôle par ultrasons dans une pièce en acier austénitique sans soudure. Le bruit forme un renflement visible dans la matrice de co-occurrence centré autour de la valeur moyenne. La largeur de ce renflement est égale à la dynamique du bruit. La dynamique de l'image se calcule par la largeur du carré englobant les coefficients non nuls de la matrice. La largeur des branches de cette matrice est proportionnelle à la dynamique du bruit. La dynamique du bruit s'obtient avec une matrice calculée sur une région de bruit. Le rapport de ces dynamiques donne le RSB. (Il ne s'agit que d'une aide à l'interprétation). La figure 9 *a* représente une image de contrôle de soudure austénitique et une matrice calculée avec l'angle $\theta = \beta$. Le bruit de soudure crée l'étalement du renflement visible sur la matrice de la figure 9 *b*. Le RSB est dans ce cas de l'ordre de 12 dB, il est de 20 dB pour l'image de la figure 2. Le comportement de la mesure APVM décrit au paragraphe 4.3.3.2 montre clairement que la valeur du seuil s'adapte naturellement au RSB : la valeur du seuil est proche de la limite supérieure du nuage de points lié au bruit et s'élève donc lorsque le RSB diminue. La dynamique de l'image est constante, le seuil est donc plus élevé lorsque le bruit devient plus important. Remarquons que le RSB estimé ci-dessus est celui du défaut qui a la dynamique la plus élevée. D'autres signaux de défauts présents dans l'image peuvent avoir un RSB beaucoup plus faible.

5.3. CALCULS DE LA MESURE APVM ET CHOIX DE d

Trois courbes sont tracées sur la figure 10, la première est la mesure APVM calculée sous les conditions optimales définies au paragraphe 3, la seconde est la même mesure calculée avec le même angle et une valeur de dy critique, la troisième est l'histogramme de l'image. Deux seuils, notés t_1 et t_2 , sont obtenus par les deux maxima de cette courbe, le premier inférieur à la valeur moyenne et le second supérieur à la valeur moyenne. Ces deux valeurs ne sont pas également disposées autour de la valeur moyenne des signaux car les signaux ultrasonores enregistrés ne sont pas symétriques. On vérifie que lorsque le choix de d n'est pas optimal, la dispersion hors diagonale (cf. § 3.2 et § 5.1) des coefficients liés au bruit conduit à des seuils plus élevés. La figure 11 donne la valeur des deux seuils pour une succession de dx et dy avec l'angle θ fixé à $\beta - \pi/2$. Deux images sont utilisées : la première est celle de la figure 9 *a*, la

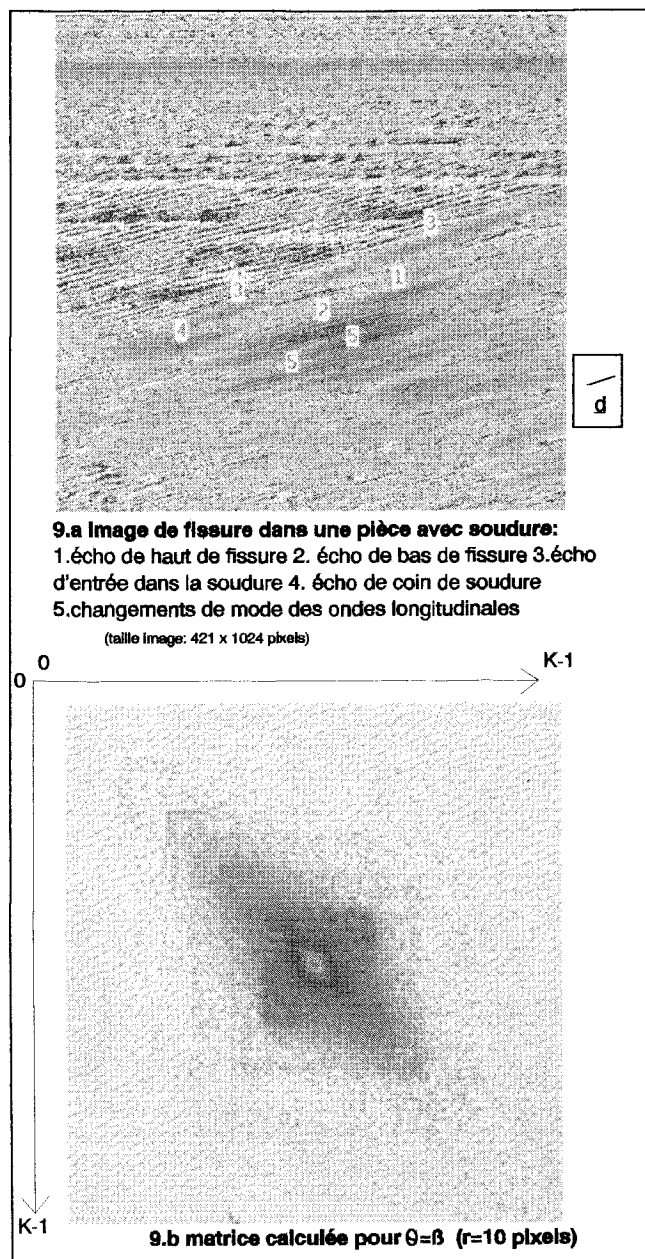


Figure 9. — Matrice de co-occurrence calculée sur une image BSCAN très bruitée.

seconde est celle de la figure 2. La valeur du premier seuil est donnée par t_1 et la seconde par t_2 . La dynamique de l'image est exprimée entre 0 et 255 et la valeur moyenne de l'image est de 132.

La figure 11 montre que les seuils évoluent comme prévu entre les valeurs extrêmes pour l'image 1. Les seuils les plus éloignés de la valeur moyenne sont obtenus pour les valeurs dites critiques et les plus proches pour les valeurs de dy optimales. Cependant pour des modules des d faibles les frontières ne sont pas maximales (cf. § 3.2) et les valeurs des seuils sont plus aléatoires.

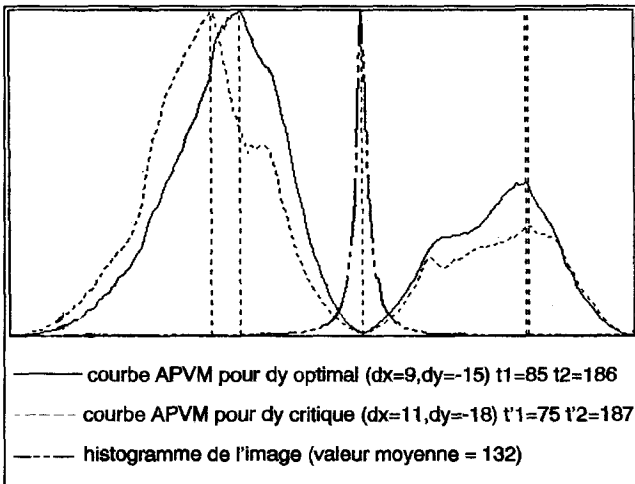


Figure 10. — Variations des courbes APVM selon les paramètres de la matrice de co-occurrence pour l'image en soudure (fig. 9 a).

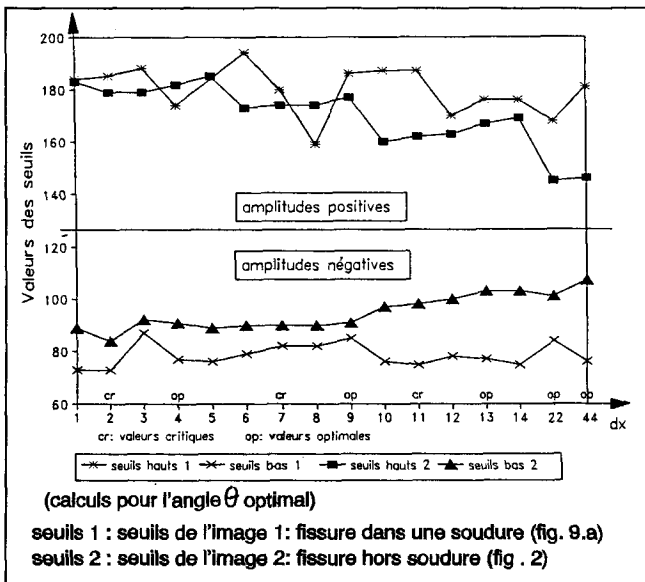


Figure 11. — Variations des seuils selon le module de $|d|$.

Si on applique le modèle du paragraphe 3.1.2 au défaut sur l'image, le module de d équivalent à h peut être estimé en connaissant le nombre d'alternances d'un écho de défaut important. Dans notre étude, ce nombre est de l'ordre de 2 pour l'image 1 et de 3 pour l'image 2.

Par exemple pour l'image 1, on peut donc calculer la valeur du module par $|d| = 2(Te/Tc)/\cos(\beta)$. Le calcul donne une valeur de 17,16 pour les données utilisées. Cette valeur permet de n'avoir que des interactions bruit/défaut et est donc la première valeur qui concilie les impératifs des décalages de la formule 10 et de frontière maximale. Dans la figure 11, le modèle le plus proche est obtenu pour $dx = 9$ et vaut 17,5. On constate que c'est effectivement une des premières valeurs de la figure 11 qui donne des bonnes valeurs de seuils pour t_1 et t_2 (85 et 186) dans le cas de l'image 1. Les seuils obtenus pour les valeurs de

dx égalent à 9, 13, 22 et 44 montrent l'influence des interactions entre défauts. Ces quatre valeurs concilient les deux impératifs cités, cependant les interactions écho 5/écho 6 (cf. fig. 9 a) éloignent les valeurs des seuils pour les deuxième et troisième valeurs. On retrouve de bonnes valeurs de seuils (84 et 168) lorsque le module de d est tel que les interactions n'existent plus : la distance inter-pixels est supérieure à la taille de la région où sont présents les défauts. Cette dernière valeur montre aussi que les interactions existent déjà pour la première solution car la valeur de t_2 est améliorée dans le dernier cas : 168 contre 186. Dans le cas étudié la matrice ne pourra pas se constituer uniquement des transitions bruit/défaut et bruit/bruit car la distance minimale entre les défauts est inférieure à la largeur des défauts de taille maximale dans la direction $\beta - \pi/2$.

Les seuils de l'image 2 sont plus proches de la valeur moyenne, ce qui était attendu car le RSB est plus élevé. Le faible écart entre l'amplitude minimale et l'amplitude maximale du bruit réduit les différences entre les solutions critiques et optimales. Seul le phénomène de réduction des interactions reste : lorsque le module de d croît, les couples de pixels entre les deux échos de l'image 2 disparaissent et les deux seuils t_1 et t_2 tendent vers des valeurs limites.

La figure 12 donne les valeurs des seuils avec le module fixé et l'angle θ variable. Le cas optimal fournit effectivement les meilleures valeurs de seuils. L'angle θ proche de $\beta[\pi]$ (-150) donnent des résultats très éloignés car la frontière n'est pas du tout maximisée, le maximum de variance sera obtenue lorsque la partie du nuage des points lié au bruit sera de poids faible dont pour une valeur de t éloignée de la valeur moyenne. De bonnes valeurs de seuil sont obtenues pour des vecteurs différents des solutions optimales lorsqu'aucune interaction défaut/défaut n'existe (ex. $\theta = -90^\circ$ pour l'image 1).

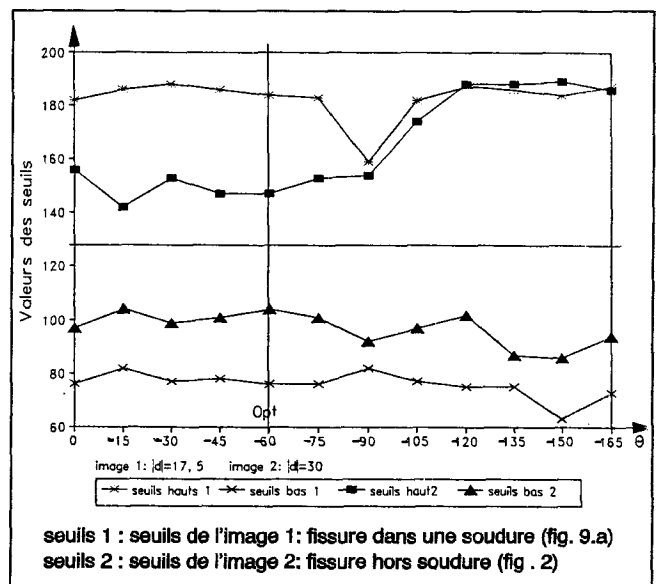


Figure 12. — Variations des seuils selon l'angle θ .

L'analyse de l'utilisation des hypothèses sur le bruit avec les images des figures 2 et 9 a montre toutes les restrictions pratiques. Les images peuvent comporter de nombreux signaux de défauts ou d'échos de géométrie. Les interactions défaut x /défaut y expliquent la variation des résultats. Les valeurs discrètes de dx et dy ne permettent que d'approcher les valeurs optimales théoriques ainsi que la valeur de l'angle θ souhaité. La figure 13 indique les écarts exprimés en pourcentages entre les valeurs réalisées et les valeurs théoriques.

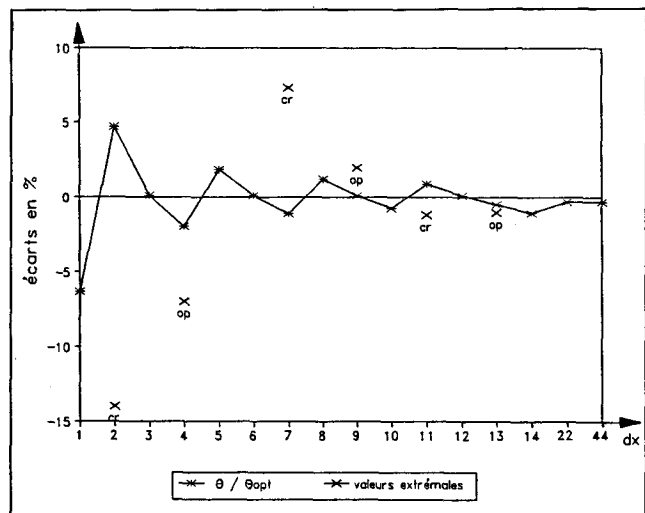


Figure 13. — Écarts entre les valeurs théoriques et les valeurs discrètes utilisées.

5.4. EXEMPLES DE SEGMENTATION

L'image segmentée de la figure 14 résulte du seuillage de l'image de la figure 9 a par un opérateur connaissant

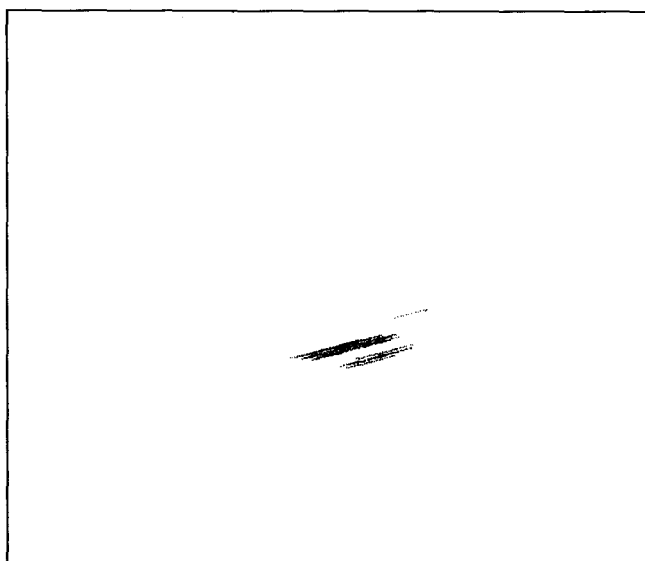


Figure 14. — Image segmentée manuellement par un opérateur confirmé.

parfaitement le contrôle de la soudure testée et cherchant à retenir uniquement les échos liés à la fissure. La figure 15 montre l'image seuillée automatiquement par la mesure APVM calculée sur une matrice de paramètres optimaux prédéterminés ($dx = 9$, $dy = 15$). Elle diffère peu de celle traitée manuellement par un expert. Il manque cependant la connaissance a priori qui permet d'augmenter le seuil pour éliminer les échos de structure. Ces échos sont les échos de rentrée dans la soudure ou les échos de coin de soudure, et qui peuvent être seuillés sur d'autres images de même type. Le seuillage automatique est très performant puisqu'il constitue une base sur laquelle peut se développer la reconnaissance de tous les échos supérieurs au bruit. L'image de la figure 16 est seuillée à partir d'un calcul avec la même orientation du vecteur d mais avec une valeur de dy critique. Dans ce cas, seuls les échos au rapport signal sur bruit élevé sont isolés. L'image a perdu beaucoup de son information.



Figure 15. — Image segmentée avec une matrice de co-occurrence optimisée ($dx = 9$, $dy = -15$).

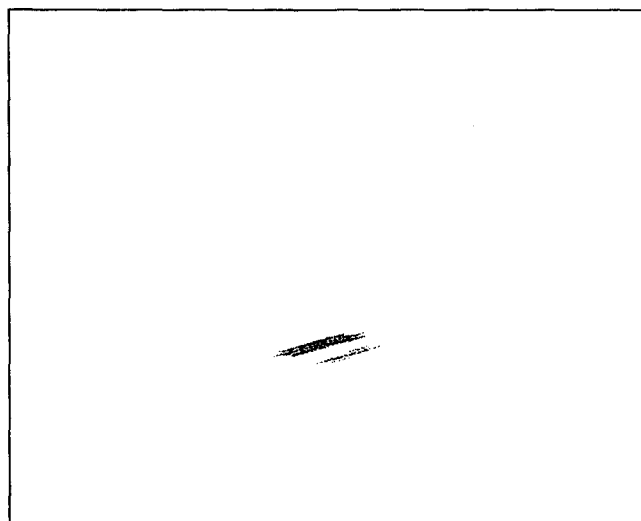


Figure 16. — Image segmentée avec une matrice de co-occurrence non optimale ($dx = 11$, $dy = -18$).

6. Conclusion

Nous avons montré que l'utilisation complète des possibilités de la matrice de co-occurrence avec un choix non restrictif du vecteur \underline{d} permet de vastes possibilités d'analyse de l'image. L'étude confirme que les courbes de seuillage issues des matrices de co-occurrence doivent être adaptées au type d'image étudiée. Les courbes de seuillages classiques sont inefficaces sur les images ultrasonores obtenues. La mesure APVM réussit à seuiller très correctement des images ultrasonores même fortement bruitées. Le choix du vecteur \underline{d} peut être pré-défini grâce à la connaissance des paramètres d'acquisition de l'image. La segmentation automatique est ainsi possible. Le calcul reste très pertinent pour des images avec plusieurs échos d'intensités très différentes car la méthode est basée sur la séparation entre le bruit et les défauts. L'étude se poursuit sur l'amélioration de la robustesse de la méthode : un vecteur \underline{d} optimum, pratique, peut être calculé par un pré-calcul sur l'image étudiée, et une analyse 3D se met en place par la comparaison d'images BSCAN successives.

Remerciements

Ce travail est en partie financé par le contrat SA 677/CJ liant le Commissariat à l'Énergie Atomique et l'IUT d'Aix en Provence.

Ces travaux sur l'imagerie ultrasonore concernent le groupe de Recherche 134 du CNRS, groupe GT8.

Manuscrit reçu le 6 novembre 1991.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] R. M. HARALICK, K. SHANMUGAN, I. DEINSTEIN, *textural features for image classification*, IEEE Transaction on Sys., Man, and Cyb., nov. 1973, vol. SMC-3, n° 6, pp. 10-621.
- [2] E. MAGNIN, F. CLUZEAU, C. ODET, A. BREMOND, *Mammographic texture analysis : an evaluation of risk for developing breast cancer*, Optical Engineering, juin 1986, vol. 25, n° 6, pp. 780-784.
- [3] M. M. TRIVEDI, C. A. HARLOW, *Identification of unique objects in high resolution aerial images*, Optical Engineering, mai/juin 1985, vol. 24, n° 3, pp. 502-506.
- [4] J. KITTLER, J. ILLINGWORTH, *Threshold selection based on a simple image statistic*, Computer vision, graphics, and image processing, 1985, n° 30, pp. 125-147.
- [5] F. HADDON, J. F. BOYCE, *Image segmentation by unifying region and boundary information*, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, oct. 1990, vol. 12, n° 10, pp. 929-948.
- [6] B. JANG, *Analysis of Thining Algorithms using Mathematical Morphology*, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, juin 1990, vol. 12, n° 6, pp. 541-551.
- [7] H. QIU, J. P. BASART, *Region segmentation and measurement of parameters in 3D reconstruction*, Review of progress in quantitative nondestructive evaluation, 1991, vol. 10A, pp. 821-828.
- [8] M. S. CHACKALACKAL, J. P. BASART, *Connectivity analysis in NDE images using mathematical morphology*, Review of progress in quantitative nondestructive evaluation, 1991, vol. 10A, pp. 813-820.
- [9] M. LIFSHTZ, S. M. PIZER, *A multiresolution hierarchical approach to image segmentation based on intensity extrema*, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, juin 1990, vol. 12, n° 6, pp. 529-540.
- [10] X. GONG, N. K. HUANG, *Texture segmentation using iterative estimate of energy states*, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, janv. 1988, vol. 10, n° 1, pp. 51-55.
- [11] R. MESTER, T. AACH, *Image segmentation using likelihood ratio tests and markov region shape models*, Signal Processing IV, 1988, Elsevier Science Publishers B. V., EURASIP, pp. 837-840.
- [12] T. N. DASKALAKIS, A. G. HEATUN, C. N. DASKALAKIS, *A graph theoretic algorithm for unsupervised image segmentation*, Signal Processing IV, 1988, Elsevier Science Publishers B. V., EURASIP, pp. 1621-1624.
- [13] B. CHANDA, B. B. CHAUDHURI, *On image enhancement and threshold selection using the graylevel co-occurrence matrix*, Pattern Recognition Letters 3, 1985, pp. 243-251.
- [14] B. CHANDA, D. D. MAJUMBER, *A note on the use of the graylevel co-occurrence matrix in threshold selection*, Signal Processing, 1988, n° 15, pp. 149-167.
- [15] K. PAL, N. R. PAL, *Segmentation using contrast and homogeneity measures*, Pattern Recognition Letters 5, 1987, pp. 293-304.
- [16] J. S. WESZKA, A. ROSENFELD, *Threshold evaluation techniques*, IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, août 1978, vol. SMC-8, n° 8, pp. 622-629.
- [17] M. NEVEU, A. DIPANDA, H. DIEBOLD, *Segmentation d'images échocardiographiques par analyse de texture*, Innov. Tech. Biol. Med., 1989, vol. 10, n° 4, pp. 413-428.
- [18] K. S. PICKENS, J. C. LUSTH, P. K. FINK, K. K. PALMER, E. A. FRANKE, « Image processing and artificial intelligence for detection and interpretation of ultrasonic test signals », Review of progress in quantitative nondestructive evaluation, 1987, vol. 6A, pp. 863-870.
- [19] R. SHANKAR, A. MUCCIARDI, M. FLEMING, M. AVIOLI, « Feature enhanced ultrasonic imaging, application of signal processing and analysis », int. Journal Vessel & Piping, 1988, pp. 261-276.
- [20] V. SCHMITZ, « Ultrasonic imaging methods-principes, réalisations and application », 10th International conference on NDE in the nuclear and pressure vessel industries ASM, juin 1990, glasgow, pp. 289-295.
- [21] P. BENOIST, P. CARTIER, G. PINCEMAILLE, J. CLIQUES, « Système pour l'acquisition, la recherche, le traitement et l'analyse des ultrasons (Spartacus) », Proc. 1st Congress Cofrend on Nondestructive Testing, 1990, Nice, pp. 365-369.
- [22] L. S. DAVIS, S. A. LOHNS, J. K. AGGARWAL, « Texture analysis using generalized co-occurrence matrices », IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, juillet 1979, vol. PAMI-1, n° 3, pp. 251-259.
- [23] R. W. CONNERS, C. A. HARLOW, « A theoretical comparison of texture algorithms », IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, mai 1990, vol. PAMI-2, n° 3, pp. 204-222.
- [24] C. GONDARD, « Modélisation de l'interaction défaut/faisceau par échantillonnage du faisceau ultrasonore », Proc. 1st Congress Cofrend on Nondestructive Testing, 1990, Nice, pp. 365-369.
- [25] J. MOYSAN, G. CORNELOUP, I. MAGNIN, P. BENOIST, O. BASSET, « Cracklike defects sizing from co-occurrence matrix », Proc. of the 1990 IEEE Ultrasonics Symposium, 1990, hawaii, vol. n° 2, pp. 1147-1150.

Appendice 1

PRÉCISIONS SUR LE CALCUL DE L'ANGLE β

Dans le paragraphe 3.1.1, il est indiqué qu'entre deux pas consécutifs distants de dx un réflecteur C insonifié (cf. figure 1 a) renvoie des informations ultrasonores décalées dans le temps. Ce décalage est dû à la différence des trajets $O_1 A$ et $O_2 B$. Le schéma de la figure 1 a indique que cette différence de parcours est égale à $px \cdot \sin \alpha$. Avec le trajet retour, la différence à prendre en considération est le double. Cette valeur se convertit en temps à partir de la célérité des ultrasons C_{us} ($m \cdot s^{-1}$), soit l'intervalle Δt correspondant :

$$(20) \quad \Delta t = \frac{2 \cdot px \cdot \sin \alpha}{C_{us}} \quad (\text{en } s).$$

Dans l'image, le pas px (en m) se rapporte à une colonne de largeur un pixel. Entre deux colonnes consécutives de l'image, l'information est décalée d'un nombre de pixels, Δp , égal à la conversion de la différence temporelle Δt en pixels sur l'axe y de l'image (cf. fig. 4 b). Avec la fréquence d'échantillonnage Te (en s) nous avons :

$$(21) \quad \Delta p = \frac{\Delta t}{Te}.$$

Comme l'indique la figure 4 b, on calcule la tangente de l'angle β , créé entre deux colonnes de l'image, par :

$$(22) \quad \tan \beta = \frac{\Delta p}{1} \quad \text{soit} \quad \tan \beta = \frac{2 \cdot px \cdot \sin \alpha}{Te \cdot C_{us}}.$$

Appendice 2

REPRÉSENTATION DES MATRICES DE CO-OCCURRENCE

La représentation des matrices de co-occurrence comme une image à 128 niveaux de codage nécessite une loi de

transformation des valeurs des coefficients C_{ij} . Pour que cette loi soit commune à toutes les images, il n'y aura pas de recadrage sur le coefficient maximum mais sur une valeur maximale théorique. Cette valeur théorique, C_{max} , a été choisie, après essai sur le lot de données, égale à $1/32$. Du fait de la normalisation des coefficients (cf. § 2.2), ce coefficient C_{ij} maximum représente donc l'apparition de couples de pixels qui forment $1/32^e$ des couples créés avec i comme première valeur de pixel et j la seconde. Ce qui signifie qu'au moins $1/16^e$ des pixels de l'image a une intensité i et, de même, qu'au moins $1/16^e$ des pixels a une intensité j . Dans le cas d'une matrice purement diagonale, obtenue pour $d = 0$, si C_{ij} est égal à C_{max} cela signifie alors strictement que $1/16^e$ de l'image est constitué de pixels d'intensité i ($i = j$).

Une échelle est donc définie entre 0 et $1/32$ pour les coefficients C_{ij} . Néanmoins, une représentation de cette échelle selon une loi linéaire sur 128 valeurs, serait très insuffisante car les coefficients C_{ij} ont des fluctuations relatives importantes et il s'agit de mettre en évidence tous les coefficients C_{ij} . Si le coefficient C_{ij} dépasse la valeur C_{max} il sera forcé à cette valeur. Une échelle logarithmique a été choisie. Pour éviter le problème du logarithme de zéro et, de plus, pour utiliser la partie de la courbe logarithmique qui mettra en évidence les petits coefficients C_{ij} , un coefficient d'échelle a été fixé à 10^6 . Aussi, la règle de conversion suivante a été établie :

$$(19) \quad \text{Couleur } [C_{ij}] = \\ = 127 \cdot \log_{10}(10^6 \cdot C_{ij} + 1) / \log_{10}(10^6 \cdot C_{max} + 1).$$

Erratum : L'indice L des Formules (13) (14) (15) (16) (17) (18) correspond à l'amplitude maximale notée K dans le reste de l'article.