



NICE du 16 au 20 MAI 1983

TRAITEMENT NUMERIQUE D'IMAGES ECHOGRAPHIQUES

S. RABOISSON, D. BARBA, P. GUILLAMAUD

Laboratoire d'AUTOMATIQUE, I.N.S.A. 20, Avenue des Buttes de Coësmes 35043 RENNES CEDEX France

RESUME

L'étude compare deux méthodes d'analyse d'images échographiques. Les images traitées proviennent de l'exploration par ultrasons avec sonde à balayage sectoriel de tissus hépatiques qui sont enregistrées sur film radiologique. Le but du traitement est de mettre en évidence la présence d'inhomogénéités locales de texture dans l'image, dues à des affections pathologiques diverses du foie : syndromes, fibroses, tumeurs, etc.. En effet, à leur stade initial de développement, les inhomogénéités du tissu hépatique sont difficilement discernables à l'oeil.

Une première phase du traitement effectué consiste :

- a) après échantillonnage (maillage orthogonal) et quantification linéaire fine du signal, en une interpolation non-linéaire par fonctions de splines cubiques à pas variable, afin de reconstruire les échantillons du signal manquant.
- b) en un traitement du type "enhancement" qui comporte une réduction du bruit (par filtrage médian 2-D) suivi d'une requantification non-linéaire afin d'augmenter le contraste local du signal d'image.

L'image ainsi prétraitée, ou l'image de différences suivant un axe est ensuite analysée en caractérisant la texture de façon locale. L'analyse a été faite en utilisant deux méthodes de caractérisation locale des textures observées à l'intérieur d'une fenêtre rectangulaire de taille fixe qui explore le plan de l'image (de façon adjacente ou emboîtée).

La première, de mise en oeuvre simple et rapide, caractérise l'histogramme des luminances locales (méthode de Lowitz) par deux paramètres obtenus à partir du modèle statistique poissonnien. La seconde méthode utilise des caractéristiques déduites des matrices de co-occurrence obtenues à partir de la distribution de luminance dans la fenêtre d'observation.

L'évaluation de la qualité des deux méthodes d'analyse et leur comparaison a été faite par des médecins. Pour cela on a utilisé la construction d'images couleur qui visualise, soit les paramètres obtenus suivant les deux méthodes, soit les classes obtenues en utilisant une méthode de classification supervisée (avec phase d'apprentissage).

SUMMARY

We compare in this paper two methods in medical ultrasonic image processing and analysis. The images come from hepatic tissues explored with B-scanning ultrasonic device using conic scanning and are printed on radiologic film. The main goal of the image processing is to detect possible local inhomogenities in quasi homogeneous texture, dues to varied pathological diseases such as syndromes, tumours...

At the early time of the disease expanding, inhomogeneities are hardly noticeable across the random texture of the observed tissue.

Image processing is decomposed in three parts. The first one after fine quantizing performed a transformation between conic scanning and scanning with parallel lines and orthogonal sampling. We used cubic splines interpolation with variable lattice. The second one performed image enhancement and noise removal by 2D median filtering and non-linear requantizing.

The last one is devoted to image analysis, that is performed by computing some textural features about texture observed into rectangular window scanning the entire image field (with interlaced or non-interlaced scanning).

Two methods are used and compared as feature extractor. The first one is very simple and is based upon one dimensional statistic estimation and extracts two parameters by using information theory. The second one use textural features issued from co-occurrence matrix (two-dimensional histogram) which are constructed from luminance distribution of a pan of pixels lying in the observation window.

Evaluation of the performance of texture analysis and comparison have been done by physicians. Also, we used pseudocolor images in order to display either textural features or classes obtained from supervised pattern recognition.



## INTRODUCTION

Le traitement et l'analyse d'images échographiques nécessitent que l'on tienne compte des particularités propres à ce système d'imagerie médicale dans la phase de traitement. Pour la phase d'analyse, les propriétés propres de l'image obtenue et l'objectif recherché conduisent à un choix limité dans les méthodes possibles d'extraction et de classification des caractéristiques.

De façon pratique, une imagerie médicale ultrasonique est basée sur la production d'impulsions ultrasonores qui, en se propageant dans le corps humain, interagissent avec lui (diffraction), et on détecte le signal rétrodiffusé (en réflexion). Si les centres d'interaction peuvent être localisés spatialement avec une précision suffisante, l'imagerie résultante est une cartographie de la distribution des paramètres qui caractérisent l'interaction [1]. Les variations de densité des tissus traversés et de leur élasticité agissent directement sur le signal reçu. Des modèles de tissu pour la diffraction des modes ultrasonores ont été élaborés [1]. Il ressort que trois paramètres sont les plus importants : la densité, l'élasticité et l'absorption. Ils conduisent à une action sur le signal sonore suivant les lois différentes en chaque centre d'interaction, lois qui dépendent également des coordonnées spatiales. Vient s'ajouter à cela des dégradations non négligeables qui se produisent dans le système d'émission-réception des ondes acoustiques et qui induisent des distorsions supplémentaires et des artefacts de propagation. Il en résulte que la qualité de l'imagerie n'est pas bonne. Cependant le caractère non destructif et non dangereux de ce type d'examen allié à une exploitation temps réel ou quasi temps réel en font une méthode d'exploration fonctionnelle qui est de plus en plus utilisée.

Les domaines d'utilisation de l'échographie médicale quoique variés, montrent que bien souvent, les tissus explorés ont des propriétés assez voisines vis-à-vis de leur interaction avec les ondes ultrasonores. Ceci est particulièrement vrai dans l'exploration du tissu hépatique. Ceci entraîne que les images échographiques sont essentiellement des images de texture. Les critères (domaines correspondant à une modification notable de la valeur moyenne du signal) sont très peu nombreux. Dans notre cas, le but du traitement est de mettre en évidence la présence d'inhomogénéités locales de texture dans l'image de tissus hépatiques. Ces inhomogénéités sont dues à des affections pathologiques diverses du foie : syndromes, fibroses, tumeurs, etc.. A leur stade initial de développement, les inhomogénéités du tissu hépatique sont difficilement discernables à l'oeil.

Les méthodes d'analyse de l'image échographique doivent donc être des méthodes d'analyse de textures. D'un point de vue analytique, la texture caractérise dans une zone macroscopique de l'image la distribution spatiale du signal. L'analyse de texture résulte dans la représentation concise (modèle) de cette distribution spatiale dans la zone observée (supposée être de texture homogène). Si on peut décomposer la texture en deux éléments de base - d'une part un motif ou un ensemble de motifs qu'on appelle primitives, d'autre part un ensemble de règles de placement qui caractérisent l'assemblage des primitives - cette texture sera appelée texture structurée. Par contre, si les primitives et les règles de placement sont inséparables, la texture est de type aléatoire. Les textures des images échographiques hépatiques sont de ce type, en raison de la nature du tissu observé et également des perturbations importantes qui interviennent dans le processus de formation de l'image.

Un certain nombre de méthodes ont été proposées pour la caractérisation des textures. On peut chercher à définir et mesurer des paramètres que l'on suppose être utilisés dans la caractérisation et la discrimination des textures par le système visuel humain. TAMURA [2] a défini six caractéristiques de texture qui correspondent à des critères visuels. Le grain, le contraste et la directionnalité sont les trois paramètres les plus significatifs pour une description globale de la texture. MITCHELL [3] utilise également une mesure basée sur une propriété supposée du système de vision humaine. Il considère que l'information importante sur la texture est contenue dans la fréquence relative des extréma locaux. JULESZ [4] a montré que des textures dont seules les statistiques d'ordre un et deux sont identiques, peuvent encore être discriminées si elles ne sont pas mélangées. Cependant on admet qu'en pratique, si seules les caractéristiques d'ordre 3 ou plus sont différentes, les textures sont visuellement identiques. WANG et al [7] ont testé trois méthodes d'extraction de primitives. Bien que la discrimination de textures doit considérer à la fois les primitives utilisées, d'où leur extraction, mais également leur organisation spatiale, seules les caractéristiques des primitives ont été utilisées dans la discrimination. Leur étude montre que les statistiques du second sont importantes dans la description et la classification de texture (discrimination visuelle), même si souvent les statistiques du premier ordre sont suffisantes pour la discrimination.

Les méthodes statistiques qui mesurent la dépendance spatiale du signal d'image entre deux points ayant une certaine relation spatiale donnée, méthode dite des matrices de co-occurrence (histogramme en dimension 2) définie par HARALICK [5], ont engendrées de recherches importantes sur l'efficacité de cette caractérisation pour l'analyse et la classification des textures aussi bien structurées qu'aléatoires. Ainsi, en faisant varier la relation spatiale, en considérant donc une famille de matrices de co-occurrence, ZUCKER [6] retrouve les relations de structure de la texture.

Cette méthode semblant assez puissante, quoique lourde de mise en oeuvre, a été testée en concurrence avec une méthode plus simple, décrite par LOWITZ [8], qui n'utilise que des statistiques du premier ordre. Elles seront donc plus amplement décrites après avoir explicité les prétraitements effectués avant la caractérisation et la classification proprement dites des textures. On peut simplement ajouter une remarque d'importance concernant les méthodes d'analyse de texture. Elles supposent toutes un repère cartésien du plan de l'image et un échantillonnage orthogonal (et même implicitement une maille carrée) qui n'est pas réalisé avec un balayage sectoriel conique du plan de l'image.

## PRETRAITEMENT

Les données sont des images échographiques enregistrées sur film radiologique. Chaque image est échantillonnée finement (maille carrée) et donne un tableau carré de 512x512 points codés à 8 bits chacun. Les images sont obtenues par des systèmes échographiques à balayage de type linéaire ou de type sectoriel conique. Dans le cas d'un système à balayage de type linéaire, la sonde est constituée par un réseau de transducteurs disposés sur une barrette linéaire, alors que dans le cas du balayage sectoriel conique, la sonde est composée d'un ensemble de transducteurs (100 ou 133) disposés en arc de cercle. Contrairement au cas du balayage de type linéaire, celui de type sectoriel pose un problème majeur quant à la qualité de l'information qu'il est possible d'extraire des images. En effet, les transducteurs illuminent, de façon sectorielle, la zone tissulaire à analyser. L'information est portée par ces (100 ou 133) lignes d'analyse et engendre le signal de luminance. Il est facilement concevable qu'une perte d'information sur ce signal se produit.

Dès lors qu'on s'éloigne de la zone dermique supérieure, le faisceau d'analyse diverge en fonction de la profondeur (photographie 2). Avant d'envisager une analyse de la texture de l'image, il est nécessaire d'éliminer la structure de balayage conique par interpolation.

INTERPOLATION

Il faut reconstruire le signal en des points qui se situent en dehors de la structure sectorielle, porteuse de l'information "réelle". Il s'agit donc d'effectuer une interpolation du signal de luminance. La méthode que nous avons choisi utilise des fonctions B-splines.

Elles présentent les avantages suivants :

a) Parmi les fonctions passant par des valeurs données en des noeuds  $x_i$ , elles présentent le tracé le plus lisse. Ceci est dû au fait que la norme de  $m-1$  dérivées d'une fonction spline  $S(x)$  d'ordre  $m$  entre les noeuds est minimale.

b) Ces fonctions n'utilisent qu'un nombre limité de noeuds, leur support est donc local.

L'interpolation d'un vecteur  $G$  de dimension  $N$ , de valeur  $g_i$  aux noeuds, avec une fonction spline s'écrit :

$$\hat{g}(x) = \sum_{i=1}^N C_i \cdot S_i(x) \tag{1}$$

Au vecteur  $G$ , correspond un vecteur  $C$ , de même dimension, comprenant les coefficients multiplicateurs de la fonction spline  $S_i(x)$ .

Aux noeuds, la fonction d'interpolation passe par les échantillons  $g_i$ .

$$\hat{g}(x_i) = g_i$$

L'équation (1) s'écrit sous forme matricielle :

$$\underline{G} = \underline{E} \cdot \underline{C} \tag{2}$$

où  $\underline{E}$  constitue la matrice d'interpolation formée par les amplitudes des fonctions splines aux noeuds.

Le calcul de nouvelles valeurs interpolées s'effectue en deux étapes. Il faut, en premier calculer les coefficients  $\underline{C}$  à partir du tableau des valeurs  $\underline{G}$ , en le multipliant à droite par la matrice d'interpolation inverse  $\underline{E}^{-1}$  :

$$\underline{C} = \underline{E}^{-1} \cdot \underline{G}$$

puis ensuite, calculer les valeurs interpolées selon l'équation (1) en partant des coefficients  $\underline{C}$ . L'interpolation se fait pas à pas. Soit un support  $k$  de dimension  $\Delta l$ , les coordonnées d'un point du support sont :

$$x = x_k + \xi \cdot \Delta l \quad (0 < \xi < 1)$$

Le support d'interpolation s'écrit alors :

$$\hat{g}_k(\xi) = \sum_{i=1}^N C_i \cdot S_i(x_k + \xi \cdot \Delta l) \tag{3}$$

Nous avons choisi la fonction B-spline cubique pour des raisons de facilité de calcul et un rapport (qualité d'approximation/taille de support local) intéressant.

Le domaine d'interpolation est défini en fonction des quatre coefficients des noeuds les plus voisins.

Soit  $\{x_i / i = \{k-1, k, k+1, k+2\}\}$ , les points sectoriels d'abscisses réelles, du support local de la fonction spline cubique. Ils s'insèrent dans la structure de la maille numérique (figure 1).

Les points dont il faut interpoler la luminance sont les points compris entre les  $x_i$ . Dans l'exemple de la figure 1, entre  $x_k$  et  $x_{k+1}$ , il y a 3 facteurs linéaires d'interpolation  $\xi_1, \xi_2, \xi_3$  avec :

$$\xi_1 = \frac{d_1}{D_k} ; \xi_2 = \frac{d_2}{D_k} ; \xi_3 = \frac{d_3}{D_k}$$

où :  $d_i$  : distance entre le point d'abscisse réelle  $x_i$  et le point d'abscisse entière supérieure

$D_k$  : distance entre les points d'abscisses réelles  $x_k$  et  $x_{k+1}$

Pour tous les points du support local, on calcule le facteur linéaire correspondant  $\xi_j$  et les valeurs du vecteur

$$\underline{S}(\xi) = \{S_1(\xi), S_2(\xi), S_3(\xi), S_4(\xi)\}^T$$

La valeur du signal au point  $J$  est alors donnée par la relation :

$$\text{Lum}(J) = S_4 * C(k+2) + S_3 * C(k+1) + S_2 * C(k) + S_1 * C(k-1)$$

Le support local de la fonction d'interpolation se déplace le long de la ligne analysée, lorsque tous les points  $J$  sont traités.

Les résultats de cette interpolation sont satisfaisants et entraînent une perte d'information minimale pour la suite de l'analyse comme le montre les photographies 2 et 3.

FILTRAGE

Les clichés échographiques présentent une qualité d'image relativement médiocre, du fait du manque de contraste local d'une part, et de la nature même de l'obtention du signal ultrasonore d'autre part. De plus, le signal d'image est entaché de bruits, d'origines diverses, qui peuvent affecter les performances des procédés d'analyse mis en jeu, si ces bruits deviennent trop importants. Nous avons choisi d'utiliser un filtrage bidimensionnel non linéaire, le filtrage médian, qui ne dégrade pas les contours éventuels présents dans l'image, mais aussi surtout qui ne modifie pas sensiblement le contraste entre les primitives dont les dimensions ne sont pas trop faibles (quelques points d'images). Un autre avantage d'un tel type de filtrage, réside dans le fait qu'il est non paramétrique et donc ne fait pas appel à des connaissances a priori des statistiques des bruits. En outre, le filtrage médian est de mise oeuvre simple et rapide, même dans le cas d'un support de filtre bidimensionnel si on calcule les histogrammes de façon "récursive" et en tenant à jour une table des valeurs minimales et maximales rencontrées.

Nous avons utilisé deux types de support de filtre médian : un support monodimensionnel suivant la direction de balayage horizontale, de taille 3, et un support bidimensionnel de taille 3x3 et 5x3 (clichés 8-9-10).

QUANTIFICATION ADAPTEE

Les méthodes d'analyse de textures choisies nous ont conduit à n'utiliser que 32 niveaux de quantification pour la luminance. La dynamique locale de texture n'étant pas importante, nous avons requantifié non-linéairement le signal afin d'en augmenter localement son contraste.

ANALYSE DES TEXTURES

Nous avons vu que les images échographiques sont essentiellement des images de texture, et même plus précisément que les textures y sont de type plutôt aléatoire. Aussi, Avons-nous utilisé et comparé deux méthodes d'analyse de type statistique : la méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris dite méthode par matrices de co-occurrence, puis celle dite des histogrammes locaux.

1) Méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris

Cette méthode estime la distribution conjointe des amplitudes du signal en des couples de points situés à une distance  $d$  et formant un angle  $\theta$  avec une direction



fixée a priori. Les histogrammes sont donc de type bi-dimensionnel et appelés matrice de co-occurrence. Elles sont définies de la façon suivante :

On considère une image numérisée  $f$ , de dimension  $N \times M$  ( $i \in [0, N-1]$ ,  $j \in [0, M-1]$ ) dont le signal de luminance est quantifié sur  $K$  niveaux ( $k \in [0, K-1]$ ). On définit [5] la matrice de co-occurrence non normalisée  $\psi(f, d, \theta)$ , matrice carrée de dimension  $K \times K$ , associée à un vecteur de déplacement  $\vec{d} = (\Delta_i, \Delta_j)$  dans le plan de l'image, comme étant l'histogramme des luminances des couples de points reliés par  $\vec{d}$  dans un sous domaine de  $N \times M$  (appelé médaillon).

L'élément  $(i, j)$  de cette matrice est donc :

$$\psi_{ij}(f, \vec{d}) = \# \left\{ \left[ (k_1, l_1), (k_2, l_2) \right] / (k_1, l_1), (k_2, l_2) \in D, \right. \\ \left. f(k_1, l_1) = i, f(k_2, l_2) = j, (k_2, l_2) - (k_1, l_1) = \vec{d} \right\}$$

La matrice symétrique est :

$$\phi(f, \vec{d}) = [\psi(f, \vec{d}) + \psi(f, -\vec{d})] / 2$$

La normalisation appropriée est accomplie en divisant chaque élément de la matrice  $\phi$  par le nombre total d'occurrences.

Soit :  $\phi_N = \frac{1}{N} \phi$  avec  $N = \sum_i \sum_j \phi_{ij}$

HARALIK [5] a défini un certain nombre de grandeurs caractéristiques de ces matrices de co-occurrence. Nous citerons quatre d'entre elles, qui sont les plus significatives de la texture étudiée outre la valeur moyenne VMOY et l'écart-type SIG.

- 1) Second Moment Angulaire :  $SMA = \sum_i \sum_j \phi_{ij}^2$
- 2) Contraste ou Inertie :  $CONT = \sum_i \sum_j (i-j)^2 \phi_{ij}$
- 3) Corrélation :  $COR = \sum_i \sum_j (ij \phi_{ij} - \mu_x \mu_y) / \sigma_x \sigma_y$
- 4) Entropie :  $ENT = - \sum_i \sum_j \phi_{ij} \cdot \log \phi_{ij}$

où  $\phi_{ij}$  est le  $(i, j)$ ème élément de la matrice normalisée  $\phi_N$ ,  $\mu_x$ ,  $\mu_y$ ,  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$  sont respectivement les valeurs moyennes et écarts-type du vecteur de probabilité marginale obtenus en sommant sur les lignes et les colonnes les éléments de la matrice  $\phi$ .

$$\mu_x = \sum_i i \sum_j \phi_{ij} ; \quad \mu_y = \sum_j j \sum_i \phi_{ij}$$

$$\text{et } \sigma_x^2 = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j \phi_{ij} ; \quad \sigma_y^2 = \sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i \phi_{ij}$$

Nous associons donc à chaque matrice de co-occurrence, calculée sur un médaillon d'image, un vecteur de caractéristiques soit  $\vec{X}(\vec{d}) = \{VMOY, SIG, CONT, COR, SMA, ENT\}$ . Ces vecteurs nous donnent de l'information sur les caractéristiques de la texture locale étudiée. C'est donc à partir de ceux-ci que nous discriminerons les différentes zones d'images.

## 2) Méthode des histogrammes locaux

La seconde méthode est celle proposée par LOWITZ [8]. L'information sur les textures est extraite à partir des histogrammes d'amplitude du signal observé dans des médaillons de taille et de forme fixés a priori. Chaque histogramme  $h$  est défini comme un vecteur caractérisé par son module et sa phase. Le signal étant quantifié sur  $r$  niveaux, les histogrammes appartiennent à l'hyperplan :

$$\sum_{i=1}^r n_i = n$$

où  $n_i$  = nombre de points d'images de valeur  $i$ , appelé compte ;

$n$  = nombre de points d'images dans le médaillon.

On appelle  $\bar{h}$  l'histogramme moyen (calculé à partir de celui de l'image globale). Il est composé de comptes  $\bar{n}_i$ ,  $i = 1, \dots, r$ .

La loi que suit les comptes  $n_i$  des histogrammes locaux est considéré comme une loi de Poisson :

$$P(n_i) = e^{-\bar{n}_i} \frac{(\bar{n}_i)^{n_i}}{n_i!}$$

A partir de l'information locale observée par l'intermédiaire des histogrammes, LOWITZ utilise la méthode suivante pour mesurer la distance entre les deux histogrammes  $h$  et  $\bar{h}$  :

$$D(h, \bar{h}) = \sum_{i=1}^r (n_i - \bar{n}_i) [\log n_i - \log \bar{n}_i]$$

Le module d'un histogramme local est défini comme étant la distance (au sens défini précédemment) entre l'histogramme plat  $h_0$  ( $r$  comptes égaux) et l'histogramme considéré :

$$||h|| = D(h_0, h) = \sum_{i=1}^r (r_i - \frac{n}{r}) (\log r_i - \log \frac{n}{r})$$

On choisit l'histogramme plat car c'est celui qui possède la plus forte entropie. C'est aussi le centre de symétrie de l'hyperplan.

La phase est définie comme étant l'indice  $j$  (le plus petit) de l'histogramme maximal  $h_j^M$  (histogramme ne possédant qu'un compte non nul) le plus proche au sens de  $D$  de l'histogramme local considéré

$$\phi(h) = j \quad (\text{en unité } \frac{2\pi}{r})$$

## 3) Génération d'images couleurs caractérisant l'évolution des caractéristiques locales de texture

Afin d'observer l'évolution des paramètres locaux de texture, et de la présenter de manière facilement accessible par l'utilisateur, une image couleur est générée.

### a) Visualisation des caractéristiques issues des matrices de co-occurrence

L'analyse de l'image échographique s'effectue par déplacement d'une fenêtre carrée qui balaye toute (ou une partie significative) de l'image étudiée (fenêtre de taille  $16 \times 16$  non entrelacée ou entrelacée d'un facteur 2). A chaque position de la fenêtre une matrice de co-occurrence est calculée et son vecteur de caractéristiques correspondant. Nous obtenons  $N$  vecteurs d'observations  $\vec{X}(\vec{d})$ . Chaque vecteur est constitué de six composantes. Il n'est pas intéressant de les visualiser tous simultanément, du fait des trois composantes de l'espace colorimétrique ( $R, V, B$ ). Une sélection de caractéristiques est effectuée, pour conserver parmi les six paramètres disponibles, les trois ayant une intercorrélation la plus faible, c'est-à-dire les plus indépendants.

Nous avons donc extrait trois paramètres, qui associés aux différents canaux couleur vont générer une image couleur décrivant l'évolution des statistiques locales de l'image analysée.

### b) Visualisation des caractéristiques issues des histogrammes locaux

Le problème de la sélection de caractéristiques ne se pose plus ici, puisqu'on ne dispose que deux paramètres : le module et la phase. Nous pourrions exploiter directement ces paramètres. La phase, de par sa définition, est liée à la luminance moyenne du médaillon d'image observé. C'est pourquoi la luminance de la pseudo-couleur générée sera déterminée par ce paramètre. L'es-

pace couleur choisi est celui des couleurs composites (Y, DR, DB). Dans cet espace, la composante suivant Y est directement liée à la phase, tandis que le module détermine un point du plan (DR, DB), (pour Y donné). Pour cela, on inscrit dans le plan (DR, DB) un parcours quantifié en valeur du module. Ainsi, à chaque couple (module, phase), on associe un point de l'espace (Y-DR-DB). Le parcours choisi est une spirale logarithmique pour des raisons de continuité de teintes. De plus les couleurs générées ont été choisies de manière telle, que les teintes évoluent dans une gamme donnée (les verts et les rouges). En effet, le système visuel est plus sensible à ces gammes de teintes pour les luminances moyennes.

La méthode des histogrammes locaux permet une génération d'image couleurs point par point, car un calcul récursif d'histogrammes est possible. Par contre, ceci n'est pas envisageable dans le cas de la caractérisation par matrices co-occurrence excepté au prix d'un temps de calcul important.

La diversité des teintes des images couleurs, nécessite une grande habitude pour leurs exploitations. De plus, en faisant varier la teinte moyenne de l'image couleur, certains détails deviennent proéminents tandis que d'autres s'estompent. De ce fait, il a paru intéressant d'envisager une méthode de caractérisation de texture générant une image plus simple.

CLASSIFICATION DES TEXTURES

Le principe de la classification (sans possibilité de rejet) est de définir m frontières de décision pour partitionner un espace F, de formes en m domaines. Pour cela, on construit une fonction discriminantes  $g_i$  (i = 1, ..., m) et la règle de décision associée d. Si X est la forme observée, on a alors :

$$d(X) = \omega_i \text{ si } g_i(X) = \text{Sup}_{k=1, \dots, m} [g_k(X)]$$

La classification utilisée est de type supervisée avec apprentissage. Dans la phase d'apprentissage, le nombre de classes est fixé a priori. Sur chaque classe, des échantillons permettent de calculer les fonctions discriminantes. Puis, on utilise le classificateur sur les formes à classer.

Les fonctions discriminantes ont été calculées en partant de l'hypothèse selon laquelle les densités de probabilités conditionnelles suivaient des lois normales (vu le manque de connaissances a priori sur les classes). On suppose donc que  $P(X/\omega = \omega_i)$  sont des densités de lois normales  $N(\mu_i, \Sigma_i)$  (avec  $\mu_i$  : moyenne ;  $\Sigma_i$  : matrice de covariance). La classification de taux d'erreur minimum (maximum de vraisemblance) est réalisée par l'utilisation de fonctions discriminantes  $g_i$  telles que :

$$g_i(X) = \text{Log } P(X/\omega = \omega_i) + \text{Log } P(\omega_i)$$

Dans le cas présent, nous aurons donc :

$$g_i(X) = - \frac{1}{2} (X-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (X-\mu_i) - \frac{1}{2} \text{Log} |\Sigma_i| + \text{Log } P(\omega_i)$$

Si on ne possède pas de connaissance sur les probabilités a priori  $P(\omega_i)$  des classes  $\omega_i$ , les fonctions discriminantes se transforment en :

$$g_i(X) = - \frac{1}{2} \left[ (X-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (X-\mu_i) + \text{Log} |\Sigma_i| \right]$$

Dans le cas particulier où les matrices de covariance sont toutes égales  $[\Sigma_i = \Sigma, \forall i \in [1, m]]$ , les fonctions discriminantes se réduisent à :

$$g_i(X) = - \frac{1}{2} (X-\mu_i)^T \Sigma^{-1} (X-\mu_i)$$

et les frontières de décision sont linéaires.

On définit alors la distance de Mahalanobis et la règle de décision associée :

$$d_M(X, \mu_i) = (X-\mu_i)^T \Sigma^{-1} (X-\mu_i)$$

Alors, classer X dans la classe  $\omega_i$  revient à classer la plus petite distance  $d_M$  entre X et  $\mu_i$ .

Les résultats de la classification sont présentés également sous la forme d'une image couleur. Pour cela, les fonctions discriminantes sont calculées à partir des échantillons choisis sur l'image de départ. Puis, comme précédemment, l'analyse se fait à travers une fenêtre glissante balayant l'image. Pour chaque position de la fenêtre d'analyse, les caractéristiques sont calculées, puis les fonctions discriminantes. On recherche alors le maximum des discriminantes ce qui donne l'indice de la classe à laquelle appartient l'échantillon observée sur la fenêtre.

Des exemples de résultats d'analyse et de classification sont présentés ci-après.

CONCLUSION

Cette étude permet d'envisager une aide au diagnostic médical, par une caractérisation locale des textures rencontrées dans les images échographiques ou/et par une classification de celles-ci.

Concernant l'analyse, la méthode des histogrammes locaux autorise une génération point par point d'images couleurs, ce qui n'est pas le cas de la méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris, si ce n'est qu'au prix d'un temps de calcul beaucoup plus important.

La classification supervisée a été employée avec les deux méthodes d'analyse précitées. Les résultats de la classification sont identiques à quelques exceptions près, où la méthode employant les matrices de co-occurrence semble mieux classer certaines zones d'image. Ceci est dû au fait, d'une caractérisation plus riche de la texture.

REMERCIEMENTS

Nous tenons à remercier le Professeur J.M. DUVAL, Chef du Service des Explorations Fonctionnelles au C.H.R. de Rennes pour sa collaboration.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] S. LEEMAN, R. LEEKS, P. SUTTON : "Analysis of pulse-echo ultrasonic images". Information Processing in Medical Imaging ; Colloque INSERM, Paris 2-6 Juillet 1979.
- [2] H. TUMARA, S. MORI, T. YAMAWAKI : "Textural features corresponding to visual perception". IEEE Trans. on S.M.C., Vol. SMC-8, n°6, june 1978.
- [3] O.R. MITCHELL, S.G. CARLTON : "Image segmentation using a local extrema texture measure". Pattern Recognition, Vol. 10, pp. 205-210.
- [4] B. JULESZ et al. : "Inability of humans to discriminate between visual textures that agree in second-order statistics-revisited". Perception, Vol. 2, pp. 391-405, 1973.
- [5] R.M. HARALICK : "Statistical and structural approaches to texture". Proc. IEEE, Vol. 67, PP. 786-804, 1979.
- [6] S.W. ZUCKER, D. TERZOPOULOS : "Finding structure in co-occurrence matrices for texture analysis". Computer graphics and image processing 12, pp. 286-308, 1980.
- [7] S. WANG, F.R. DIAS VELASCO, A.Y. WU, A. ROSENFELD : "Relative effectiveness of selected texture primitive statistic for texture discrimination". IEEE Trans. on S.M.C., Vol SMC-11, n°5, may 1981.
- [8] G.E. LOWITZ : "Extraction de caricatures et texture depuis un histogramme local". Colloque GRETSI, Nice pp. 793-800, 1-5 juin 1981.

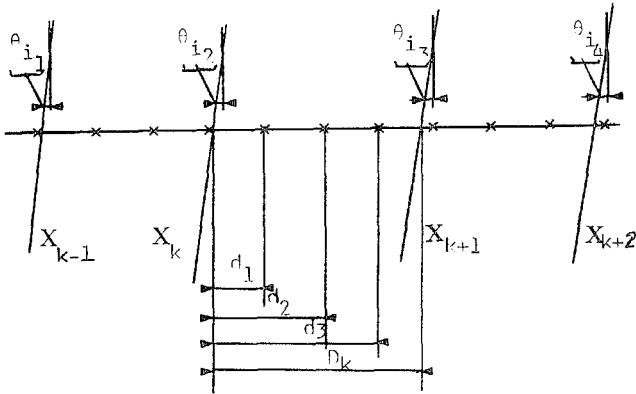


FIGURE 1 - STRUCTURE DE LA MAILLE NUMERIQUE  
D'UNE LIGNE D'IMAGE (BALAYAGE SECTORIEL CONIQUE)

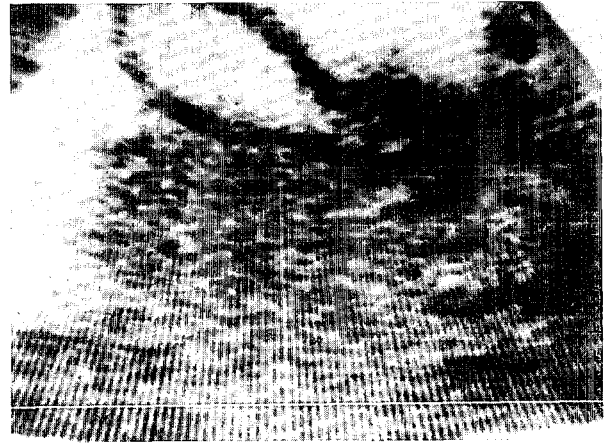


FIGURE 2 - IMAGE ORIGINALE (256 niveaux de gris)



FIGURE 3 - IMAGE INTERPOLÉE ET REQUANTIFIÉE  
32 NIVEAUX DE GRIS

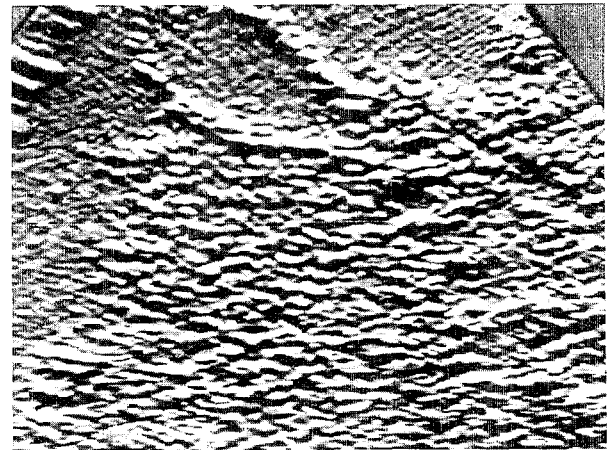


FIGURE 4 - IMAGE DES DIFFÉRENCES DE LUMINANCE POUR UNE  
DISTANCE VERTICALE ( $d_v = 2$ ) 32 NIVEAUX DE GRIS

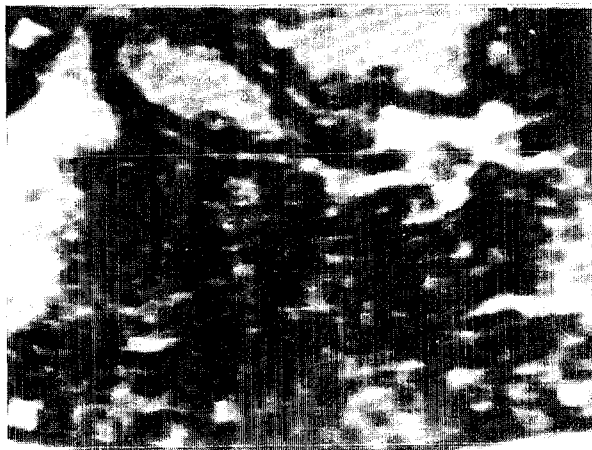


FIGURE 5 - IMAGE DU MODULE - FENÊTRE D'OBSERVATION  
(8 x 8 pixels)

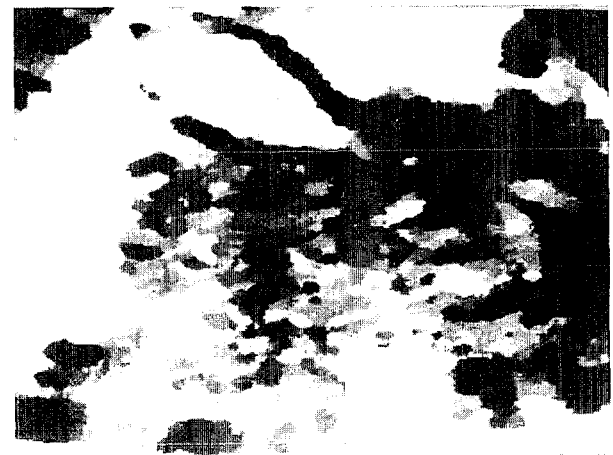


FIGURE 6 - IMAGE DE LA PHASE - FENÊTRE D'OBSERVATION  
(8 x 8 pixels)

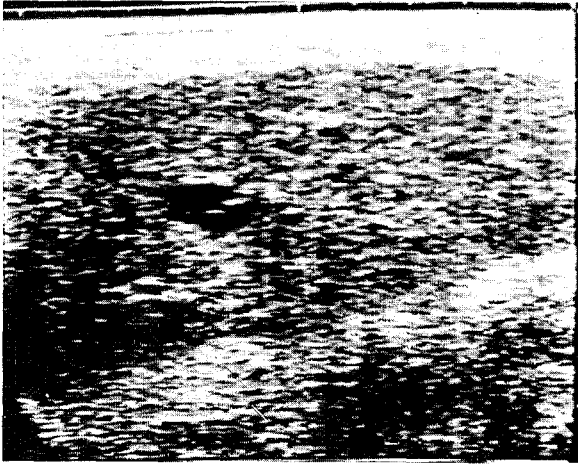


FIGURE 7 - IMAGE ORIGINALE



FIGURE 8 - FILTRAGE MEDIAN 3 x 3

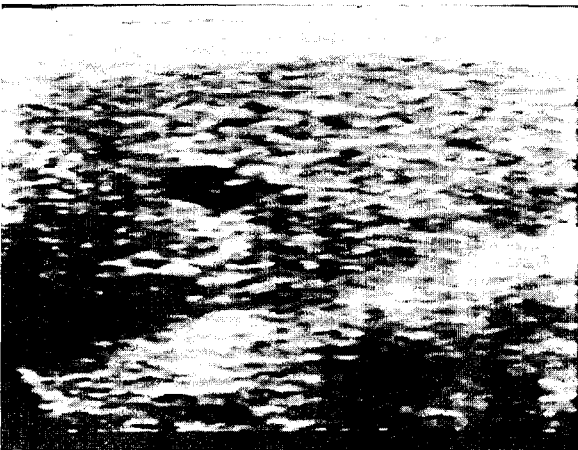


FIGURE 9 - FILTRAGE MEDIAN 5 x 3



FIGURE 10 - FILTRAGE MEDIAN 5 x 5

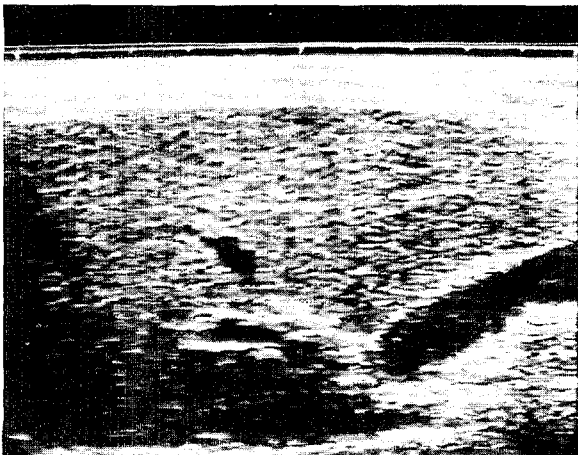


FIGURE 11 - IMAGE ORIGINALF MONOCHROME

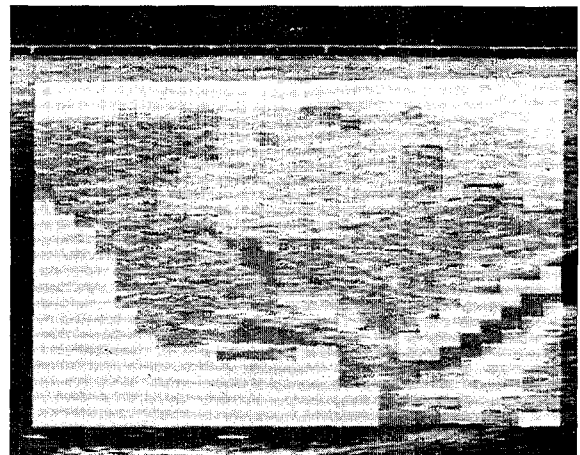


FIGURE 12 - REPRESENTATION MONOCHROME DE L'IMAGE COULEUR TRADUISANT LA CLASSIFICATION SUPERVISEE

