



NICE du 20 au 24 MAI 1985

SEGMENTATION D'IMAGES PAR INTEGRALES CURVILIGNES

J. RONSIN* D. BARBA** S. RABOISSON***

* Laboratoire d'Automatique - I.N.S.A. 35043 RENNES-CEDEX
** C.C.E.T.T. , rue du Clos Courcél - 35510 CESSON SEVIGNE-
*** THOMSON L.E.R., rue de Belle Fontaine - 35510 CESSON-SEVIGNE

RESUME

La communication proposée se rapporte à l'analyse d'images monochromes et plus précisément au problème de la caractérisation des textures en vue de la segmentation des images. Dans ce domaine, différentes techniques plus ou moins complexes, sont actuellement proposées. Nous présentons une nouvelle approche assez simple de mise en oeuvre dans laquelle la caractérisation quantitative de la texture en un point d'image correspond à un vecteur dont chaque composante résulte d'une analyse du signal d'image environnant dans une direction donnée. L'analyse est opérée par calcul de l'intégrale curviligne le long du signal de luminance à partir du point considéré, suivant un axe d'orientation défini dans le plan de l'image. Le calcul s'arrête lorsque l'intégrale atteint une valeur préalablement définie. La position du point d'image ainsi atteinte le long de l'axe choisi est alors relevée et prise comme valeur de la composante caractérisant la texture pour l'orientation donnée. Cette caractérisation est appliquée en segmentation d'images. Nous l'avons testé sur une mosaïque résultant d'un assemblage de zones de textures pures naturelles (textures de BRODATZ). L'algorithme utilisé est celui d'une classification bayésienne supervisée. Après modification mineure de la caractérisation de base, les performances actuelles obtenues sur deux images "mosaïque de 4 textures" correspondent à des taux de classification correcte, de 80 à 90 % pour une décision effectuée en chaque point et indépendante des décisions effectuées sur les points voisins. Les performances obtenues sont comparées avec deux autres méthodes de caractérisation de textures : par matrices de cooccurrences et par histogrammes locaux.

SUMMARY

This paper deals with monochrome picture analysis, more specially with the problem of texture characterization in image segmentation. In this field, lots of characterizing methods, more or less sophisticated, exist. We present another rather simple approach : quantitative characterization of texture for one pixel M is given by a vector with components respectively issued from local signal analysis according to several directions. Local analysis is realized by computing curvilinear integration of the grey-level signal along some half scan lines with different orientations and issued from pixel M . Integrating stops when integration reaches a preset value. Then the displacement corresponding to this position is taken as the texture component in that direction. Image segmentation using this new texture characterization measure is applied for image segmentation. We have tested this method on a picture composed from sub-images of pure natural textures (BRODATZ's textures). Classification algorithm is a Bayes classifier. After a little modification of our basic characterization, upon two mosaic pictures each with four different textures, classification performances raise to 90 % of right decisions where each one is independent of the others. These performances are compared to two other methods for texture characterization : Cooccurrence matrices and local histograms.



I. INTRODUCTION

L'analyse automatique d'images est un domaine d'étude maintenant primordial en raison du nombre sans cesse croissant d'applications et en particulier d'applications industrielles ou celle-ci est nécessaire à une automatisation complète des systèmes complexes mis en oeuvre. Cela met en jeu une vision réelle (au sens de perception visuelle) du processus à contrôler ou à surveiller. Cette vision (vision par ordinateur) doit intégrer tout un ensemble de traitements qui correspondent à deux phases successives : la segmentation et l'analyse de scènes (interprétation). Ces deux phases ne sont pas découplées mais elles s'interconnectent de façon telle que la phase d'interprétation agit sur la phase de segmentation. Cette action peut correspondre non seulement à un choix de paramètres (gains, seuils,..) dans les règles de segmentation mais également dans le choix des règles utilisées (modifiées dynamiquement) ainsi que l'ordre des régions d'images traitées. Ce type d'approche, très intéressant sur le plan conceptuel, reste navrement tributaire pour l'obtention de bonnes performances de la qualité intrinsèque des règles de segmentation mises en jeu dans un contexte donné. Aussi, est-il primordial de disposer de méthodes variées et performantes (tant du point de vue intrinsèque qu'en terme de rapport qualité-complexité) de caractérisation locale de l'image.

Deux types d'approches sont généralement utilisés en segmentation d'images. Elles correspondent à la détection et à la caractérisation des deux éléments fondamentaux des images que sont les contours et les textures. Dans quelques cas, les méthodes de détection et le suivi de contours sont suffisantes pour l'obtention d'une bonne segmentation. Cependant, en règle générale, il est primordial d'utiliser conjointement des méthodes qui utilisent et caractérisent la texture et qui, associées à des variables décrivant la forme et la taille des régions, permettent d'identifier les objets présents dans la scène. D'un point de vue analytique, dans une région microscopique homogène, la texture est liée à la distribution spatiale des niveaux du signal d'image (par exemple le signal de luminance) et de son évolution. Elle consiste en une représentation concise et caractéristique (modèle) de cette distribution spatiale. La texture sera dite structurée si elle peut être décomposée en deux parties : un ensemble de structures de base (primitives) et un ensemble de règles de placement de ces structures. Dans le cas contraire, celui où primitives et règles de placement ne peuvent être dissociées, la

texture sera considérée comme aléatoire. Cette classification peut paraître assez arbitraire et même parfois gênante, mais elle permet de classer également simplement les méthodes d'analyse des textures très diverses qui ont été proposées. Le comportement du système visuel humain en analyse de texture et ses performances en discrimination peuvent être considérés comme des références en ces domaines. Aussi un grand nombre de méthodes de caractérisation des textures ont cherché à extraire des paramètres liés plus ou moins directement aux caractéristiques visuelles des textures. ROSENFELD et HARALICK ont introduit les matrices de dépendances spatiales des niveaux de gris (matrices co-occurrences). Chaque matrice attachée à une relation spatiale R fixée est obtenue par exploration d'une région donnée de l'image à analyser et chaque élément (i, j) représente la fréquence relative d'obtention d'un couple de points liés par la relation spatiale R et dont le premier a le niveau de gris a_i , le second le niveau de gris a_j .

Du fait qu'on ne sait pas utiliser aisément toutes ces informations, seuls quelques paramètres sont extraits et utilisés de ces matrices (valeur moyenne et écart-type, corrélation, contraste, moment angulaire du deuxième ordre, entropie, ...). A partir de ces paramètres, ZUCKER et CONNERS ont réussi à déterminer les primitives et les règles de placement associées dans certaines textures. Cependant, toutes ces méthodes sont très coûteuses en temps calcul. Aussi, d'autres méthodes plus simples de mise en oeuvre, ont été proposées. Ainsi MITCHELL a utilisé des descripteurs dont les éléments sont les fréquences d'obtention des minimums et des maximums locaux observés le long de lignes de balayages dans la zone d'image analysée. Il est vraisemblable en effet que le système visuel utilise ces extrémums dans la discrimination des textures.

LOWITZ caractérise la texture à partir de la construction d'histogrammes locaux 1-D du signal d'image observé dans une fenêtre 2-D. En utilisant la théorie de l'information, il en extrait deux paramètres considérés comme caractéristiques de la texture observée. La méthode est simple et semble donner d'assez bonnes performances.

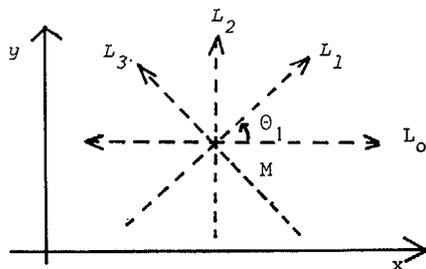
Nous avons proposé dernièrement une nouvelle méthode d'analyse des textures dans les images en vue de leur segmentation automatique [2] et qui est très simple de mise en oeuvre. Elle est, d'une certaine façon, proche de celle de MITCHELL. Nous allons rappeler le principe de cette méthode basée sur l'intégration curviligne et nous verrons les performances obtenues en classification de texture et en segmentation d'images naturelles, que nous comparerons à d'autres méthodes.

Principe de base

Si l'on considère le signal d'une image demi-teinte défini au point M de coordonnées spatiales (x,y) par la relation :

$$z = f(x,y)$$

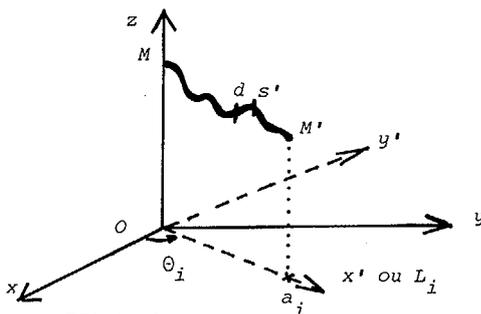
La fonction z correspond la plupart du temps à la valeur de la luminance du point M. Les propriétés de la texture en M sont liées aux variations de z dans son voisinage V (M). Toute caractérisation de la texture en un point M doit intégrer la distribution spatiale des niveaux de gris avoisinant ce point. Une mesure des propriétés de la texture va pouvoir s'obtenir par balayage local du signal d'image. Cette caractérisation de la texture en un point peut être liée à différentes caractéristiques extraites par balayage de zones partielles du voisinage suivant des orientations définies. Aussi, à partir du point M, en suivant des demi-droites L_i possédant différentes orientations θ_i par rapport à l'axe des x, nous allons balayer le signal situé le long de ces demi-droites.



- FIGURE 1 -
"Balayage du voisinage du point M"

Si

(x',y') désigne les coordonnées d'un point M' le long de la demi-droite L_i , avec (x',y') défini dans un espace E_i centré sur le point M et où l'axe x' est parallèle à la demi-droite de balayage L_i , alors $y' = 0$. (c.f figure 2)



- FIGURE 2 -
"signal balayé suivant une orientation"

La courbe C_i ainsi définie dans le plan ox', oz' :

$$C_i = \{ (x',z') ; x' \geq 0, z' = f'(x',0) \}$$

correspond au signal d'image suivant une orientation. On peut définir une métrique Euclidienne ds' dans ce plan en introduisant un facteur d'échelle η entre les variations spatiales dx' et les variations de luminance dz' :

$$ds'^2 = \eta^2 dx'^2 + dz'^2$$

L'intégrale curviligne de s' peut être calculée le long de C_i en utilisant cet élément d'arc différentiel. Nous obtenons ainsi la longueur de la courbe C_i entre M et M'. Pour un seuil μ fixe positif, pré-défini, on obtient le point D_i sur C_i tel que l'intégrale atteigne cette valeur :

$$\int_{MD_i} ds' = \mu$$

L'arc $\overline{MD_i}$ est la longueur μ du signal de luminance suivant une orientation donnée. La longueur du segment MD le long de l'axe x' sera une caractéristique, pour le point M, de la texture suivant l'orientation θ_i :

$$a_i = x'(D_i)$$

De la même façon, prenant sur $[0, 2\pi[$ toujours à partir du point M un ensemble de K orientations, nous obtenons un ensemble d'abscisses a_i caractérisant la texture pour ce point. Ces 2 K composantes peuvent être regroupées en un vecteur caractéristique de la texture au point M :

$$T(M) = [a_1, a_2, \dots, a_k]^t$$

Une telle caractérisation correspond à un ensemble de scalaires définissant les distances atteintes par mesure d'une longueur fixe du signal de luminance dans différentes orientations. En un point, la texture est considérée généralement comme isotrope. Aussi est-il possible de réduire la dimension du vecteur $T(M)$ d'un facteur deux. Il suffit de fusionner les a_i d'orientations opposées. Le nouveau vecteur possède alors $k/2$ composantes sur $[0, \pi[$ obtenues chacune par simple addition respective des deux composantes initiales liées au même axe passant par M.

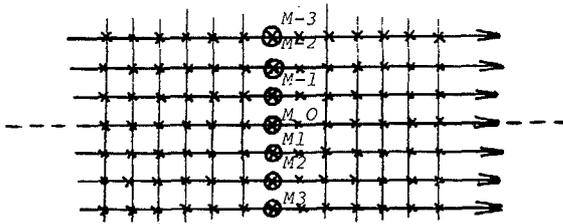


Le vecteur $T(M)$ caractérise la texture en un point M . Cette caractéristique intègre bien la distribution spatiale des niveaux de gris dans le voisinage du point et s'adapte donc bien à une mesure locale de sa texture. Cette caractérisation est d'autant plus fidèle qu'elle possède de nombreuses orientations et couvre ainsi la surface avoisinant le point M .

Principe modifié

L'augmentation des orientations du balayage conduit cependant à un accroissement rapide des dimensions du vecteur caractéristique et introduit de plus des lignes de balayage coïncidant peu avec la structure d'échantillonnage des points de l'image. Un balayage d'une zone d'image suivant une ligne de signal est une mesure trop fine par rapport à la mesure d'activité de la texture du signal recherchée.

Aussi le principe de base, a-t-il été modifié pour intégrer de meilleure façon dans les mesures de la texture locale, la surface avoisinante du point. La nouvelle caractérisation de la texture en un point donné va s'obtenir par un balayage orienté mais intégrant un ensemble de lignes parallèles. (c.f. figure 3).



- FIGURE 3 -

"balayage pour l'orientation 0° "

Cette nouvelle caractérisation va couvrir des bandes de surface orientées. Chaque composante de texture du point M correspondra à une moyenne de caractéristiques suivant une même orientation. Ces caractéristiques proviendront pour une part du point M_0 considéré : $a_i(M_0)$ et d'autre part de celles d'un certain nombre de points situés sur un axe perpendiculaire à l'orientation de la caractéristique en question :

$$a_i(M_{-j}), \dots, a_i(M_{-1}), a_i(M_1), \dots, a_i(M_j)$$

Le point M_0 possèdera pour composante de sa mesure de texture suivant θ_i :

$$\tilde{a}_i(M_0) = \frac{1}{n} \sum_j^n a_i(M_j)$$

Cette modification possède l'avantage de ne pas augmenter la dimension du vecteur de caractérisation et ne nécessite qu'un simple moyennage de quantités déjà calculées.

Résultats

Les résultats présentés ici concernent d'une part la caractérisation des textures par intégration curviligne et d'autre part l'application de cette caractérisation à des problèmes de classification d'images.

Caractérisation

L'image 1 correspond à une mosaïque de quatre textures différentes (bois, éponge, écorce, herbe) dites "textures de Brodatz" (auteur du livre dont elles sont extraites). Cette image comporte 256×256 points numérisés avec 256 niveaux de gris. Elle résulte de l'assemblage de 4 sous images de 128×128 points. Les médaillons de texture n'ont subi ni compensation de leurs non-uniformités ni normalisation quelconque de leurs statistiques. Il en est de même pour l'image 4. Les images 2 et 3 montrent la caractérisation par intégration curviligne des textures précédentes. Sur ces images on visualise les caractéristiques du principe de base : a_i et du principe modifié et cela pour différentes orientations. L'intégration s'est faite avec un seuil $\mu = 200$ et un coefficient $\eta = 4$. Ce jeu de valeurs donne les meilleurs résultats sur ce type d'images. [1]. L'intégration avec modification du principe de base s'est obtenue en associant 9 lignes parallèles pour caractériser une orientation donnée. Les orientations caractérisées et visualisées correspondent à 0° , 45° , 90° et 135° et sont restituées avec un niveau de gris proportionnel à leurs amplitudes a_i .



L'image 3 montre la meilleure cohérence spatiale de la caractérisation en opérant avec le principe modifié d'un balayage sur un ensemble de lignes parallèles.

Classification

L'algorithme de classification utilisé correspond à une classification Bayésienne supervisée. La classification en n classes de chaque point de l'image va s'opérer à partir de son vecteur caractéristique. Elle peut s'assimiler à un problème de discrimination par un ensemble de n fonctions discriminantes [1]. Le classifieur assigne une classe i au point M si la fonction discriminante appliquée au vecteur $T(M)$ est telle que :

$$g_i(T(M)) \leq g_j(T(M)) \quad (1)$$

pour $j \neq i, j = 1, \dots, n$

Si l'on suppose les caractéristiques comme gaussiennes de moyenne m_i et de matrice de covariance C_i , les fonctions discriminantes sont quadratiques dans le cas où les probabilités a priori des différentes classes sont identiques :

$$P(i) = P(j)$$

$$j \neq i, j = 1, \dots, n$$

Les fonctions discriminantes sont données par les relations suivantes :

$$g_i(V) = [V]^T [w_i] [V] + [w_i] [V] + w'_i \quad (2)$$

avec

$$[w_i] = -\frac{1}{2} [C_i]^{-1}$$

$$[w'_i] = [C_i]^{-1} [m_i]$$

et

$$[w'_i] = -\frac{1}{2} [m_i]^T [C_i]^{-1} [m_i] - \frac{1}{2} \text{Log} [C_i]$$

Le vecteur moyen m_i et la matrice de covariance C_i de chaque classe sont obtenus préalablement sur des zones d'apprentissage de l'image. Ensuite, pour chaque point, après calcul de $T(M)$, on applique la règle de décision Bayésienne (1) après calcul de (2).

La classification précédente appliquée aux deux mosaïques de textures des images 1 et 4 conduit aux résultats présentés sous forme de cartes photographiques des classes sur les images 5, 6, 7, 8. La caractérisation s'est opérée avec une résolution angulaire de 22°.5 degrés.

Les images 5 et 6 sont liées à une caractérisation obtenue à partir de a_i . Les images 7 et 8 sont issues d'une caractérisation obtenue à partir de \tilde{a} (principe modifié). Dans ce cas le balayage de caractérisation s'est effectué sur 19 lignes parallèles.

Le tableau 1 donne la précision des classifications obtenues sur les deux mosaïques de textures. Les résultats se scindent en deux parties pour faire ressortir les performances de la classification lorsqu'elle s'opère dans les zones de texture homogène. Dans ce cas les régions frontières entre les textures sont exclues des mesures de la précision.

nombre de lignes de balayage	Sur toute l'image		Dans les zones homogènes	
	Textures 1	Textures 2	Textures 1	Textures 2
1	66.0	83.4	65.9	84.9
5	72.2	83.5	73.5	84.5
9	74.4	94.2	77.8	96.9
15	79.4	93.7	83.8	97.9
19	80.4	94.3	85.1	98.8

Précision des classifications (%)
- TABLEAU 1 -

La caractérisation d'un point se faisant à partir de son voisinage, les transitions d'une texture à l'autre perturbent la caractérisation dans cette zone.

Le premier jeu de valeurs sur la première ligne correspond à une caractérisation initiale par le principe de base, les autres lignes du tableau montrent l'évolution de la classification en fonction du nombre de lignes parallèles simultanément balayées lorsqu'on adopte le principe modifié.

Résultats comparatifs avec d'autres caractérisations

Cette méthode a été testée en classification d'images comparativement avec deux autres méthodes de caractérisation par matrices de cooccurrences MATCO et par histogrammes locaux HISTO. MATCO s'appuie sur une mesure de la distribution conjointe des niveaux de gris pour une distance et un angle donné et conduit à des histogrammes bi-dimensionnels orientés [3]. La matrice est extraite sur un médaillon d'image et on lui associe



un vecteur de caractéristiques défini par six composantes : valeur moyenne, écart-type, contraste, corrélation, second moment angulaire, entropie. G. LOWITZ a proposé l'autre méthode HISTO opérant à partir d'histogrammes locaux de luminances extraits sur des médaillons.

		TEXTURES I		TEXTURES II	
		Zone l'image	Zone homogène	Zone l'image	Zone homogène
MATCO	16X16	78.2	82.1	77.4	80.5
	32X32	81.3	85.2	78.6	82.3
HISTO	16X16	70.0	72.4	66.8	68.75
	32X32	73.1	76.4	71.3	74.0
INTEG	16X16	82.8	86.0	74.3	77.3
	32X32	90.5	96.3	80.1	86.5

Précisions des classifications (%)
- TABLEAU 2 -

A chaque histogramme est associé un module et une phase qui formeront les deux composantes de caractérisation de la texture. La classification bayésienne supervisée précédemment définie a été appliquée sur les 3 méthodes de caractérisation : MATCO, HISTO et notre méthode par intégration curviligne avec principe modifié INTEG. Le test s'est fait dans des conditions identiques concernant les zones d'apprentissage (34X34) et le pas d'analyse des orientations (45°) par MATCO et INTEG. Le tableau 2 résume la précision de classification obtenue sur les 2 jeux de textures n°1 et n°2 et cela pour 2 tailles de médaillon d'analyse : 16X16 et 32X32. Il faut noter que la caractérisation effectuée pour MATCO s'est faite pour des médaillons sans recouvrement et non pour chaque point. Les performances de MATCO et INTEG peuvent être considérées comme équivalentes. Les moindres performances d'HISTO s'expliquent par la faible dimension de caractérisation de la texture : 2 contre 4 pour INTEG et 6 pour MATCO.

BIBLIOGRAPHIE :

- [1] D. BARBA, J. RONSIN " new method in texture analysis in the context of image segmentation". EUSIPCO-83, ERLANGEN (R.F.A.) septembre 1983.
- [2] G.E. LOWITZ "Mapping the local information content of a spatial image". C.E.S.T.A. Premier Colloque Image BIARRITZ - MAI 84.
- [3] R.M. HARALICK "Textural features for image classification" I.E.E.E. Transactions on Systems, Man and Cybernetics. VOL. SMC.3. 1973.

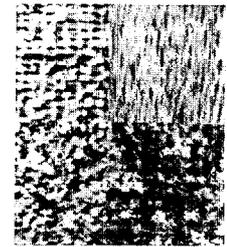


IMAGE 1 : Textures I

IMAGE 4 : Textures II

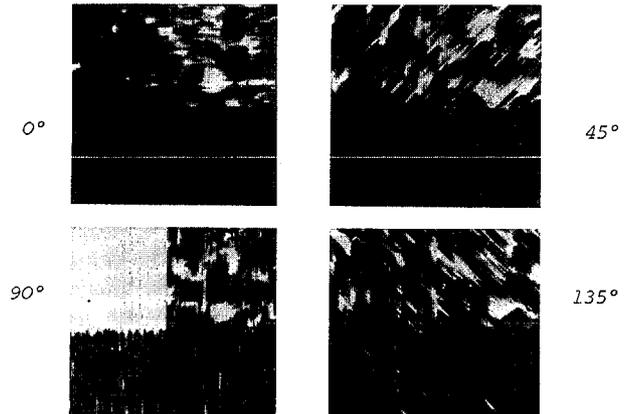


FIGURE 2 : Visualisation des a_i pour Textures I

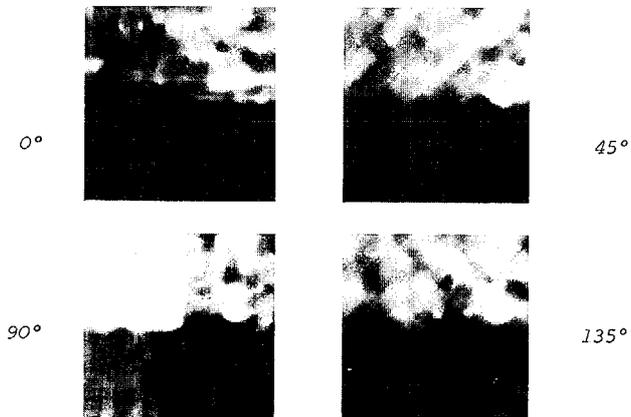
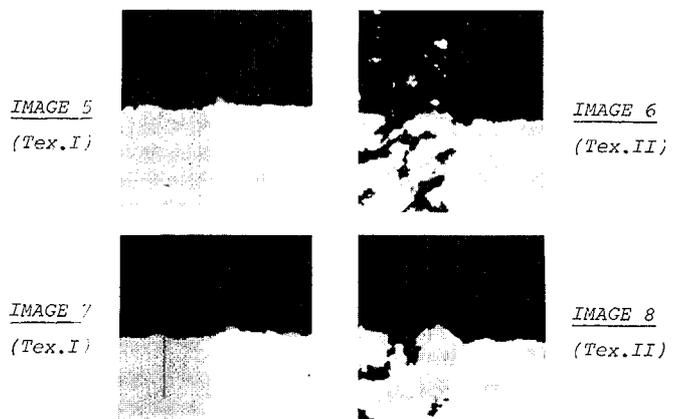


IMAGE 3 : Visualisation des \tilde{a}_i pour Textures I



Cartes de classifications :

IMAGE 5 : Textures I à partir de a_i
 IMAGE 6 : Textures II à partir de \tilde{a}_i
 IMAGE 7 : Textures I à partir de \tilde{a}_i
 IMAGE 8 : Textures II à partir de \tilde{a}_i .