



Traitement, Synthèse, Technologie et Applications

BIARRITZ - Mai 1984 -

CLASSIFICATION DE TEXTURES NATURELLES. EVALUATION DES PARAMETRES OPTIMAUX PAR ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES.
Natural texture classification. Evaluation of optimal parameters using principal component analysis.

A. CHEHIKIAN et T. MENGKO

Laboratoire de Traitement d'Images et Reconnaissance de Formes
ENSERG/INPG 23 avenue des Martyrs - 38031 GRENOBLE-CEDEX (France)

RESUME

Dans cette communication nous nous intéressons aux propriétés de texture associées à des images naturelles, plus spécialement à des échantillons de cuir dont nous voulons caractériser l'aspect. Ce type d'image doit être considéré comme la réalisation d'un processus aléatoire bidimensionnel et on sait que les propriétés de texture peuvent être exprimées à partir d'une statistique de 2e ordre. On sait également qu'il est possible de ne considérer qu'une statistique du 1er ordre à la condition que l'image ait été préalablement décorrélée. Diverses méthodes ont été suggérées pour cette opération, celles reposant sur le calcul du bilaplacien ou du gradient nous intéressent particulièrement dans la mesure où elles peuvent être réalisées en temps réel.

Afin de déterminer le meilleur opérateur de décorrélation, et les paramètres statistiques les plus informants, nous avons procédé à une Analyse en Composantes Principales de la distribution du vecteur de caractéristiques formé des quatre premiers moments associé à l'histogramme de niveaux de gris de l'image décorrélée par l'opérateur Laplacien et par l'opérateur de gradient de Sobel. Nous présentons quelques résultats obtenus à partir d'un problème "académique" et un problème réaliste.

SUMMARY

In this paper we are interested by texture properties of natural images, namely samples of leather images, in order to recognize bleshimed parts. These images are to be considered as samples of two dimensional stochastic process describable by their statistical parameters, mainly 2nd order density. It is well known that such properties can be known considering only first order density, if the texture image has been formerly whitened. Various methods have been suggested for this operation, we are specially interested by those using Laplacian or Edge gradient operators, because such operations can be realized in real time.

In order to determine the best whitening operator, and the best statistical parameters, we use Karhunen-Loeve Expansion applied to feature vectors formed with the first four moments of the Gray level histogram issued from whitened images using Laplacian as well as Sobel gradient operator. We present some results obtained with an "academic problem" and a realistic problem.



INTRODUCTION

Dans cette communication nous nous intéressons aux propriétés de texture associées à des images naturelles, plus spécialement à des échantillons de cuir, avec pour objectif de reconnaître des défauts d'aspect.

Les images que nous traitons doivent être considérées comme la réalisation de processus aléatoires bidimensionnels. L'objectif de cette étude étant la mise en place d'un système d'analyse fonctionnant en temps réel, le procédé que nous avons choisi repose sur une décorrélation préalable de l'image suivie d'une statistique du premier ordre dont les moments d'ordre 1 à 4 caractériseront la texture.

Pour déterminer de manière objective le contenu informationnel des paramètres caractéristiques de texture ainsi obtenus, nous procédons à une analyse en composantes principales (ACP) par la transformation de Karhunen-Loeve. Nous exposerons quelques résultats obtenus sur un problème "académique" (les textures sont facilement reconnaissables) et sur un problème plus réaliste.

1. Obtention des paramètres caractéristiques d'une texture.

Comme beaucoup d'auteurs [1, 2] nous admettrons qu'une texture perceptible par l'oeil humain, peut être générée par le modèle de la figure 1.

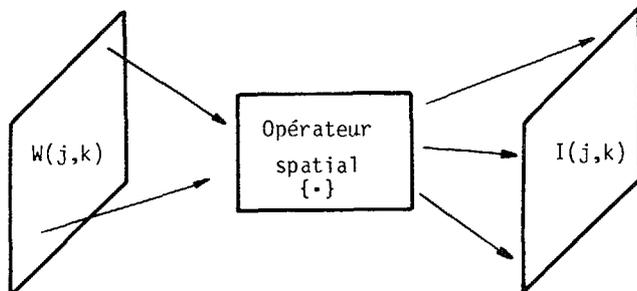


Figure 1. Modèle de synthèse de texture.

Dans ce modèle, $W(j,k)$ est une matrice de valeurs aléatoires indépendantes et de propriétés statistiques connues ; $\mathcal{O}\{\cdot\}$ est un opérateur spatial de propriétés connues qui, à partir de la matrice $W(j,k)$, génère l'image $I(j,k)$ représentative d'une texture stationnaire dans le temps et dans l'espace. Connaître les propriétés de texture de $I(j,k)$ nécessite donc, en principe, que l'on connaisse les propriétés statistiques de $W(j,k)$ et qu'on identifie l'opérateur $\mathcal{O}\{\cdot\}$, et ceci à partir de la seule connaissance de $I(j,k)$.

Il est, en principe, possible d'atteindre de telles informations à la suite des étapes suivantes :

- Calcul de l'autocorrélation $R(J,K)$ de $I(j,k)$.
- Estimation du filtre inverse $\hat{H}(j,k)$ associé à l'opérateur $\mathcal{O}\{\cdot\}$.
- Estimation de l'entrée $\hat{W}(j,k)$ à partir de $I(j,k)$ et $\hat{H}(j,k)$.
- Identification de l'opérateur $\mathcal{O}\{\cdot\}$ à partir de $\hat{W}(j,k)$ et $\hat{H}(j,k)$.
- Détermination des propriétés statistiques de $\hat{W}(j,k)$.

A noter que les éléments de la matrice étant décorrélés une statistique du premier ordre est suffisante.

On a alors toutes les informations sur le modèle qui a généré la texture et, par conséquent la texture elle-même.

Le schéma d'une telle analyse est représenté à la figure 2.

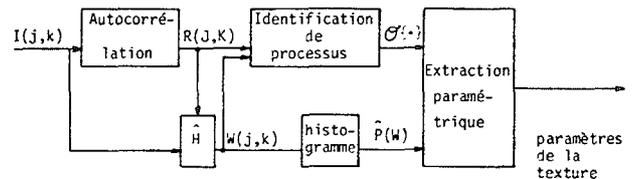


Figure 2. Schéma d'analyse de texture par identification des éléments du modèle de synthèse.

Ce modèle d'analyse bien qu'irréprochable sur le plan théorique est néanmoins peu réaliste, eu égard à la quantité de calcul qu'il implique et au temps de traitement qui en résulte.

Une alternative à ce modèle d'analyse consiste à ne considérer que les propriétés de $I(j,k)$ auxquelles est sensible l'oeil humain. L'expérimentation [3] conduit à considérer comme informantes :

- L'autocorrélation $R(J,K)$ de $I(j,k)$,
- La statistique du deuxième ordre de $I(j,k)$,

selon le schéma d'analyse de la figure 3.

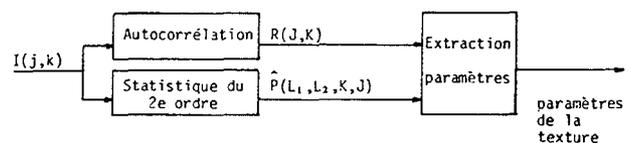


Figure 3. Schéma d'analyse de texture par analogie à la perception humaine.

Par rapport au schéma de la figure 2, on économise la phase d'identification de processus et le calcul du filtre inverse.

Néanmoins, ce schéma d'analyse pose quelques problèmes dont le plus important est d'extraire des paramètres caractéristiques de la statistique du 2e ordre physiquement représenté par un tableau à 4 entrées. Une nouvelle simplification peut être apportée au problème si on considère les hypothèses :

- $I(j,k)$ est un processus markovien du premier ordre séparable.
- Les coefficients de corrélation en ligne et colonne sont égaux à 1. (Cette hypothèse est totalement irréaliste).

Alors $R(J,K)$ n'apporte aucune information, le filtre inverse $\hat{H}(j,k)$ a une forme prédéfinie :

$$H(j,k) = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

c'est le masque de calcul du bilaplacien.



CLASSIFICATION DE TEXTURES NATURELLES. EVALUATION DES PARAMETRES OPTIMAUX PAR ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES.

Natural texture classification. Evaluation of optimal parameters using principal component analysis.

A. CHEHIKIAN T. MENGKO

Il est alors possible de décorréler simplement et rapidement $I(j,k)$. L'estimation $\hat{W}(j,k)$ étant décorrélée, la statistique du deuxième ordre est ramenée à une statistique du premier ordre : typiquement l'histogramme des niveaux de "gris". Cet histogramme sera généralement caractérisé par les moments d'ordre 1 à 4. Si ce schéma d'analyse a le mérite de la simplicité et de la rapidité, il présente néanmoins l'inconvénient de reposer sur une hypothèse que l'on sait être non vérifiée. Nous retiendrons en fait la démarche :

décorrélolation \rightarrow histogramme \rightarrow moments

en émettant toutefois des réserves sur l'optimalité de la décorrélation par le masque du bilaplacien qui découle directement de l'hypothèse non vérifiée. Pratt et Faugeras [2] ont proposé la décorrélation par le gradient :

$$\hat{W}(j,k) = (G_X^2(j,k) + G_Y^2(j,k))^{1/2}$$

où $G_X(j,k) = I(j,k) * M_X(j,k)$

$$G_Y(j,k) = I(j,k) * M_Y(j,k)$$

$$\text{et } M_X(j,k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}; M_Y(j,k) = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

sont les masques de Sobel respectivement EST et NORD. Ce mode de décorrélation est également réalisable en temps réel par un processeur ad hoc [4].

Compte-tenu de ces remarques, le schéma d'analyse que nous avons retenu est explicité à la figure 4 :

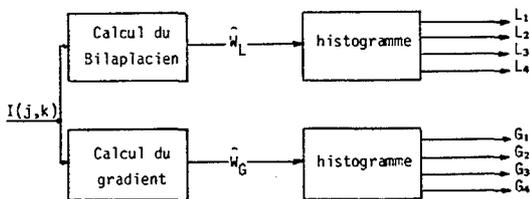


Figure 4. Schéma d'analyse de texture simplifiée.

A l'issue de cette analyse, une région de $n \times n$ pels est caractérisée par un vecteur à 8 composantes (2 groupes de 4). Les composantes associées au bilaplacien, par exemple, sont très classiquement [1, p. 472] :

$$L_1 = E\{\hat{W}_L\}$$

$$L_2 = (E\{(\hat{W}_L - L_1)^2\})^{1/2}$$

$$L_3 = \frac{1}{L_2^3} E\{(\hat{W}_L - L_1)^3\}$$

$$L_4 = \frac{1}{L_2^4} E\{(\hat{W}_L - L_1)^4\} - 3$$

elles caractérisent la position, la largeur, la symétrie et l'écart par rapport à une gaussienne de l'histogramme.

A noter que ces 8 composantes ne sont pas également informantes et a priori non indépendantes. Pour un problème de classification donné il est souhaitable de déterminer de manière objective le contenu informationnel de ces mesures. Nous avons choisi de procéder à une analyse en composantes principales utilisant la transformation de Karhunen Loeve. Nous exposons dans ce qui suit quelques résultats.

2. Application à un problème "académique"

Nous avons dans un premier temps testé notre méthode sur un problème à 3 classes de texture, chacune représentée par 30 échantillons, correspondant à des images de cuir côté fleur : classe K1, cuir côté chair : classe K2, cuir côté fleur présentant des rayures : classe K3. Notons que la classe K3, contrairement aux 2 premières, ne présente pas la propriété de stationnarité spatiale.

La photo de la figure 5 représente, à gauche, un échantillon de chacune des classes (de haut en bas : K1, K2, K3), l'image du bilaplacien au centre, l'image du gradient de Sobel à droite. Chaque échantillon représente une région de 64×64 pels.

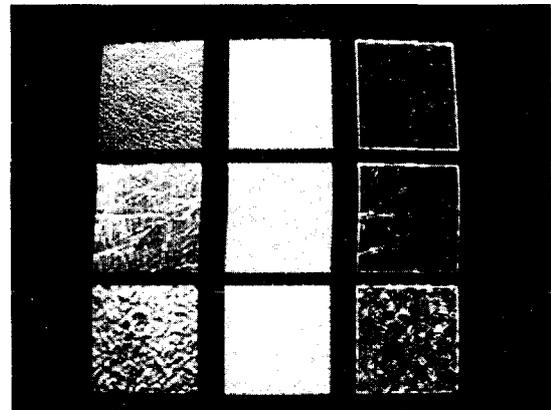


Figure 5. Echantillons de texture. De haut en bas, classes K1, K3, K2. De gauche à droite, image de texture, bilaplacien, gradient.

L'analyse de ce problème nous a permis de tirer quelques conclusions.

2.1. Décorrélolation par le bilaplacien seul

Nous considérons le vecteur de caractéristiques :

$$c = \begin{pmatrix} L_i \\ 0 \end{pmatrix}$$

La covariance d'ensemble correspondant à ce vecteur est :

$$\Gamma = \begin{pmatrix} 0,01 & 0,00 & 0,00 & -0,01 \\ & 0,86 & -0,06 & 0,10 \\ & & 0,02 & 0,08 \\ & & & 0,76 \end{pmatrix}$$

Elle montre que les composantes L_2 et L_4 sont les plus informantes, les composantes L_1 sont peu corrélées sauf peut être L_2 et L_4 .

Dans le plan (L_2, L_4) , la distribution des vecteurs représentatifs de chaque échantillon est représentée figure 6.

Les trois classes sont reconnaissables. Néanmoins, étant peu éloignées les unes des autres, le taux d'erreur ne sera pas négligeable.



CLASSIFICATION DE TEXTURES NATURELLES. EVALUATION DES PARAMETRES OPTIMAUX PAR ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES.
Natural texture classification. Evaluation of optimal parameters using principal component analysis.

A. CHEHIKIAN T. MENGKO

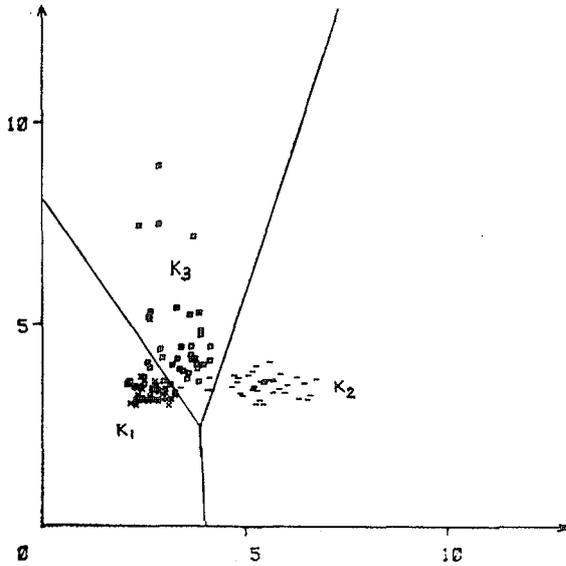


Figure 6. Distribution du vecteur de caractéristiques dans le plan (L_2, L_4) .

2.2. Décorrélation par le bilaplacien et le gradient

Nous considérons le vecteur de caractéristiques :

$$C = \begin{pmatrix} L_i \\ G_i \end{pmatrix}$$

L'examen de la matrice de covariance montre que les composantes G_i sont notoirement plus informatives que les composantes L_i . (Ceci est d'ailleurs visible sur la photo de la figure 5). En outre, elles sont assez fortement corrélées. L'analyse en composantes principales s'impose.

L'examen des valeurs propres de la matrice de covariance montre que les 2 premiers axes d'inertie concentrent 98 % de l'information. Les vecteurs propres correspondant sont :

$$V_1 = \begin{pmatrix} -0,003 \\ -0,027 \\ 0,005 \\ 0,014 \\ -0,045 \\ 0,014 \\ \boxed{0,106} \\ \boxed{0,993} \end{pmatrix} \quad V_2 = \begin{pmatrix} -0,003 \\ \boxed{-0,212} \\ 0,021 \\ -0,060 \\ \boxed{-0,866} \\ \boxed{-0,447} \\ -0,012 \\ -0,037 \end{pmatrix}$$

On constate que l'information utile est principalement apportée par les paramètres associés au gradient et accessoirement L_2 (valeurs encadrées).

Dans le plan (V_1, V_2) de l'espace Karhunen-Loeve, la distribution des vecteurs représentatifs de chaque échantillon est représentée à la figure 7.

Les 3 classes apparaissent bien séparées, les éléments de l'ensemble d'échantillonnage sont reconnus à 100 %.

Le peu d'information apportée par les composantes L_i associées au Laplacien nous a conduit à examiner l'évolution de la distribution lorsque ces composantes sont ignorées. On considère alors le vecteur de caractéristiques :

$$C = \begin{pmatrix} 0 \\ G_i \end{pmatrix}$$

dont on calcule la matrice de covariance. Dans le plan $(\tilde{V}_1, \tilde{V}_2)$ défini par les axes principaux d'inertie de la distribution de C , concentrant 99,63 % de l'information, la distribution se présente telle que l'explique la figure 8.

Un examen attentif montre quelques différences non significatives par rapport à la figure 7.

Nous pouvons conclure de cette première étude que :

- la décorrélation par le gradient conduit à des paramètres de texture plus informatifs que ceux obtenus à partir d'une image décorrélée par le bilaplacien (en accord avec les résultats publiés dans [2]).
- pour ce problème particulier, les paramètres G_i sont suffisamment informatifs, et on peut négliger l'information apportée par les paramètres L_i . Cette conclusion est néanmoins propre au problème traité ; nous avons pu constater que dans un problème à 2 classes : $K1/K2$, $K1/K3$, les paramètres L_i ne peuvent être négligés.
- les paramètres G_1 et G_2 d'une part, G_3 et G_4 d'autre part sont assez fortement corrélés, ce qui exclut une classification basée sur un critère de distance euclidienne. Encore une fois, l'analyse en composantes principales s'avère un outil performant pour déterminer les coefficients à appliquer aux composantes du vecteur de description.

3. Application à la détection de défauts d'aspect du cuir

La méthode d'analyse que nous venons de décrire a été appliquée à un problème réel de détection de défauts d'aspect sur des échantillons de cuir. Nous avons choisi d'analyser 6 classes de texture correspondant à :

- 1, fleur sans défaut
- 2, varron cicatrisé
- 3, éraflures
- 4, blessures cicatrisées
- 5, aiguillon ouvert
- 6, fleur crispée.

La photo de la figure 9 représente un échantillon de 64×64 pels de chacune des classes. On notera que si les classes 1, 3, 4 et 6 ont bien la caractéristique de stationnarité spatiale, il n'en est pas de même des classes 2 et 4 caractérisées, elles, par l'inclusion d'une petite région de texture différente dans une région de texture de type 1.

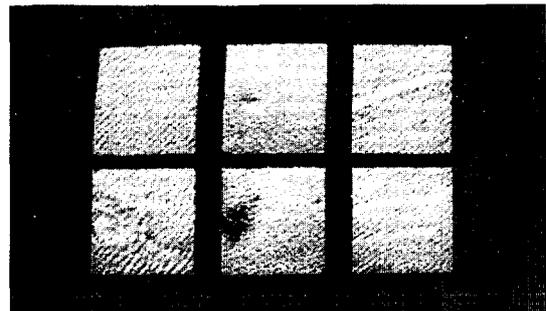


Figure 9. Echantillons de texture.
De gauche à droite et de haut en bas, classes : 1, 2, 3, 4, 5 et 6.



CLASSIFICATION DE TEXTURES NATURELLES. EVALUATION DES PARAMETRES OPTIMAUX PAR ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES.
 Natural texture classification. Evaluation of optimal parameters using principal component analysis.
 A. CHEHIKIAN MENGKO

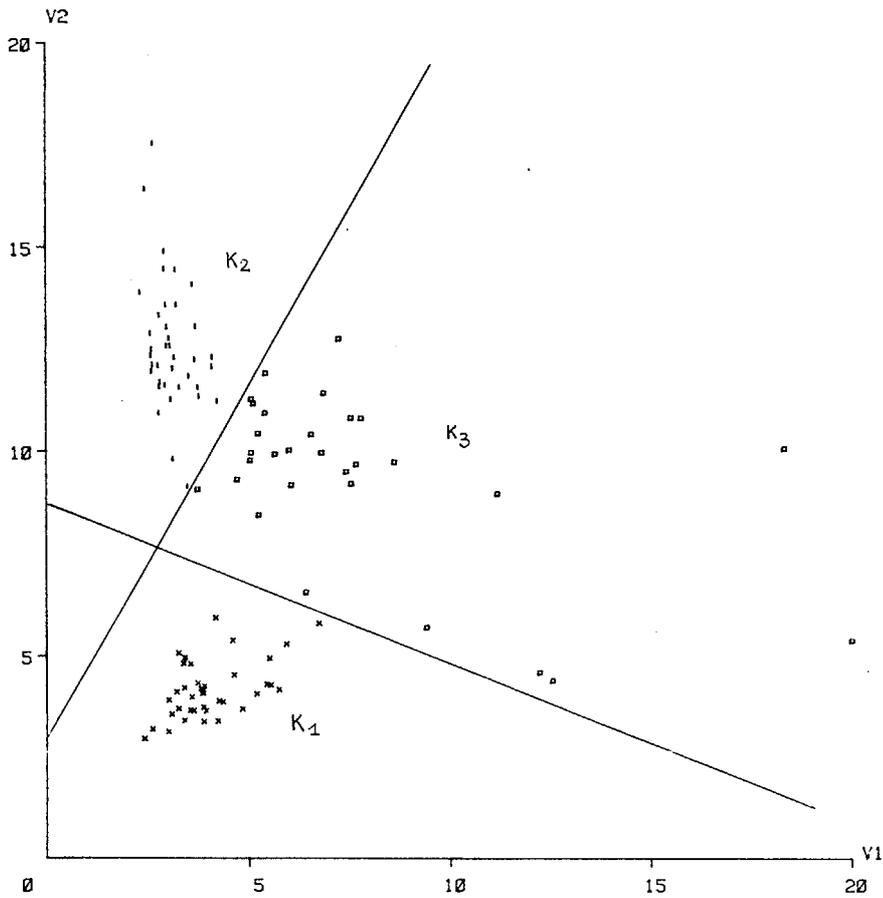
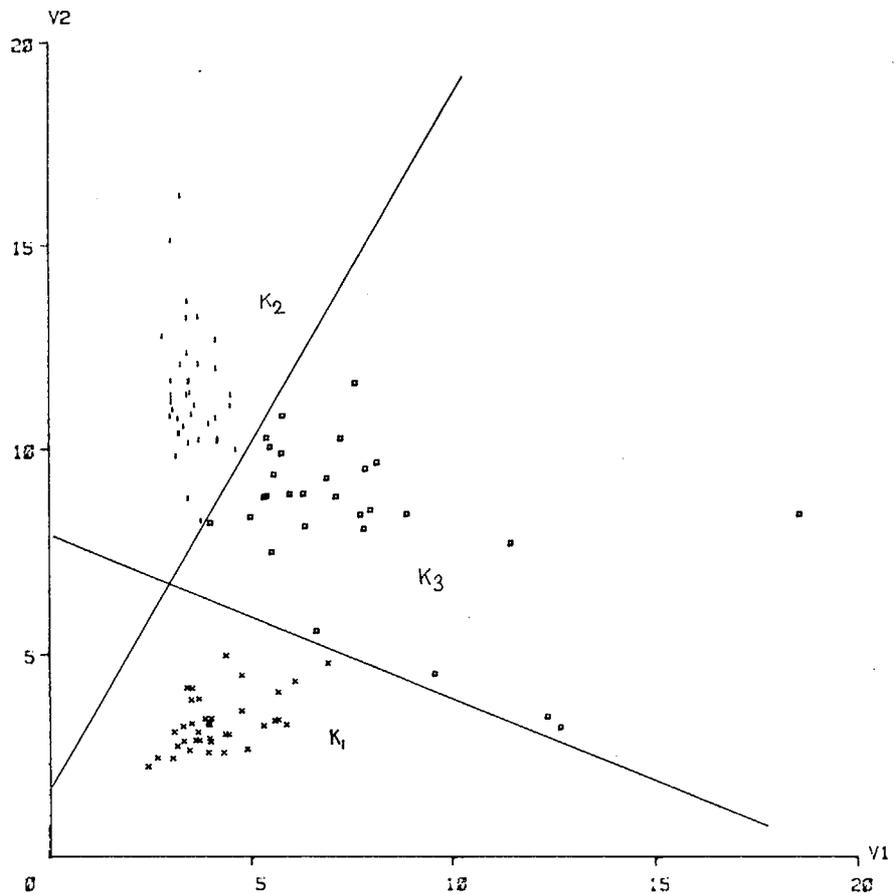


Figure 7.

Distribution du vecteur de caractéristiques dans le plan principal (V_1, V_2) .

Figure 8.

Distribution du vecteur de caractéristiques dans le plan principal (\hat{V}_1, \hat{V}_2) . Seules les composantes issues du gradient sont prises en compte.





CLASSIFICATION DE TEXTURES NATURELLES. EVALUATION DES PARAMETRES OPTIMAUX PAR ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES.
 Natural texture classification. Evaluation of optimal parameters using principal component analysis.

A. CHEHIKIAN T. MENGKO

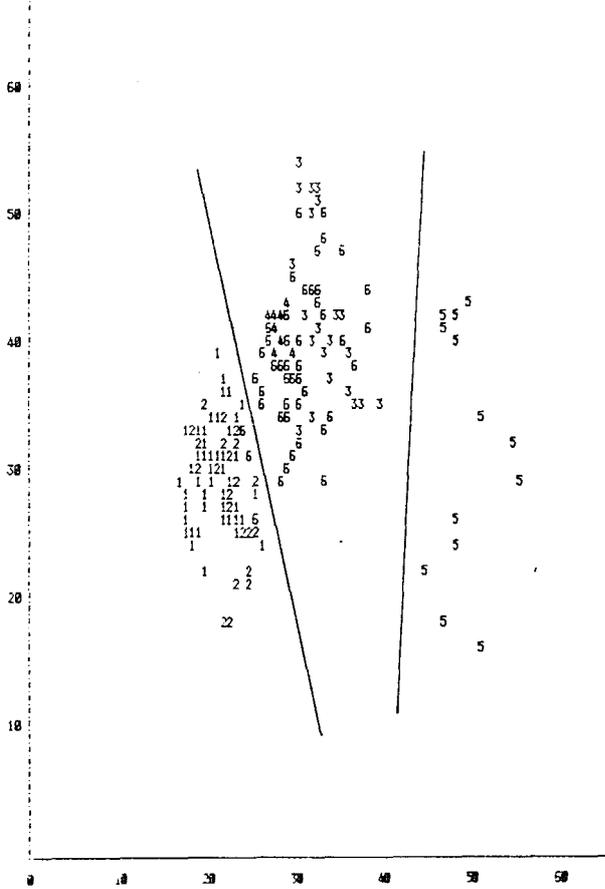
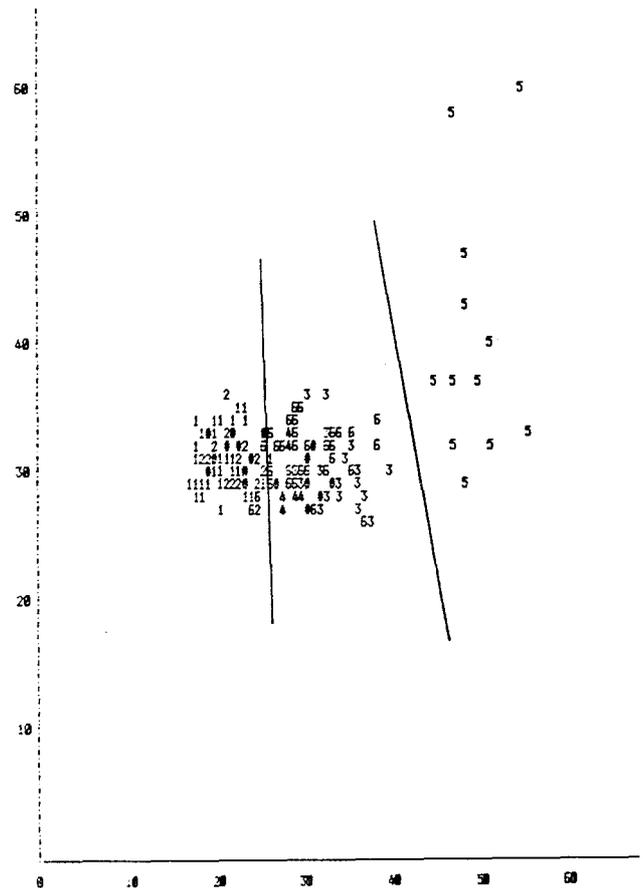


Figure 10

Distribution du vecteur de caractéristiques dans le plan (V_1, V_2) .

Figure 11.

Distribution du vecteur de caractéristiques dans le plan (V_1, V_3) .





CLASSIFICATION DE TEXTURES NATURELLES. EVALUATION DES PARAMETRES OPTIMAUX PAR ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES.

Natural texture classification. Evaluation of optimal parameters using principal component analysis.

A. CHEHIKIAN T. MENGKO

BIBLIOGRAPHIE

L'analyse de ce problème a conduit aux résultats suivants :

- les trois premiers axes principaux de la distribution de C concentrent respectivement : 67,2 %, 28,2 % et 3,1 % de l'information.
- ces axes principaux sont caractérisés par les vecteurs propres :

$$V_1 = \begin{pmatrix} 0,000 \\ 0,057 \\ -0,013 \\ 0,078 \\ 0,467 \\ 0,434 \\ 0,245 \\ 0,723 \end{pmatrix} \quad V_2 = \begin{pmatrix} 0,000 \\ -0,182 \\ 0,016 \\ -0,060 \\ -0,701 \\ -0,290 \\ 0,101 \\ 0,614 \end{pmatrix} \quad V_3 = \begin{pmatrix} 0,000 \\ 0,119 \\ -0,082 \\ 0,981 \\ -0,124 \\ -0,028 \\ 0,024 \\ -0,027 \end{pmatrix}$$

On constate à nouveau que ce sont les paramètres de texture associés au gradient qui apportent l'information maximale, au moins en ce qui concerne les 2 premiers axes d'inertie. Cependant, pour ce problème particulier, l'information apportée par le paramètre L_4 associé au Laplacien ne peut être négligé a priori.

La figure 10 explicite la projection de la distribution dans le plan (V_1, V_2) . On constate sur cette figure que :

- le défaut 5 se distingue de manière évidente de toutes les autres classes.
- les défauts 3, 4 et 6 forment un groupe séparé aisément reconnaissable.
- les classes 1 et 2 forment un autre groupe dans lequel, en l'état actuel, il est illusoire de vouloir distinguer de manière sûre la classe 1 (fleur sans défaut) de la classe 2 (varron cicatrisé). L'examen des échantillons correspondants sur la photo de la figure 9, confirme la logique de cette conclusion.

L'examen de la projection de la distribution dans le plan (V_1, V_3) , figure 11 confirme les conclusions précédentes.

4. Conclusion

Le travail que nous avons présenté avait pour objectif de définir une méthode d'analyse de texture applicable à la détection de défauts d'aspect sur des textures naturelles. La nécessité de réaliser cette analyse en temps réel nous a conduit à caractériser la texture à partir d'une statistique du premier ordre appliquée à une image décorrélée, soit par l'opérateur bilaplacien, soit par l'opérateur gradient, tous deux réalisables en électronique câblée. Il était intéressant de savoir laquelle de ces méthodes de décorrélation (ou les deux) était la plus adaptée, mais également quels étaient les défauts d'aspect caractérisables par cette méthode d'analyse. Pour ces raisons, nous avons choisi de procéder par analyse en composantes principales de la distribution du vecteur de paramètres caractéristiques, qui nous a permis à la fois, de juger de manière objective l'information apportée par chacun des paramètres de texture, et de savoir quelles classes de défauts étaient reconnaissables par cette méthode de caractérisation. Notre expérience, bien que non exhaustive, nous permet de conclure, en accord avec des résultats antérieurement publiés par d'autres auteurs, que la décorrélation par le gradient permet de caractériser une texture plus efficacement que la décorrélation par le bilaplacien.

- [1] W.K. PRATT
Digital image processing
John Wiley and Sons, New York, 1978
- [2] O.D. FAUGERAS, W.K. PRATT
Decorrelation methodes of texture feature extraction
IEEE Trans. on Pattern Anal. and Mach. Intell.
PAMI 2, N° 4, pp.323-332, juillet 1980
- [3] B. JULESZ
Experiments in the visual perception of texture
Sci. Amer., vol. 232, pp. 34-43, avril 1975
- [4] A. CHEHIKIAN, J. HERAULT, E. MENDEZ
Un processeur de détection de contours en temps réel dans une image de télévision
Ann. des Télécomm., 38, n° 3-4, pp. 91-98,
mars-avril 1983

o
0 0
o