

**SEGMENTATION STATISTIQUE SUR DES IMAGES COULEUR
APPROCHE SCALAIRE ET VECTORIELLE**

H. BOUYANZER, R. GRISEL, *H. CHERIFI, R. DEBRIE

LCIA INSA de ROUEN B.P 08 76131 MONT SAINT AIGNAN
* : LACIS UNIVERSITE DE ROUEN

RÉSUMÉ

L'emploi de la couleur en segmentation est un sujet de recherche récent, et qui suscite déjà un grand intérêt. En effet la couleur est un attribut plus stable que la seule luminance et constitue une information plus riche.

Dans ce travail, nous présentons deux algorithmes statistiques d'identification. Après apprentissage, les pixels sont classifiés en utilisant la stratégie bayésienne. Nous présentons tout d'abord les résultats de segmentation sur des images couleurs en utilisant un seul attribut (première composante de Karhunen-loeve) puis on étend notre modèle au cas vectoriel, en utilisant toute l'information contenue dans l'image.

ABSTRACT

The use of color in segmentation work has become a subject for recent researches and it has already created a vivid interest among scientifics. Color is steadier element than intensity itself and gives more complete information.

We are presenting, here, two statistical algorithms for segmentation. After a short study on the picture, pixels are classified according to Bayes' strategy. At first we present the results of segmentation on color pictures in using only one variable (the first component of Karhunen-Loeve) and we extend our model to a vectorial case in using all the information from the picture.

1. INTRODUCTION :

En reconnaissance de formes, il est primordial d'identifier les divers objets composant une image. Il faut donc déterminer les paramètres caractéristiques pour chaque objet. Le thème de cet article s'inscrit dans ce contexte et présente deux méthodes statistiques de segmentation. Nous partons de l'hypothèse que chaque observation (pixel) peut être considérée comme une réalisation particulière d'un vecteur aléatoire. Sa distribution est définie par une fonction de densité de probabilité multivariable caractéristique de la classe à laquelle elle appartient. Dans la pratique nous nous limiterons à des distributions normales.

2. MODELE MATHEMATIQUE :

Dans une image, un objet j peut être caractérisé par son vecteur moyenne μ_j , sa matrice de covariance Σ_j et son poids (probabilité a priori) p_j . Soit (X_1, \dots, X_n) un échantillon de n points d'une variable aléatoire X de dimension d. Le modèle mathématique choisi pour représenter l'image est donc un mélange de k lois gaussiennes (k objets) et chaque point X_i de l'image suit une loi de probabilité de densité 4 :

$$f(X_i) = \sum_{j=1}^k p_j g_j(X_i) \text{ avec } \sum_{j=1}^k p_j = 1$$

et où g_j est la densité de la loi gaussienne correspondante à la classe j (objet j).

$$g_j(X_i) = (2\pi)^{-d/2} |\Sigma_j|^{-1/2} \exp(-1/2(X_i - \mu_j)^t \Sigma_j^{-1} (X_i - \mu_j))$$

Les paramètres à déterminer sont donc p_j , μ_j et Σ_j pour $j=1, \dots, k$.

3. ESTIMATEURS :

Une des principales techniques d'estimation des paramètres d'une loi est la méthode par le maximum de vraisemblance. La log-vraisemblance de l'échantillon s'écrit :

$$L = \sum_{i=1}^n \ln f(X_i) = \sum_{i=1}^n \ln \sum_{j=1}^k p_j g_j(X_i)$$

Il faut alors résoudre les équations de la vraisemblance suivantes :

$$\frac{\partial L}{\partial p_j} = 0 ; \frac{\partial L}{\partial \mu_j} = 0 ; \frac{\partial L}{\partial \Sigma_j} = 0 ; \text{ pour } j=1, \dots, k$$

La résolution de ce système donne les paramètres estimés pour chaque classe :

$$\tilde{p}_j = 1/n \sum_{i=1}^n P(j/X_i) ; \quad \tilde{\mu}_j = 1/n \tilde{p}_j \sum_{i=1}^n P(j/X_i) X_i$$

$$\tilde{\Sigma}_j = 1/n \tilde{p}_j \sum_{i=1}^n P(j/X_i) (X_i - \tilde{\mu}_j)(X_i - \tilde{\mu}_j) ; \quad P(j/X_i) = \frac{p_j g_j(X_i)}{f(X_i)}$$

$P(j/X_i)$ est la probabilité a posteriori que l'observation X_i provienne de la classe j.



fenêtres supérieures, il trouve trois classes (peau, monture, sourcils). Pour les fenêtres de côté, il trouve deux ou trois classes (1 classe pour les reflets) en fonction de l'éclairage.

Ainsi sur la photo 1, nous présentons le résultat de la classification en utilisant EM avec un seul attribut (intensité). La photo 2 montre le résultat avec EM et trois attributs (teinte, saturation, intensité); on remarque que le résultat est sensiblement meilleur. Enfin sur les photos 3 et 4 nous présentons le résultat de la classification en utilisant SEM avec trois attributs (T,S,I) avec 50 itérations.

CONCLUSION :

Nous avons montré, dans cet article, comment utiliser des algorithmes d'identification statistiques à des fins de classification en traitement d'images. Les résultats sont d'ailleurs très satisfaisants. La classification est entièrement automatique puisque nous n'amenons aucune connaissance sur l'image étudiée, hormis la position des fenêtres.

Cependant, ces deux algorithmes étant itératifs, la qualité ainsi que le temps de classification dépendent du nombre d'itérations. Il est donc nécessaire de trouver un compromis entre le temps d'exécution et la qualité des estimations pour les applications pratiques.

Les travaux actuellement en cours concernent l'amélioration des critères de décision.

Nous disposons d'un minimum d'information a priori car la classification est fonction de la couleur de la monture (plastique, transparente etc...) de la peau et des sourcils, et de l'éclairage de la scène.

$f(x_1)$

figure 1

$f(x_2)$

$f(x_3)$

figure 2

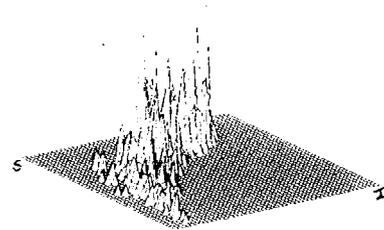


figure 3

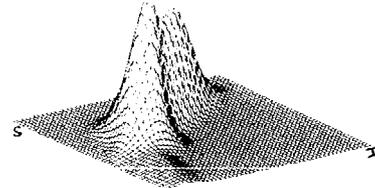


figure 4

BIBLIOGRAPHIE :

- [1] : CELEUX G. reconnaissance de mélanges de densités de probabilité et application à la validation des résultats en classification. Doctorat d'état math. Paris IX 1987.
- [2] : DEMPSTER, LAIR, RUBIN. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. JRSS.B vol 39 . 1977.
- [3] : EVERITT, HAND. Finite mixture distributions. Chapman and Hall 1981.
- [4] : HARRY, VAN TREES. Detection estimation and modulation theory. John Wiley & sons 1968.
- [5] : POSTAIRE J.G. Identification des mélanges gaussiens par estimation de la convexité des fonctions de densité multivariées. RAIRO vol 16 n° 4 1982.
- [6] : REDNER, WALKER. Mixture densities, maximum likelihood and the EM algorithm. SIAM Review vol 26 n° 2 1984.



3.1 ALGORITHME EM :

L'algorithme EM (Expectation, Maximisation) [2] recherche de manière itérative les estimateurs du maximum de vraisemblance des paramètres du mélange gaussien.

A partir d'une solution initiale $(p_j^0, \mu_j^0, \Sigma_j^0)$ pour $j=1, \dots, k$. L'algorithme utilise, itérativement deux étapes :

Etape E (expectation) :

calcul des quantités $P(j/X_i)$

Etape M (maximisation) :

calcul des estimés $\tilde{p}, \tilde{\mu}_j$ et $\tilde{\Sigma}_j$

3.2 ALGORITHME SEM :

On adjoint à EM une étape d'apprentissage probabiliste (étape stochastique) d'où l'algorithme SEM [1] .

L'algorithme SEM est itératif; et chaque itération est composée des trois étapes suivantes :

Etape S (stochastique) :

L'échantillon est partitionné aléatoirement selon une loi uniforme sur $[0,1]$ d'après les probabilités $P(j/X_i)$. Soit nb un nombre tiré aléatoirement uniformément sur $[0,1]$ alors il existe $C \in (1, \dots, k)$ tel que :

$$\sum_{j=1}^{C-1} P(j/X_i) < nb < \sum_{j=1}^C P(j/X_i)$$

L'observation X_i est ainsi incluse dans la partition C .

L'originalité de SEM réside dans cette phase d'apprentissage probabiliste. En effet les perturbations introduites par les tirages aléatoires empêchent la convergence vers un maximum local instable.

Etape M (maximisation) :

pour chaque partition ainsi obtenue, on calcule les valeurs estimées, comme pour l'algorithme EM.

Etape E (estimation) :

calcul des probabilités a posteriori $P(j/X_i)$.

4. DONNEES REELLES :

Les méthodes basées sur la recherche des modes [5] donnent des résultats intéressants pour des mélanges pour lesquels le degré de chevauchement des composantes reste faible. En revanche si la distribution du mélange est unimodale ces méthodes sont inefficaces.

Par exemple dans le cas d'une loi mélange composée de deux classes Einseiberger a montré que [3] sous la condition suivante :

$$\mu_2 - \mu_1 < \frac{27 \Sigma_1^2 \Sigma_2^2}{4(\Sigma_1 + \Sigma_2)^2}$$

La distribution est unimodale quelque soit p . Cette relation met en évidence que deux objets statistiquement distincts seront confondus par une méthode basée sur la forme de la distribution (mode etc...).

Pour vérifier que les paramètres sont bien estimés, nous traçons les courbes de densité correspondantes. Les données réelles ont été prélevées pour une fenêtre de l'image où on avait trois classes (peau, sourcil et monture). Les résultats d'estimation sont présentés pour un échantillon de taille $n=2000$. La figure 1 donne la densité empirique avec un seul attribut (intensité); la figure 2 donne la densité estimée par SEM. La figure 3 présente la densité empirique avec deux attributs (intensité et saturation); la figure 4 donne la densité estimée par SEM. Les courbes mettent en évidence l'adéquation du modèle.

5. DECISION :

La classification optimale [4] selon la stratégie bayésienne consiste à affecter une observation X_i à la classe j pour laquelle la probabilité a posteriori $P(j/X_i)$ est maximale :

$$X_i \in C_j \implies P(j/X_i) > P(l/X_i) \quad l=1, \dots, k ; l \neq j$$

Cette procédure minimise le risque d'erreur moyen.

6. APPLICATION DES ALGORITHMES ET ANALYSES DES RESULTATS :

Dans le cadre de recherches appliquées, nous travaillons au laboratoire sur un appareillage pour l'extraction de paramètres sur des images couleurs. L'objectif étant de faire, sur l'image d'une personne portant une monture de lunettes sans verre, la séparation entre la monture de lunettes, la peau et les sourcils. Le but final étant l'extraction automatique de paramètres utiles à l'opticien pour tailler les verres correcteurs.

Nous avons illustré les développements précédents à l'aide de cette application. Ce paragraphe en donne un aperçu global.

Etant donné un portrait avec montures de lunettes. Le problème traité se décompose en deux parties.

1. la recherche des centres optiques des yeux.
2. la recherche des deux centres de la monture à partir du cadrage des quatre tangentes.

Pour la première partie, l'algorithme de segmentation utilisé est simple, basé sur le gradient, donne des résultats très satisfaisants. Pour la deuxième partie, nous appliquons les algorithmes de classification EM et SEM pour classifier la monture sur l'image.

Pour éviter de manier des tableaux de calcul trop importants, ce qui serait très coûteux en temps et en mémoire, nous avons découpé l'image en huit fenêtres qui contiennent chacune une tangente à la monture pour cadrer cette dernière.

Pour les fenêtres inférieures, l'algorithme trouve deux classes (peau, monture). Pour les

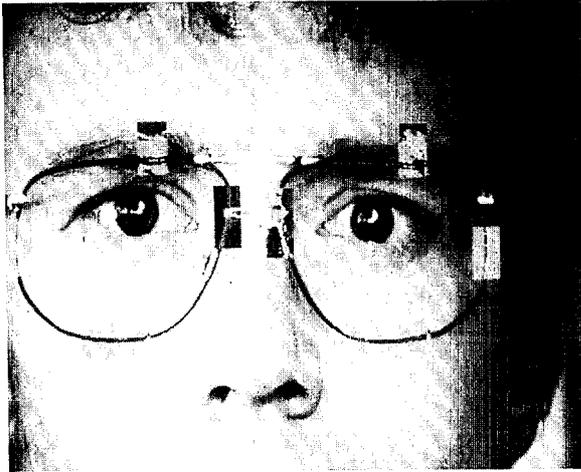


photo 1

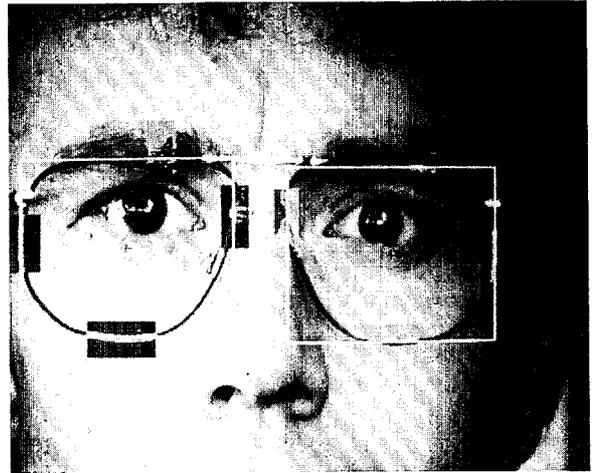


photo 4



photo 2



photo 3