

# Étiquetage d'histogrammes multidimensionnels compacts pour l'analyse d'images multicomposantes

S. OUATTARA, A. CLÉMENT

LISA, Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Automatisés (EA 4014)  
Institut Universitaire de Technologie d'Angers, 4 Bd Lavoisier, BP 42018 - 49016 Angers cedex

sie\_ouat@yahoo.fr, alain.clement@univ-angers.fr

**Résumé** – Nous présentons un algorithme réalisant l'étiquetage en composantes connexes de l'histogramme multidimensionnel compact à N dimensions dans un espace mémoire restreint et sans aucune perte d'information. Nous appliquons ces résultats à la segmentation d'images couleur par analyse hiérarchique d'histogrammes 3-D.

**Abstract** – We present a N-dimensional connected components labelling algorithm adapted to the compact histogram and running in a restricted memory space without information loss. We apply these results to the segmentation of color images by hierarchical analysis of 3-D histograms.

## 1. Introduction

De nombreuses méthodes de traitement et d'analyse d'images sont fondées sur le calcul préalable de l'histogramme de l'image. Cette étape, triviale sur le plan théorique, se heurte en pratique à la difficulté, voire l'impossibilité, de manipuler des données dont la taille devient considérable quand les images possèdent de nombreuses composantes.

En effet, considérons par exemple une image de dimensions  $N \times M$  à  $P$  composantes codées chacune sur  $Q$  bits. L'histogramme de cette image est un tableau  $P$ -dimensionnel comportant  $2^{PQ}$  cellules, chaque cellule devant être codée sur au moins  $\log_2(MN)$  bits pour mémoriser les effectifs. Ainsi, le volume de données nécessaire au codage de l'histogramme classique d'une image couleur  $512 \times 512$  avec 256 niveaux par composante ( $P = 3$ ,  $Q = 8$ ) représente au minimum 36 Mo sans tenir compte des types de données informatiques qui imposent des multiples de 8 bits (16, 32 ou 64 bits). Dans les mêmes conditions, l'histogramme d'une image multispectrale  $512 \times 512$  à 10 composantes codées chacune sur 8 bits requiert plus de  $2,5 \cdot 10^{18}$  Mo.

Devant la difficulté à manipuler de tels volumes de données, une première stratégie consiste à se limiter aux  $P$  histogrammes marginaux monodimensionnels, en n'exploitant pas la corrélation existant entre les différentes composantes de l'image. Une seconde stratégie consiste à requantifier chaque composante sur  $q$  bits ( $q < Q$ ), ce qui revient à effectuer une classification a priori de l'image. Dans les deux cas, une part importante de l'information contenue dans l'image est perdue.

## 2. Histogramme compact

Afin de résoudre le problème posé par le codage et la manipulation des histogrammes multidimensionnels, nous

avons proposé [1] un algorithme de calcul d'un histogramme multidimensionnel compact permettant de réduire considérablement et sans perte d'information l'espace mémoire nécessaire en ne codant que les  $C$  cellules effectivement occupées ( $C \leq M \times N$ ). Cet histogramme compact se présente (Fig. 1) sous la forme d'un tableau de dimension  $C \times P$  trié selon l'ordre lexicographique pour stocker les  $P$ -uplets, et un tableau de dimension  $C \times 1$  pour les effectifs correspondants.

R	G	B	effectifs
0	0	5	13
0	0	23	5
...	...	...	...
120	250	4	1
120	250	61	4
120	251	1	1
...	...	...	...
255	251	254	3

Fig. 1 : Extrait de l'histogramme compact d'une image couleur RGB ( $P = 3$ ,  $Q = 8$ ).

Dans le cas précédent d'une image de résolution  $512 \times 512$  et dans la pire situation où chaque pixel de l'image présenterait une couleur différente ( $C = 512 \times 512$ ), l'histogramme compact n'occupe que 1,31 Mo de mémoire. Bien que la nature triée de l'histogramme compact présente certains avantages dans l'analyse des données, son inconvénient majeur est de ne pouvoir être directement exploité par les méthodes d'analyse d'images fondées sur l'interprétation de l'espace géométrique de l'histogramme. En effet, l'histogramme compact est une structure séquentielle dans laquelle un déplacement par

itération n'est pas linéaire avec un déplacement dans l'espace géométrique des composantes.

### 3. Étiquetage en composantes connexes (ECC)

#### 3.1 Principe

L'étiquetage en composantes connexes [2,3], dont nous rappelons ici le principe, consiste à parcourir un espace géométrique P-dimensionnel dans l'ordre de ses composantes en regroupant les points connexes sous une même étiquette. L'étiquetage peut être effectué en un seul parcours de l'espace grâce à une table d'équivalence des étiquettes. Dans ce cas, pour chaque nouveau point à étiqueter, seules les valeurs des voisins précédents dans l'ordre de parcours sont à prendre en compte ; leur nombre vaut  $(3^P-1)/2$  dans le cas général d'un espace à P dimensions [4]. La figure 2 présente en dimension 2 les positions respectives de ces voisins.

	Axe J		
	(i-1,j-1)	(i-1,j)	(i-1,j+1)
Axe I	(i,j-1)	<b>(i,j)</b>	

Fig. 2 : Voisins pour l'ECC-2D du point de coordonnées (i,j) selon l'ordre de parcours lexicographique IJ des axes.

#### 3.2 Algorithme

Dans notre travail, nous appliquons l'ECC à l'histogramme compact d'une image multicomposantes. L'étiquetage est effectué sur l'histogramme multidimensionnel compact avec un parcours dans l'ordre lexicographique des composantes. La difficulté réside dans le fait que les voisins d'un P-uplet au sens de l'ECC ne sont pas situés à des positions connues. En revanche, en raison de l'ordre lexicographique, le parcours de l'histogramme compact présente l'avantage de ne nécessiter qu'un déplacement séquentiel dans l'ordre des lignes : il en résulte que toutes les positions à considérer pour étiqueter un P-uplet se trouvent situées avant celui-ci dans l'ordre de parcours et donc déjà étiquetées (Fig. 3). Nous démontrons par récurrence que cette propriété est vraie quelle que soit la dimension P.

- Soit  $E_n = \{e_1, \dots, e_n\}$  la liste des étiquettes des n premiers P-uplets d'un histogramme compact.

- Soit  $V(i)$  la liste des voisins au sens de l'ECC du P-uplet de rang i.

- Soit  $E_n = \text{Etiq}(n, E_{n-1}, V(n))$  la fonction d'étiquetage du n-ième P-uplet. Cette fonction calcule l'étiquette de rang n selon le principe classique [2] à partir des étiquettes

précédemment calculées pour les voisins du P-uplet en effectuant une mise à jour de la table d'équivalence.

- Soit  $E_C = \text{Algo}(H,C)$  l'algorithme d'étiquetage d'un histogramme compact H possédant C lignes. Cet algorithme peut alors être très simplement défini de manière récursive par la formulation suivante :

```

Algo (H,n)
debut
  si (n == 1) alors  $E_1 = 1$ 
  sinon  $E_n = \text{Etiq}(n, \text{Algo}(H,n-1), V(n))$ 
fin
  
```

Plan I	Plan J
0	0
...	...
i-1	j-1
i-1	j
i-1	j+1
...	...
i	j-1
<b>i</b>	<b>j</b>
...	...
$2^Q-1$	$2^Q-1$

Fig. 3 : Voisins pour l'ECC-2D du point de coordonnées (i,j) dans l'histogramme compact IJ d'une image codée sur Q bits par composante

#### 3.3 Complexité

Soit k le nombre d'itérations maximum nécessaires pour rechercher les voisins au sens de l'ECC d'une cellule dans l'histogramme compact (Fig. 3). Nous démontrons que si n est le nombre de cellules de l'histogramme compact, alors la complexité en nombre de comparaisons de notre algorithme est au pire en  $O(n^2)$  si  $n \leq k$  avec  $k = (1 - 2^{P \cdot Q}) / (1 - 2^Q)$ . Dans le cas contraire, cette complexité au pire est en  $O(k(n - k)) + O(k^2)$ .

### 4. Application à la segmentation hiérarchique d'images couleur

Nous avons introduit notre algorithme d'ECC dans une méthode de segmentation d'images par analyse hiérarchique d'histogrammes [5]. Cette méthode, dont nous rappelons le principe dans la figure 4, était jusqu'alors limitée au traitement d'histogrammes bi-dimensionnels car elle faisait appel à l'étiquetage

d'espaces colorimétriques reconstruits sous forme classique.

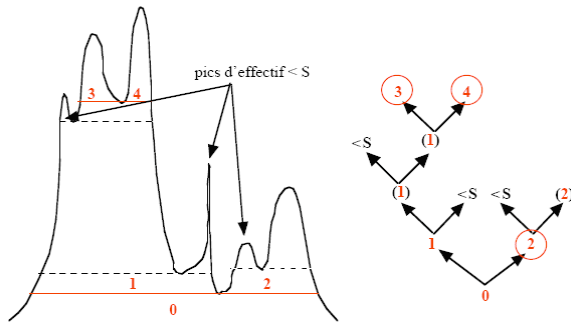


Fig. 4 : Principe en 2-D de la segmentation par analyse hiérarchique d'histogrammes avec décomposition des pics jusqu'au seuil de population S.

Grâce à l'algorithme d'étiquetage des histogrammes compacts, l'extension de cette méthode de segmentation à un nombre P quelconque de dimensions est aujourd'hui possible et nous présentons ici dans les figures 5a et 5b des premiers résultats de segmentation pour des images couleur (P = 3).

Original RGB				
	Plans RG	Plans RB	Plans GB	Plans RGB
4 classes				
5 classes				
6 classes				

Fig. 5b : Segmentations hiérarchiques 2-D et 3-D de l'image « House » en faisant varier le nombre de classes par choix du seuil S.

Original RGB				
	Plans RG	Plans RB	Plans GB	Plans RGB
4 classes				
5 classes				
6 classes				

Fig. 5a : Segmentations hiérarchiques 2-D et 3-D d'une image de synthèse (bruit gaussien) en faisant varier le nombre de classes par choix du seuil S.

Ces premiers résultats très encourageants, montrent que notre méthode de segmentation tire pleinement bénéfice de la prise en compte de tous les plans de l'espace colorimétrique. Nous expérimentons actuellement cette méthode avec des images multicomposantes de dimension  $P > 3$ . Dans ce dernier cas, des temps de calcul importants montrent que des efforts restent nécessaires pour réduire la complexité de notre algorithmique d'ECC, en particulier quand l'entropie des images est élevée.

## 5. Conclusion et perspectives

Les potentialités de l'interprétation géométrique de l'histogramme compact sont multiples et ouvrent un large champ pour le traitement des images multicomposantes. Au-delà de la problématique de la recherche de composantes connexes, notre travail nous permet de considérer de manière algorithmique le principe général de la connexité dans un espace compact à N dimensions. Notre travail s'adresse donc à l'analyse des images multicomposantes, couleur et multi-spectrales, et plus généralement à l'exploitation de tout ensemble multidimensionnel de données corrélées.

## Références

- [1] A. Clément, B. Vigouroux. *Un histogramme compact pour l'analyse d'images multi-composantes*. Actes du 18ème colloque sur le traitement du signal et des images GRETSI' 01, Toulouse, France, 2001, vol. 1, p. 305-307.
- [2] G. Malandain, G. Bertrand, N. Ayache *Topological segmentation of discrete surfaces*. International Journal of Computer Vision, 1993, volume 10, number 2, pages 183-197.
- [3] A. Rosenfeld. *Three-dimensional digital topology*. Information and Control, 1981, vol. 50, 119-127.
- [4] I. Nyström, G. Sanniti di Baja, S. Svensson (editors). *Discrete Geometry for Computer Imagery*. 11th International Conference, DGCI 2003, Naples, Italy, November 2003. Proceedings, Springer.
- [5] A. Clément, B. Vigouroux. *Unsupervised segmentation of scenes containing vegetation (Forsythia) and soil by hierarchical analysis of bi-dimensional histograms*. Pattern Recognition Letters, 2003, n° 24, p. 1951-1957.