

# Segmentation d'images par classification spatio-colorimétrique des pixels

## Image segmentation by spatio-colorimetric classification

**Ludovic Macaire, Nicolas Vandenbroucke,  
Jack-Gérard Postaire**

Laboratoire LAGIS - UMR CNRS 8146, Cité Scientifique - Bâtiment P2  
Université des Sciences et Technologies de Lille  
59655 Villeneuve d'Ascq - France  
Fax : 33.3.20.43.41.69,  
Ludovic.Macaire@univ-lille1.fr, nvandenbroucke@eipc.fr, Jack-Gerard.Postaire@univ-lille1.fr

Manuscrit reçu le 15 juin 2004

Résumé et mots clés

Dans cet article, nous présentons une méthode de segmentation d'images qui construit les régions par classification non supervisée des pixels, même quand il n'y a pas de correspondance bijective entre les nuages de points-couleur dans l'espace couleur et les régions de l'image. Quand les points-couleur de différentes régions de l'image constituent un simple nuage dans l'espace couleur, la méthode proposée divise le nuage en sous-populations de points-couleur définies par des domaines-couleur.

La méthode analyse les propriétés de connexité spatiale et d'homogénéité colorimétrique de sous-ensembles de pixels définis par ces domaines-couleur afin de construire les classes de pixels qui correspondent effectivement aux régions de l'image.

Pour sélectionner des domaines-couleur pertinents, nous proposons une nouvelle mesure, le degré de compacité spatio-colorimétrique qui évalue le degré de confiance que l'on peut placer dans la proposition « le sous-ensemble de pixels défini par le domaine-couleur correspond effectivement à une région de l'image ».

**Image couleur, segmentation, classification, connexité, homogénéité colorimétrique.**

Abstract and key words

In this paper, we present a new color image segmentation scheme which constructs regions by unsupervised pixel classification, even when there is not a one-to-one correspondence between the clusters of color points in the color space and the regions in the image. When the color points of different regions in the image give rise to one single cluster in the color space, the proposed scheme splits this cluster into sub-populations of color-points defined by color-domains.

The scheme analyses the connectedness and color homogeneity properties of color-subsets of pixels defined by these color-domains in order to construct the classes which correspond effectively to the regions in the image. For selecting efficient color-domains, we have proposed a new measure, the compacity degree, which evaluates the likelihood of the event "the color-subset defined by the examined color-domain corresponds to one region in the image".

Color image, segmentation, classification, connectedness, color homogeneity.

# 1. Introduction

## 1.1. Segmentation d'images couleur

La segmentation d'une image couleur consiste à partitionner l'image en régions disjointes afin d'extraire les différents objets présents dans l'image. Les méthodes de segmentation peuvent être divisées en deux familles, selon qu'elles analysent la distribution des couleurs des pixels dans le plan image ou dans un espace couleur [1].

Les méthodes qui analysent la distribution des couleurs des pixels dans un espace couleur considèrent que chaque pixel de l'image est représenté par un point-couleur dans un espace couleur. L'espace couleur le plus utilisé est l'espace  $(R, G, B)$ , dans lequel les coordonnées d'un point-couleur sont les niveaux des composantes couleur, rouge, verte et bleue du pixel correspondant. D'autres espaces couleur peuvent être utilisés et la performance d'une procédure de segmentation d'images est connue pour dépendre du choix de l'espace couleur. Plusieurs auteurs ont tenté de déterminer les espaces couleur qui sont les mieux appropriés à leurs problèmes spécifiques de segmentation d'images couleur [2]. Malheureusement, il n'existe aucun espace couleur avec lequel les procédures fournissent des résultats satisfaisants pour la segmentation de tous les types d'images [3].

On suppose généralement que des régions de l'image avec des couleurs homogènes constituent des nuages de points-couleur dans l'espace couleur, chaque nuage correspondant à une classe de pixels qui partagent des propriétés colorimétriques similaires. Les classes sont construites par une procédure d'identification des nuages qui est effectuée soit par une analyse de l'histogramme couleur [4, 5, 6] soit par une analyse des nuages [7, 8, 9, 10]. Quand les classes sont construites, les pixels sont assignés à l'une d'elles par une règle de décision. Les étiquettes des régions sont affectées aux pixels connexes assignés aux mêmes classes afin de construire l'image segmentée.

## 1.2. Régions de l'image et classes de pixels

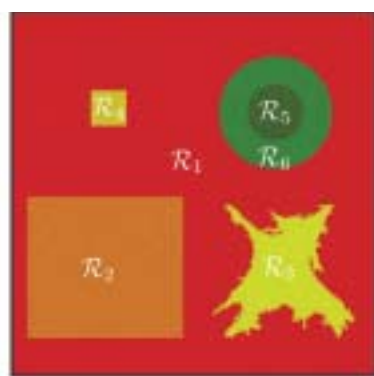
La problématique décrite ici porte sur la segmentation par classification de pixels. Généralement, les méthodes classiques de classification construisent les classes de pixels en n'analysant que les propriétés colorimétriques des pixels et ne prennent pas en compte la répartition spatiale des pixels ayant des couleurs similaires. Lors de la classification le contexte spatial est alors perdu, et des nuages de points-couleur dans l'espace couleur peuvent ne pas correspondre à des régions significatives dans l'image analysée.

La figure 1(a) est une image de synthèse constituée de six régions  $\mathcal{R}_i$  de formes et tailles différentes. Pour simplifier la présentation, le niveau de bleu des pixels dans cette image est fixé à 0. La figure 1(b) présente les projections des points-couleur représentant les régions sur le plan couleur  $(R, G)$ . Les points-couleur représentatifs des régions  $\mathcal{R}_1$  et  $\mathcal{R}_2$  forment des nuages bien séparés tandis que les points-couleur provenant des régions  $\mathcal{R}_3$  et  $\mathcal{R}_4$  donnent naissance à deux nuages qui se chevauchent. Comme les points-couleur représentant les régions  $\mathcal{R}_5$  et  $\mathcal{R}_6$  constituent un seul nuage, ils ne peuvent pas être différenciés par la seule analyse de leur distribution dans le plan couleur  $(R, G)$ . Cette image montre qu'il n'existe pas toujours une correspondance bijective entre les régions de l'image et les nuages de points-couleur dans l'espace couleur.

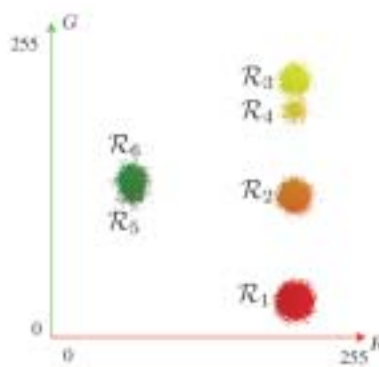
La prise en compte simultanée des propriétés colorimétriques des pixels et de l'arrangement spatial dans l'image des pixels ayant des couleurs similaires constitue donc une démarche naturelle pour construire les classes de pixels de telle sorte qu'elles correspondent effectivement aux régions de l'image.

## 1.3. Classification spatio-colorimétrique

Pourtant, peu de travaux introduisent l'information spatiale locale dès le début de la classification [1]. Parmi ceux-ci, les



(a) Image de synthèse.



(b) Points-couleur de l'image de la figure 1(a) projetés sur le plan chromatique  $(R, G)$ .

Figure 1. Relation entre les régions dans l'image et les nuages de points couleur dans un espace couleur.

méthodes de construction des classes proposées par Orchard, Balasubramanian minimisent la somme des distances euclidiennes entre les points-couleur représentant les pixels et les centres des classes auxquelles ils sont assignés, pondérées par une fonction qui dépend de la norme d'un gradient couleur [11, 12]. Les auteurs supposent que plus les couleurs d'une région constituée de pixels connexes assignés à une même classe sont homogènes, plus le poids de la distance associée à cette classe est faible.

Deng et Manjunath contournent le problème de la construction des classes en divisant le processus de segmentation en deux étapes successives. La quantification des couleurs servant exclusivement à l'analyse des propriétés colorimétriques des pixels est suivie d'une analyse spatiale de l'image [13]. L'originalité de cette approche appelée JSEG, concerne principalement l'analyse spatiale basée sur un nouveau critère utilisé pour juger la qualité d'une segmentation.

Cheng *et al.* proposent d'analyser une mesure d'homogénéité des niveaux de chaque composante couleur pour construire les classes de pixels de chacune des trois images de composante [14, 15]. Cette procédure néglige le caractère multi-dimensionnel de l'information couleur et fournit souvent des images sur-segmentées. Les régions doivent alors être fusionnées à l'aide de l'analyse d'un graphe d'adjacence de régions. Cette approche très intéressante est sensible à l'ajustement des nombreux paramètres dont dépend le résultat.

Comaniciu et Meer proposent de construire les classes de pixels par détection des modes dans l'espace couleur [16]. Cette détection est basée sur la méthode du « Mean-Shift » qui analyse l'estimation du gradient de la densité de probabilité d'apparition des couleurs dans l'image. Cette estimation est effectuée conjointement dans des domaines spatiaux et colorimétriques afin de déterminer des classes qui correspondent effectivement aux régions. La qualité de la construction des classes de pixels dépend des tailles des domaines utilisés.

#### 1.4. Plan de l'article

Dans cet article, nous supposons que chaque région peut être considérée comme un sous-ensemble-couleur de pixels fortement connexes ayant des couleurs homogènes. Pour construire des classes de pixels correspondant aux régions de l'image, la stratégie proposée consiste à sélectionner des parallélépipèdes rectangles de l'espace couleur, appelés *domaines-couleur*, qui définissent des *sous-ensembles-couleur* constitués de pixels fortement connexes dans l'image et ayant des couleurs les plus homogènes possible.

Cette stratégie nécessite d'examiner simultanément les propriétés de connexité spatiale et d'homogénéité colorimétrique des sous-ensembles-couleur associés aux domaines-couleur considérés. Afin de mesurer ces propriétés, nous présentons le concept de *degré de compacité spatio-colorimétrique* d'un sous-ensemble-couleur dans le second paragraphe de cet article. Ce

degré de compacité spatio-colorimétrique du sous-ensemble-couleur est d'autant plus élevé que les pixels du sous-ensemble-couleur sont connexes dans l'image et que les points-couleur représentant ces pixels sont proches dans l'espace couleur.

La construction des classes de pixels consiste à sélectionner les domaines-couleur de l'espace couleur qui sont associés aux sous-ensembles-couleur constitués des pixels les plus connexes possible avec des couleurs les plus homogènes possible (*cf.* paragraphe 3).

Le dernier paragraphe est consacré à la présentation de résultats de segmentation qui démontrent l'efficacité de notre procédure de segmentation basée sur une classification spatio-colorimétrique des pixels.

## 2. Degré de compacité spatio-colorimétrique d'un sous-ensemble-couleur

Nous supposons qu'une région peut être considérée comme un sous-ensemble-couleur de pixels fortement connexes ayant des couleurs homogènes, c'est à dire représentés par des points-couleur proches dans l'espace couleur. Pour analyser de telles propriétés d'un sous-ensemble-couleur, nous proposons de mesurer *le degré de compacité spatio-colorimétrique* qui quantifie simultanément l'arrangement spatial de ses pixels dans le plan image et la dispersion des points-couleur associés dans l'espace couleur. Ce degré est défini comme le produit de deux termes, *le degré de connexité* et *le degré d'homogénéité*. Le degré de connexité du sous-ensemble-couleur reflète l'arrangement spatial de ses pixels dans le plan image [17]. Son degré d'homogénéité caractérise la dispersion des points-couleur représentant ses pixels dans l'espace couleur.

### 2.1. Sous-ensemble couleur

Soit  $P$  un pixel d'une image couleur  $\mathbf{I}$  dont les niveaux des composantes couleur sont les coordonnées du vecteur  $\mathbf{I}(P) = [I^1(P), I^2(P), I^3(P)]^T$  où  $I^i(P)$ ,  $i = 1, 2, 3$ , est le niveau de la  $i^{\text{ème}}$  composante couleur. Dans l'espace couleur  $(R, G, B)$ , les  $1^{\text{ère}}$ ,  $2^{\text{nde}}$  et  $3^{\text{ème}}$  composantes couleur correspondent respectivement au rouge, au vert et au bleu. Les niveaux des composantes couleur varient entre 0 et  $L - 1$ , où  $L$  indique le nombre de niveaux de chaque composante couleur. Soit  $\underline{D}(\mathbf{c}, \mathbf{I})$  un domaine-couleur de forme parallélépipédique rectangle, centré en un point-couleur  $\mathbf{c} = [c^1, c^2, c^3]^T$  dans l'espace couleur dont les côtés sont parallèles aux axes de cet espace. La taille du domaine-couleur  $\underline{D}(\mathbf{c}, \mathbf{I})$  est représentée par le *vecteur-taille*  $\mathbf{l} = [l^1, l^2, l^3]^T$ . Le domaine-couleur  $\underline{D}(\mathbf{c}, \mathbf{I})$  centré

en  $\mathbf{c}$  contient ainsi tous les points-couleur  $\mathbf{C} = [C^1, C^2, C^3]^T$  tels que :  $c^i - \frac{l^i-1}{2} \leq C^i \leq c^i + \frac{l^i-1}{2}$ ,  $i = 1, 2, 3$ . Les coordonnées  $l^i$ ,  $i = 1, 2, 3$ , du vecteur-taille sont impaires de sorte que les valeurs  $\frac{l^i-1}{2}$  sont entières. Soit  $S(\mathbf{c}, \mathbf{l})$  le sous-ensemble-couleur constitué de tous les pixels  $P$  associés aux points-couleur  $\mathbf{I}(P)$  appartenant au domaine-couleur  $\underline{D}(\mathbf{c}, \mathbf{l})$ .

La figure 2(a) indique comment les points-couleur représentant les pixels de l'image de la figure 1(a) où le niveau de bleu des pixels est fixé à 0, sont projetés sur le plan couleur  $(R, G)$ . Considérons le domaine-couleur  $\underline{D}(\mathbf{orange}, [41, 41, 1]^T)$  de ce plan, centré au point-couleur  $\mathbf{orange} = [210, 120, 0]^T$  qui correspond à la couleur orange. Comme le niveau de bleu des pixels est nul, la coordonnée  $l^3$  du vecteur-taille du domaine-couleur considéré est mise à 1. Le domaine  $\underline{D}(\mathbf{orange}, [41, 41, 1]^T)$  est représenté dans la figure 2(a) par un rectangle situé dans la partie droite du plan couleur  $(R, G)$ . L'image de la figure 2(b) montre que le sous-ensemble-couleur  $S(\mathbf{orange}, [41, 41, 1]^T)$  contient tous les pixels du carré orange de l'image de la figure 1(a).

### 2.2. Degré de connexité

Soit  $N_S(P)$  le sous-ensemble des pixels voisins de  $P$  qui appartiennent au sous-ensemble-couleur  $S$ . La connexité entre  $P$  et  $S$ , notée  $\gamma_S(P)$ , dépend du nombre de pixels voisins  $Q$  qui appartiennent à  $N_S(P)$ . Elle est exprimée par :

$$\gamma_S(P) = \frac{\text{Card}\{Q \in N_S(P)\}}{8}, \tag{1}$$

où le facteur de normalisation 8 correspond au nombre de pixels voisins considérés.

Afin de définir une mesure de connexité du sous-ensemble-couleur  $S$ , nous introduisons le degré de connexité [18], noté  $DC(S)$  et défini par :

$$DC(S) = \frac{\sum_{P \in S} \gamma_S(P)}{\text{Card}\{P \in S\}}. \tag{2}$$

Le degré de connexité d'un sous-ensemble-couleur vide est considéré comme nul. Le degré de connexité  $DC(S)$  est le nombre moyen de voisins des pixels de  $S$  qui appartiennent également à  $S$ . Un degré de connexité faible, proche de 0, signifie que les pixels du sous-ensemble-couleur considéré sont dispersés dans l'image. À l'opposé, un degré de connexité élevé, proche de 1, indique que les pixels du sous-ensemble-couleur considéré sont fortement connexes dans l'image.

Si un domaine-couleur est trop grand, il peut contenir des nuages de points-couleur séparés dans l'espace couleur qui représentent les pixels de plusieurs régions de différentes couleurs. La seule analyse des degrés de connexité des sous-ensembles-couleur ne permet pas de différencier un sous-ensemble-couleur qui correspond effectivement à une région dans l'image, d'un sous-ensemble-couleur qui constitue plusieurs régions de couleurs différentes. Par conséquent, la procédure de segmentation doit également tenir compte des propriétés d'homogénéité colorimétrique des sous-ensembles-couleur considérés.

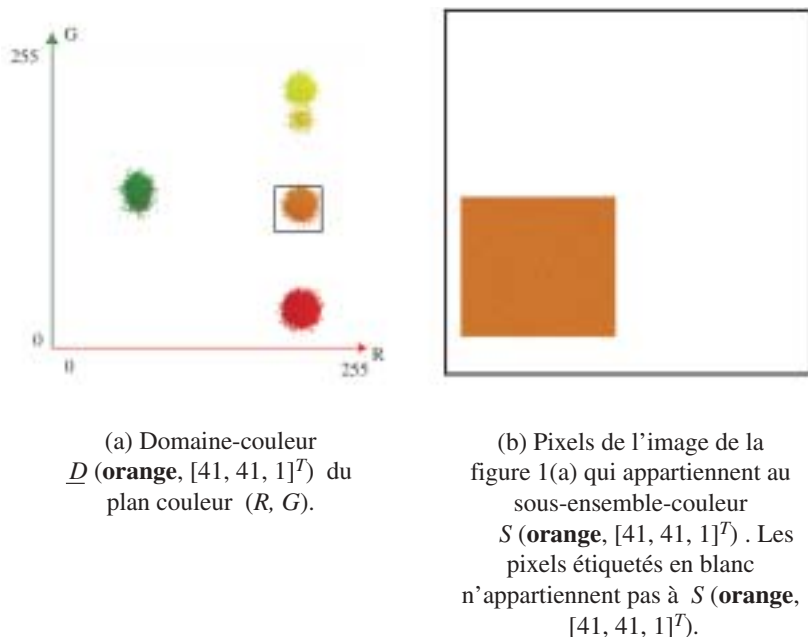


Figure 2. L'image de la figure (b) présente le sous-ensemble-couleur  $S(\mathbf{orange}, [41, 41, 1]^T)$  de l'image de la figure 1(a) défini par le domaine-couleur  $\underline{D}(\mathbf{orange}, [41, 41, 1]^T)$  représenté par la figure (a).

### 2.3. Degré d'homogénéité

Nous proposons une mesure des propriétés d'homogénéité colorimétrique d'un sous-ensemble-couleur, appelé le degré d'homogénéité. Il est basé sur la *mesure de dispersion*, notée  $\sigma(S)$ , des points-couleur représentant les pixels qui appartiennent au sous-ensemble-couleur  $S$  dans l'espace couleur. Cette mesure est exprimée par :

$$\sigma(S) = \frac{1}{\text{Card}\{P \in S\}} \times \sqrt{\sum_{P \in S} (\mathbf{I}(P) - \mathbf{M}(S))^T (\mathbf{I}(P) - \mathbf{M}(S))}, \quad (3)$$

où  $\mathbf{M}(S)$  est le barycentre des points-couleur représentant les pixels qui appartiennent à  $S$  :

$$\mathbf{M}(S) = \frac{1}{\text{Card}\{P \in S\}} \times \sum_{P \in S} \mathbf{I}(P). \quad (4)$$

$\sigma(S)$  peut s'exprimer également comme la racine carrée de la trace de la matrice de co-variance calculée avec les points-couleur représentant les pixels du sous-ensemble-couleur  $S$ .

Afin de décider si un sous-ensemble-couleur correspond effectivement à une région, nous proposons de comparer une mesure globale de la dispersion des points-couleur représentant les pixels de ce sous-ensemble avec une mesure locale de la dispersion des points-couleur représentant les pixels voisins de tous les pixels qui appartiennent au sous-ensemble-couleur.

Pour chaque pixel  $P$  de  $S$ , nous déterminons la mesure de dispersion  $\sigma(N_S(P))$  du sous-ensemble  $N_S(P)$  constitué des pixels voisins de  $P$  qui appartiennent à  $S$ .

Soit  $\sigma_{local}(S)$  la *mesure locale de dispersion* du sous-ensemble  $S$ , définie comme la moyenne des mesures de dispersion  $\sigma(N_S(P))$  évaluées aux voisinages  $N_S(P)$  de tous les pixels  $P$  appartenant à  $S$ . Cette mesure locale de dispersion du sous-ensemble-couleur  $S$  s'exprime sous la forme :

$$\sigma_{local}(S) = \frac{1}{\text{Card}\{P \in S\}} \times \sum_{P \in S} \sigma(N_S(P)). \quad (5)$$

Si la mesure locale de dispersion  $\sigma_{local}(S)$  du sous-ensemble-couleur  $S$  est proche de  $\sigma(S)$ , les points-couleur représentant les pixels de ce sous-ensemble ont tendance à donner naissance à un nuage unique. Par contre, si  $\sigma_{local}(S)$  est inférieure à  $\sigma(S)$ , les points-couleur tendent à être répartis en plusieurs nuages séparés dans l'espace couleur.

Afin de comparer  $\sigma_{local}(S)$  et  $\sigma(S)$ , nous définissons le degré d'homogénéité, noté  $DH(S)$ , du sous-ensemble-couleur  $S$  par :

$$\begin{cases} DH(S) = 1 & \text{si } \sigma(S) = 0, \\ DH(S) = \frac{\sigma_{local}(S)}{\sigma(S)} & \text{si } \sigma(S) > 0. \end{cases} \quad (6)$$

Le degré d'homogénéité  $DH(S)$  varie entre 0, quand  $\sigma_{local}(S)$  est égale à 0, et 1 quand  $\sigma_{local}(S)$  est égale à  $\sigma(S)$ . Afin d'éviter que le degré d'homogénéité  $DH(S)$  soit supérieur à 1, la

valeur de  $DH(S)$  est fixée à 1 si  $\sigma_{local}(S)$  est supérieure à  $\sigma(S)$ . Quand les points-couleur représentant des pixels du sous-ensemble considéré forment un nuage compact dans l'espace couleur alors le degré d'homogénéité est proche de 1. À l'inverse, si les points-couleur constituent plusieurs nuages bien séparés, le degré d'homogénéité est faible et proche de 0. L'analyse conjointe du degré de connexité et du degré d'homogénéité de ce sous-ensemble-couleur mérite alors d'être abordée pour estimer le degré de confiance à accorder à la proposition : « le sous-ensemble-couleur considéré correspond effectivement à une région de l'image ».

### 2.4. Degré de compacité spatio-colorimétrique

#### 2.4.1. Définition

Afin de tenir compte simultanément des propriétés de connexité spatiale et d'homogénéité colorimétrique d'un sous-ensemble-couleur, nous définissons le degré de compacité spatio-colorimétrique du sous-ensemble-couleur  $S$ , noté  $DCO(S)$ , comme le produit du degré de connexité avec le degré d'homogénéité :

$$DCO(S) = DC(S) \times DH(S). \quad (7)$$

Le degré de compacité spatio-colorimétrique d'un sous-ensemble couleur atteint la valeur maximale 1 si son degré de connexité ainsi que son degré d'homogénéité sont tous les deux égaux à 1. Un niveau élevé du degré de compacité spatio-colorimétrique indique que les pixels du sous-ensemble-couleur sont fortement connexes dans l'image (degré de connexité proche de 1) et que les points-couleur représentant ses pixels forment un nuage compact dans l'espace couleur (degré d'homogénéité proche de 1). Par contre, le degré de compacité spatio-colorimétrique d'un sous-ensemble-couleur est proche de 0 soit quand son degré de connexité, soit quand son degré d'homogénéité est proche de 0. Un niveau faible du degré de compacité spatio-colorimétrique signifie donc que les pixels du sous-ensemble-couleur sont dispersés dans l'image ou que les points-couleur représentant les pixels du sous-ensemble ne forment pas un unique nuage compact dans l'espace couleur.

#### 2.4.2. Degrés de compacité spatio-colorimétrique et régions

Afin de montrer la relation entre les degrés de compacité spatio-colorimétrique de sous-ensembles-couleur et les régions de l'image, considérons les images des figures 2(b) et 3 qui montrent des sous-ensembles couleur de pixels de l'image de synthèse de la figure 1(a). Nous nous proposons d'examiner les degrés de connexité, d'homogénéité et de compacité spatio-colorimétrique de ces sous-ensembles-couleur.

Le tableau 1 montre que le degré de compacité spatio-colorimétrique du sous-ensemble-couleur  $S(\text{rouge}, [7,7,1]^T)$  (voir

image de la figure 3(a)) dont les pixels sont dispersés dans l'image, est proche de 0. Ceci est dû à la faible valeur du degré de connexité de ce sous-ensemble qui est très sensible à la dispersion spatiale de ses pixels dans l'image.

Le degré de compacité spatio-colorimétrique du sous-ensemble-couleur  $S(\text{rouge}; [41, 41, 1]^T)$  (voir image de la figure 3(b)), qui constitue le fond de l'image de la figure 1(a), est proche de 1. En effet, les valeurs des degrés de connexité et d'homogénéité de ce sous-ensemble qui correspond à une région de l'image, sont élevées. Cet exemple démontre que l'analyse du degré de compacité spatio-colorimétrique permet de différencier un sous-ensemble-couleur qui ne constitue aucune région de l'image d'un sous-ensemble-couleur qui correspond effectivement à une région.

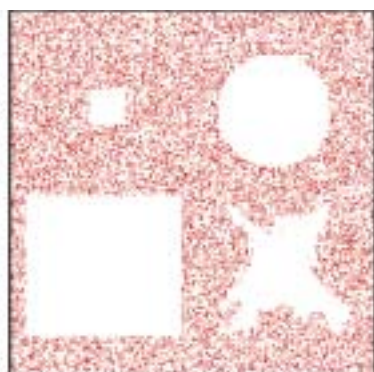
Intéressons-nous maintenant aux degrés de compacité spatio-colorimétrique des deux sous-ensembles-couleur  $S(\text{orange}, [41, 41, 1]^T)$  et  $S(\text{orange}, [41, 241, 1]^T)$  représentés respectivement dans les images des figures 2(b) et 3(c). Le tableau 1 montre que les degrés de connexité de ces deux sous-ensembles sont tous les deux proches de 1. Le degré d'homogénéité de  $S(\text{orange}, [41, 41, 1]^T)$  qui représente le carré orange, atteint

une valeur élevée. Par contre, le degré d'homogénéité de  $S(\text{orange}, [41, 241, 1]^T)$  qui représente plusieurs régions de différentes couleurs, est faible. Ceci explique que le degré de compacité spatio-colorimétrique de  $S(\text{orange}, [41, 41, 1]^T)$  atteint 0,903 tandis que celui de  $S(\text{orange}, [41, 241, 1]^T)$  est égal à 0,167. Le degré de compacité spatio-colorimétrique d'un sous-ensemble-couleur est sensible au nombre de nuages distincts formés par les points-couleur représentant ses pixels dans l'espace couleur. Si les points-couleur constituent plusieurs nuages bien séparés dans cet espace, le degré de compacité spatio-colorimétrique du sous-ensemble-couleur considéré est proche de 0, même si les pixels sont fortement connexes dans l'image.

En examinant le degré de compacité spatio-colorimétrique, nous pouvons distinguer un sous-ensemble-couleur correspondant à une région d'un sous-ensemble-couleur dont les pixels constituent plusieurs régions de couleurs différentes dans l'image. Ces exemples démontrent que l'analyse du degré de compacité spatio-colorimétrique d'un sous-ensemble-couleur de pixels permet de déterminer si le sous-ensemble-couleur correspond effectivement à une région de couleurs homogènes dans l'image.

Tableau 1. Degrés de connexité, d'homogénéité, et de compacité spatio-colorimétrique de sous-ensembles-couleur de l'image de la figure 1(a).

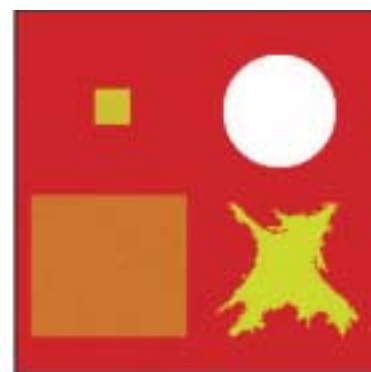
Mesure	$S(\text{rouge}, [7, 7, 1]^T)$	$S(\text{rouge}, [41, 41, 1]^T)$	$S(\text{orange}, [41, 41, 1]^T)$	$S(\text{orange}, [41, 241, 1]^T)$
Figure	3(a)	3(b)	2(b)	3(c)
$DC(S)$	0,254	0,978	0,985	0,992
$DH(S)$	0,478	0,915	0,916	0,168
$DCO(S)$	0,123	0,895	0,903	0,167



(a) Pixels de l'image de la figure 1(a) qui appartiennent au sous-ensemble-couleur  $S(\text{rouge}, [7, 7, 1]^T)$



(b) Pixels de l'image de la figure 1(a) qui appartiennent au sous-ensemble-couleur  $S(\text{rouge}, [41, 41, 1]^T)$ .



(c) Pixels de l'image de la figure 1(a) qui appartiennent au sous-ensemble-couleur  $S(\text{orange}, [41, 241, 1]^T)$ .

Figure 3. Différents sous-ensembles-couleur de l'image de la figure 1(a). Les pixels étiquetés en blanc n'appartiennent pas aux sous-ensembles.

## 3. Construction des classes de pixels

La figure 1 montre qu'il n'existe pas toujours une correspondance bijective entre les régions de l'image et les nuages de points-couleur dans l'espace couleur. Afin de résoudre les problèmes créés par de telles situations, nous proposons de diviser les nuages en sous-populations de points-couleur définies par des domaines-couleur. La construction des classes passe alors par la sélection de domaines-couleur définissant des sous-ensembles-couleur qui correspondent effectivement aux régions de l'image. Une segmentation convenable de l'image impose que les pixels qui constituent une région ne doivent appartenir qu'à un seul sous-ensemble-couleur défini par un des domaines-couleur sélectionnés. Ainsi, les domaines-couleur sélectionnés pour définir les classes de pixels doivent être les mieux séparés possible. La procédure de construction des classes doit sélectionner des domaines-couleur ne se chevauchant pas dans l'espace couleur et définissant des sous-ensembles-couleur de sorte que chacun d'eux contienne le plus grand nombre possible de pixels constituant exclusivement la région correspondante dans l'image.

Une solution pour sélectionner les domaines-couleur qui définissent les classes de pixels correspondant effectivement aux régions de l'image couleur consisterait à analyser les degrés de compacité spatio-colorimétrique des sous-ensembles-couleur associés à tous les domaines-couleur pouvant être construits dans l'espace couleur.

Afin de simplifier la recherche, on ne considère que les domaines-couleur cubiques dont les longueurs des côtés sont égales à  $l$ . Mais même avec cette contrainte, le nombre de domaines-couleur cubiques que la procédure devrait analyser s'élèverait à  $\sum_{l=1}^L (L - (l - 1))^3$ , où  $L$  correspond au nombre de niveaux des composantes couleur. Quand  $L$  est fixé à 256,  $1,08215 \cdot 10^9$  domaines-couleur cubiques devraient être examinés par la procédure. Même si ce nombre est inférieur à celui correspondant à l'ensemble des domaines-couleur non-cubiques pouvant être déterminés dans l'espace couleur, il n'est pas réaliste d'implanter une telle analyse exhaustive.

Nous présentons une procédure moins coûteuse en temps de calcul et moins encombrante en termes de place mémoire que l'analyse exhaustive. Cette nouvelle procédure se divise en deux étapes successives afin de construire les classes de pixels en présence dans l'image couleur par l'analyse des trois composantes couleur des pixels.

La première sélectionne les *domaines-couleur candidats* de l'espace couleur, c'est à dire des domaines-couleur qui définissent des sous-ensembles-couleur de pixels fortement connexes et ayant des couleurs les plus homogènes possible. Les centres de ces domaines-couleur candidats sont d'abord déterminés par l'analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique des sous-ensembles-couleur associés à tous les domaines-couleur

cubiques de vecteur-taille initial  $(l_{init}, l_{init}, l_{init})^T$  pouvant être définis dans l'espace couleur. Les coordonnées  $l_{init}$  du vecteur-taille initial fixées par l'utilisateur, correspondent à la longueur initiale des côtés des domaines. Le nombre de ces domaines-couleur cubiques se limite à  $(L - (l_{init} - 1))^3$ . Parmi ceux-ci, la procédure détecte ceux qui définissent les sous-ensembles-couleur dont les degrés de compacité spatio-colorimétrique sont les plus élevés. Leurs centres constituent les centres des domaines-couleur candidats.

Ensuite, la taille des domaines-couleur associés à ces centres est augmentée pas à pas afin de déterminer les vecteurs-taille des domaines-couleur candidats définissant les sous-ensembles-couleur qui correspondent le mieux possible aux régions de l'image. Cette dilatation des domaines-couleur est obtenue par accroissement itératif des coordonnées des vecteurs-taille des domaines-couleur.

La seconde étape de la procédure permet de construire les classes de pixels à partir des domaines-couleur candidats. Comme plusieurs domaines-couleur candidats peuvent définir des sous-ensembles-couleur qui correspondent aux mêmes régions, le nombre de domaines-couleur candidats peut être plus élevé que le nombre de classes de pixels en présence dans l'image. Une analyse conjointe des centres des domaines-couleur candidats et des degrés de compacité spatio-colorimétrique des sous-ensembles-couleur associés permet d'identifier ceux qui définissent les classes correspondant effectivement aux régions de l'image.

### 3.1. Sélection des domaines-couleur candidats

Les  $N_{candidat}$  domaines-couleur candidats, notés  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k)$ ,  $k = 1, \dots, N_{candidat}$  sont sélectionnés en deux temps. Les centres  $\mathbf{c}_k$  des domaines-couleur candidats sont identifiés, puis la procédure détermine les vecteurs-taille  $\mathbf{l}_k = (l_k, l_k, l_k)^T$  des domaines-couleur candidats de sorte que leurs sous-ensembles-couleur associés correspondent le mieux possible aux régions de l'image.

#### 3.1.1. Centres des domaines-couleur candidats

Pour déterminer le nombre  $N_{candidat}$  de domaines-couleur candidats ainsi que leurs centres  $\mathbf{c}_k$ , la procédure considère tous les domaines-couleur cubiques de vecteurs-taille identiques. L'utilisateur fixe la longueur initiale  $l_{init}$  des côtés de ces domaines-couleur cubiques, de sorte que  $\mathbf{l}_{init} = (l_{init}, l_{init}, l_{init})^T$  soit leur vecteur-taille initial. En déplaçant le centre  $\mathbf{c}$  à travers l'espace couleur, la procédure construit  $(L - (l_{init} - 1))^3$  domaines-couleur  $\underline{D}(\mathbf{c}, \mathbf{l}_{init})$  qui définissent  $(L - (l_{init} - 1))^3$  sous-ensembles-couleur  $S(\mathbf{c}, \mathbf{l}_{init})$  dans l'image.

Les  $(L - (l_{init} - 1))^3$  degrés de compacité spatio-colorimétrique  $DCO(S(\mathbf{c}, \mathbf{l}_{init}))$  des sous-ensembles-couleur définis par ces domaines-couleur sont organisés sous la forme d'un tableau tri-dimensionnel de valeurs discrètes. Nous proposons de sélec-

tionner comme domaines-couleur candidats ceux qui définissent des sous-ensembles-couleur dont les degrés de compacité spatio-colorimétrique sont des maxima locaux par rapport à  $\mathbf{c}$ . En effet, plus le degré de compacité spatio-colorimétrique d'un sous-ensemble-couleur est élevé, plus il est vraisemblable que le sous-ensemble-couleur corresponde effectivement à une région de l'image. Le nombre de maxima locaux des degrés détectés fournit le nombre  $N_{candidat}$  de domaines-couleur candidats.

3.1.2. Vecteurs-taille des domaines-couleur candidats

Une fois les centres identifiés, la procédure détermine les vecteurs-taille  $\mathbf{l}_k$  des  $N_{candidat}$  domaines-couleur candidats centrés en  $\mathbf{c}_k, k = 1, \dots, N_{candidat}$ . Ces vecteurs-taille doivent être déterminés de sorte que les domaines-couleur candidats  $S(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k)$  définissent des sous-ensembles-couleur correspondant le mieux possible aux régions de l'image. Par ailleurs, la détermination des vecteurs-taille doit respecter la contrainte de non-chevauchement des domaines-couleur candidats dans l'espace couleur. La procédure proposée consiste à dilater simultanément les domaines-couleur cubiques centrés en  $\mathbf{c}_k, k = 1, \dots, N_{candidat}$ . Leur taille augmente de manière itérative, par accroissement de 2 en 2 de la longueur  $x$  de leurs côtés, en partant de la valeur initiale impaire  $l_{init}$ . La longueur  $x$  des côtés des domaines examinés prend donc successivement les valeurs impaires  $l_{init}, l_{init} + 2, l_{init} + 4, \dots$

À chaque itération, la procédure considère les domaines-couleur  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{x})$  (avec  $\mathbf{x} = [x, x, x]^T$ ) dont les vecteurs-taille  $\mathbf{l}_k$  n'ont pas été déterminés lors de l'une des itérations précédentes. La procédure examine chaque sous-ensemble-couleur  $S(\mathbf{c}_k, \mathbf{x})$  associé à l'un de ces domaines-couleur. Le vecteur-taille  $\mathbf{l}_k$  du domaine-couleur candidat centré en  $\mathbf{c}_k$  est fixé à  $\mathbf{x}$  si l'une des trois conditions suivantes est vérifiée.

- La première condition porte sur les degrés de compacité spatio-colorimétrique :
  - $DCO(S(\mathbf{c}_k, \mathbf{x} + 2)) \leq DCO(S(\mathbf{c}_k, \mathbf{x}))$ .

Les degrés de compacité spatio-colorimétrique des sous-ensembles-couleur définis par les domaines-couleur cubiques centrés en  $\mathbf{c}_k$  augmentent en fonction de la longueur de leurs côtés quand elle varie entre  $l_{init}$  et  $x$ .  $S(\mathbf{c}_k, \mathbf{x})$  est alors le sous-ensemble-couleur avec le degré de compacité spatio-colorimétrique le plus élevé parmi tous les sous-ensembles-couleur  $S(\mathbf{c}_k, \mathbf{m}), \mathbf{m} = [m, m, m]^T$ , avec  $l_{init} \leq m \leq x$ .  $S(\mathbf{c}_k, \mathbf{x})$  est alors considéré comme le sous-ensemble-couleur qui correspond le mieux à l'une des régions de l'image.

- Les deux autres conditions portent sur le non-chevauchement des domaines-couleur candidats :

- $\exists j \neq k$ , tel-que  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{x} + 2) \cap \underline{D}(\mathbf{c}_j, \mathbf{l}_j) \neq \{\}$ .

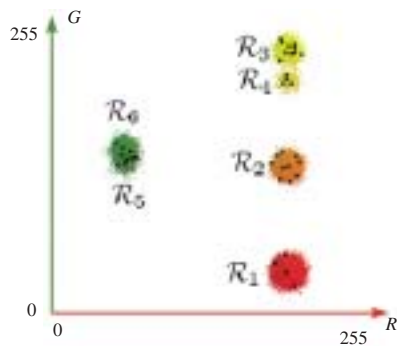
Cette condition signifie qu'il y a chevauchement entre le domaine-couleur  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{x} + 2)$  et l'un des domaines-couleur candidats  $\underline{D}(\mathbf{c}_j, \mathbf{l}_j), j \neq k$ , dont le vecteur-taille  $\mathbf{l}_j$  a été déterminé lors de l'une des itérations précédentes.

- $\exists j \neq k$ , tel-que  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{x} + 2) \cap \underline{D}(\mathbf{c}_j, \mathbf{x}) \neq \{\}$ .

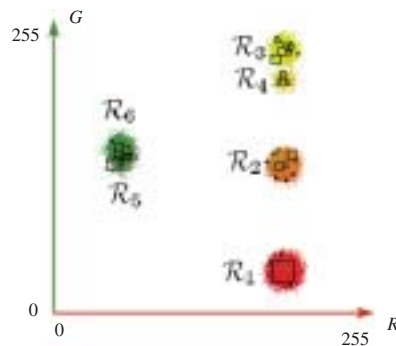
Cette condition signifie qu'il y a chevauchement entre les domaines-couleur  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{x} + 2)$  et  $\underline{D}(\mathbf{c}_j, \mathbf{x})$ , avec  $j \neq k$ , ce dernier étant l'un des autres domaines-couleur candidats examinés à cette itération. Dans ce cas, les vecteurs-taille  $\mathbf{l}_k$  et  $\mathbf{l}_j$  des domaines-couleur candidats centrés en  $\mathbf{c}_k$  et  $\mathbf{c}_j$  sont tous les deux fixés à  $\mathbf{x}$ .

La procédure est arrêtée quand les vecteurs-taille  $\mathbf{l}_k, k = 1, \dots, N_{candidat}$ , des  $N_{candidat}$  domaines-couleur candidats ont été déterminés.

La figure 4(a) montre les centres des  $N_{candidat} = 38$  domaines-couleur candidats qui ont été identifiés par la procédure appliquée à l'image de la figure 1(a). La longueur initiale  $l_{init}$  des côtés des domaines-couleur cubiques est fixée à 3. La figure 4(b) représente les  $N_{candidat} = 38$  domaines-couleur candidats finaux sélectionnés par la procédure. Nous remarquons que ces domaines respectent bien la contrainte de non-chevauchement. Parmi ces domaines-couleur candidats sélectionnés, la procédure doit maintenant déterminer ceux qui définiront les classes de pixels correspondant aux six régions de l'image de la figure 1(a).



(a) Centres des domaines-couleur candidats du plan couleur (R, G) associés à l'image de la figure 1(a).



(b) Domaines-couleur candidats du plan couleur (R, G) déterminés par l'analyse de l'image de la figure 1(a).

Figure 4. Détermination des domaines-couleur candidats.



### 3.2. Construction des classes de pixels

#### 3.2.1. Procédure itérative

Dans le contexte de la segmentation d'images couleur par classification de pixels, le problème clé réside dans l'identification des  $N_{class}$  classes de pixels,  $N_{class}$  étant le nombre de classes fixé par l'utilisateur. Le nombre  $N_{candidat}$  de domaines-couleur candidats précédemment sélectionnés est probablement plus élevé que  $N_{class}$ . Par conséquent, la procédure que nous proposons doit sélectionner  $N_{class}$  domaines-couleur de définition de classes parmi les  $N_{candidat}$  domaines-couleur candidats, de sorte à obtenir une correspondance bijective entre les classes de pixels et les régions de l'image.

La procédure de sélection proposée est issue de la procédure de classification «MAX-MIN» [19]. Elle sélectionne les  $N_{class}$  domaines-couleur de définition de classes, notés  $\underline{DC}_u(\mathbf{c}_u, \mathbf{l}_u)$ ,  $u = 1 \dots N_{class}$ , parmi les  $N_{candidat}$  domaines-couleur candidats  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k)$ ,  $k = 1 \dots N_{candidat}$ . Cette procédure est composée d'une étape initialisation suivie de  $(N_{class} - 1)$  itérations.

Lors de l'initialisation, la procédure identifie le premier domaine-couleur de définition de classe  $\underline{DC}^1(\mathbf{c}^1, \mathbf{l}^1)$  comme le domaine-couleur candidat associé au sous-ensemble-couleur dont le degré de compacité spatio-colorimétrique est le plus élevé :

$$\begin{aligned} \underline{DC}_1(\mathbf{c}_1, \mathbf{l}_1) &= \underline{D}(\mathbf{c}, \mathbf{l}) | DCO(S(\mathbf{c}, \mathbf{l})) \\ &= \max_{k=1}^{N_{candidat}} (DCO(S(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k))). \end{aligned} \quad (8)$$

À l'itération de rang  $u$ ,  $u$  variant de 2 à  $N_{class}$ , la procédure retient comme  $u^{eme}$  domaine-couleur de définition de classe  $\underline{DC}_u(\mathbf{c}_u, \mathbf{l}_u)$  le domaine-couleur candidat dont le centre est l'un des plus éloignés des centres des domaines-couleur de définition de classes identifiés aux itérations précédentes et qui est associé à un sous-ensemble-couleur dont le degré de compacité spatio-colorimétrique est l'un des plus élevés.

Pour atteindre cet objectif, le domaine-couleur candidat sélectionné maximise la fonction objectif  $J$  :

$$\begin{aligned} \underline{DC}_u(\mathbf{c}_u, \mathbf{l}_u) &= \underline{D}(\mathbf{c}, \mathbf{l}) | J(u, \underline{D}(\mathbf{c}, \mathbf{l})) \\ &= \max_{k=1}^{N_{candidat}} (J(u, \underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k))), \end{aligned} \quad (9)$$

avec :

$$\begin{aligned} J(u, \underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k)) &= \min_{v=1}^{u-1} ((\mathbf{c}_k - \mathbf{c}_v)^T \cdot (\mathbf{c}_k - \mathbf{c}_v)) \\ &\quad \times DCO(S(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k)). \end{aligned} \quad (10)$$

À chaque itération, la procédure évalue la fonction objectif  $J(u, \underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k))$  de chaque domaine-couleur candidat examiné  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k)$ . Cette fonction est le produit de deux termes.

Le premier est le minimum des carrés des distances euclidiennes séparant le centre  $\mathbf{c}_k$  du domaine-couleur candidat  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k)$  des centres  $\mathbf{c}_v$ ,  $v = 1, \dots, u - 1$ , des  $(u - 1)$  domaines-couleur de définition de classes qui ont été identifiés lors des

itérations précédentes (voir équation (10)). Ce terme pénalise les domaines-couleur candidats dont les centres sont proches des centres des domaines-couleur de définition de classes. Nous avons vu qu'une région peut être représentée par plusieurs domaines-couleur candidats dont les centres sont proches dans l'espace couleur. Dans ce cas, quand un de ces domaines-couleur candidats est sélectionné pour définir une classe correspondant à une région, les autres domaines-couleur candidats qui représentent également cette région ont peu de chance d'être sélectionnés car ils ne maximisent pas la distance entre leurs centres et le centre de ce domaine-couleur de définition de classe.

Le second terme est un facteur de pondération constitué du degré de compacité spatio-colorimétrique du sous-ensemble-couleur  $S(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k)$  associé au domaine-couleur candidat examiné  $\underline{D}(\mathbf{c}_k, \mathbf{l}_k)$ . Le domaine-couleur candidat tend à maximiser ce poids s'il est associé à un sous-ensemble-couleur dont le degré de compacité spatio-colorimétrique est proche de 1.

#### 3.2.2. Résultats avec l'image de synthèse

La figure 5(a) indique les 6 domaines-couleur de définition de classes qui ont été identifiées par la procédure appliquée à l'image de synthèse de la figure 1(a), parmi les 38 domaines-couleur candidats représentés par la figure 4(b). Cette figure montre que chaque domaine-couleur sélectionné contient les points-couleur provenant d'au moins une région. Dans cette figure, le numéro proche du domaine indique le rang de l'itération à laquelle il a été identifié. Le premier domaine-couleur de définition de classe correspond à la région  $\mathcal{R}_1$ . Puis, le domaine-couleur de définition de classe correspondant à la région  $\mathcal{R}_4$  est sélectionné lors de la seconde itération, bien que son centre ne soit pas le plus éloigné de celui du premier domaine-couleur de définition de classe. Ce domaine-couleur candidat est sélectionné car le degré de compacité spatio-colorimétrique du sous-ensemble-couleur associé est l'un des plus élevés.

Par ailleurs, nous constatons sur la figure 4(b) que le nuage formé par les points-couleur représentant la région  $\mathcal{R}_3$  contient 10 domaines-couleur candidats avec différents vecteurs-taille. La figure 5(a) montre que le domaine-couleur candidat sélectionné pour représenter la région  $\mathcal{R}_3$  n'est pas le plus grand. En effet, le degré de compacité spatio-colorimétrique du sous-ensemble-couleur associé au domaine sélectionné par la procédure est le plus élevé parmi ceux des sous-ensembles-couleur associés aux domaines-couleur candidats représentant la région  $\mathcal{R}_3$ .

Pour la segmentation, les pixels qui appartiennent à chacun des sous-ensembles-couleur associés aux 6 domaines-couleur de définition de classes sont considérés comme constituant les noyaux des classes correspondantes. Tout pixel qui n'appartient à aucun de ces noyaux est assigné à la classe dont la frontière du domaine-couleur de définition est la plus proche du point-couleur le représentant dans l'espace couleur. Nous pouvons alors reconstruire les régions qui sont composées de pixels connexes assignés aux mêmes classes. L'image d'étiquettes de la figure

5(b) montre comment sont reconstruites les régions de l'image de la figure 1(a) à partir des domaines-couleur de définition de classes représentés par la figure 5(a). Dans l'image de la figure 5(b), les frontières entre les régions reconstruites sont affichées en noir. Cette image montre que les 6 régions sont bien reconstruites. Le chevauchement des distributions des points-couleur provenant des régions  $\mathcal{R}_3$  et  $\mathcal{R}_4$  explique pourquoi quelques pixels épars de la région  $\mathcal{R}_3$  sont mal classés. Malgré le fort chevauchement des distributions des points-couleur représentatifs des deux régions  $\mathcal{R}_5$  et  $\mathcal{R}_6$ , la plupart des pixels de ces deux régions sont correctement classés. Ce résultat montre que notre méthode est capable de discriminer des classes de pixels non équiprobables dont les distributions des points-couleur se chevauchent fortement dans l'espace couleur.

Le tableau 2 indique les taux moyens d'erreur de classification des pixels de l'image de la figure 1(a) obtenus par notre méthode dont l'unique paramètre ajustable  $l_{init}$  varie de 3 à 9. Ce tableau indique que la meilleure segmentation est obtenue quand  $l_{init}$  est fixé à 5. L'augmentation du taux moyen d'erreur de classification quand  $l_{init}$  est fixé à 7, est provoquée par une plus mauvaise classification des pixels des régions  $\mathcal{R}_5$  et  $\mathcal{R}_6$  que lorsque  $l_{init}$  est fixé à 5. Enfin, les résultats se détériorent

encore plus quand  $l_{init}$  est fixé à 9, car les pixels des régions  $\mathcal{R}_3$  et  $\mathcal{R}_4$  sont assignés à une seule des classes construites. Nous déduisons de cet exemple qu'en fixant la valeur du paramètre  $l_{init}$  à 3 ou à 5, les petits domaines-couleur candidats sélectionnés définissent des sous-populations de points-couleur parmi l'ensemble de tous ceux qui donnent naissance à un nuage unique identifiable dans l'espace couleur.

Notre méthode de segmentation a été implantée sur une architecture du type PC avec un microprocesseur Pentium II cadencé à 400 MHz. Les temps de calcul dépendent essentiellement de trois paramètres, à savoir :

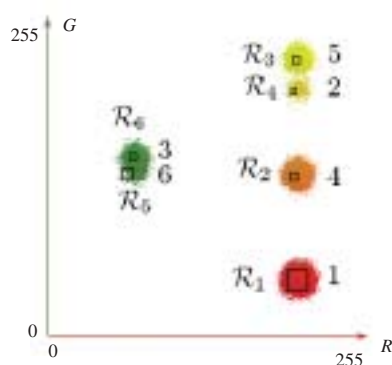
- la taille de l'image à analyser,
- le nombre de couleurs présentes dans l'image qui fournit le nombre de domaines-couleur à examiner,
- la longueur  $l_{init}$  initiale des côtés des domaines-couleur examinés.

Nous présentons dans le tableau 2 les temps de calcul nécessaires à la segmentation de l'image de la figure 1(a), de taille  $256 \times 256$  pixels, en fonction des valeurs du paramètre  $l_{init}$ . Ce tableau montre que la procédure de construction des classes prend d'autant plus de temps que la longueur initiale des côtés des domaines-couleur est élevée.

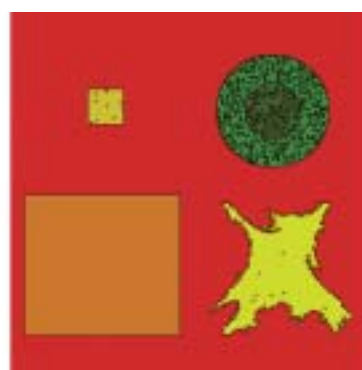
Afin de démontrer l'intérêt de cette nouvelle approche, nous proposons de comparer les résultats de segmentation de l'image de synthèse obtenus par notre procédure avec ceux obtenus par un autre algorithme de classification des pixels analysant conjointement les propriétés spatiales et colorimétriques des pixels, à savoir l'algorithme basé sur l'analyse « Mean-Shift » proposé par Comaniciu [16]. Cette méthode construit les classes de pixels par détection de zones modales dans l'espace couleur en estimant le gradient de la densité de probabilité d'apparition d'une couleur conjointement dans des domaines spatiaux et colorimétriques, de largeurs respectives  $2.h_s + 1$  et  $2.h_r + 1$ . Nous proposons de

Tableau 2. Taux moyens d'erreur de classification et temps de calcul nécessaires à la segmentation de l'image de la figure 1(a).

$l_{init}$	taux moyen d'erreur de classification	temps de calcul
3	1.49	5 min 13 sec
5	1.27	5 min 45 sec
7	2.19	6 min 05 sec
9	2.85	6 min 36 sec

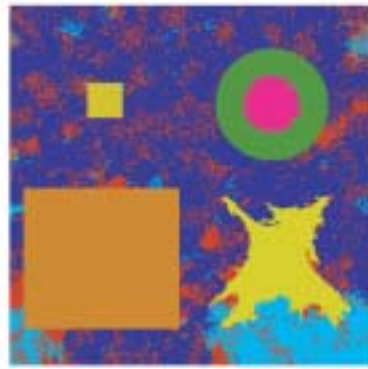


(a) Domaines-couleur de définition de classes de l'image de la figure 1(a) identifiés par la procédure. Le numéro proche de chaque domaine correspond au rang d'itération à laquelle il a été identifié.

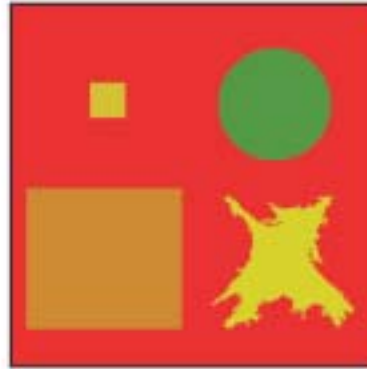


(b) Image couleur segmentée à partir de l'analyse de l'image de la figure 1(a). Les frontières des régions reconstruites sont affichées en noir.

Figure 5. Construction des classes de pixels et segmentation de l'image de la figure 1(a).



(a) Image de la figure 1(a) segmentée par l'analyse du « Mean Shift » avec  $h_s = 8, h_r = 4, M = 1$ . Les couleurs des étiquettes ne correspondent pas aux couleurs moyennes des classes.



(b) Image de la figure 1(a) segmentée par l'analyse du « Mean Shift » avec  $h_s = 8, h_r = 8, M = 1$ . Les couleurs des étiquettes ne correspondent pas aux couleurs moyennes des classes.

Figure 6. Segmentation de l'image de la figure 1(a) par l'algorithme du « Mean Shift ».

segmenter l'image de synthèse de la figure 1(a) grâce au programme Edison fourni par Comanicu et disponible à l'adresse <http://www.caip.rutgers.edu/riul/research/code.html>. Pour ce faire, nous avons fixé le couple de paramètres  $h_s$  et  $h_r$  aux jeux de valeurs préconisés par l'auteur. Le nombre  $M$  minimum de pixels par classe a été fixé à 1, afin que la construction des classes ne tienne pas compte des tailles des populations qui leur sont assignées. Les figures 6(a) et 6(b) présentent les résultats les plus significatifs de classification des pixels obtenus par l'analyse « Mean-Shift ». La figure 6(a) montre que lorsque la taille des domaines colorimétriques est faible ( $h_r$  est fixé à la valeur 4), l'algorithme basé sur l'analyse « Mean-Shift » analyse finement la distribution colorimétrique et parvient à séparer les deux nuages de points-couleur représentant les deux disques concentriques. Par contre, elle divise également le nuage de points représentant le fond de l'image qui est segmenté en plusieurs régions. Quand la taille des domaines colorimétriques augmente ( $h_r$  est fixé à la valeur 8), l'algorithme basé sur l'analyse « Mean-Shift » analyse plus grossièrement la distribution colorimétrique et ne parvient pas à séparer les deux nuages de points-couleur représentant les deux disques concentriques. Ainsi, cette analyse qui parvient à reconstituer le fond de l'image assigne les pixels des deux disques concentriques à une même classe (voir image de la figure 6(b)). Avec cette procédure, il est donc difficile d'ajuster les paramètres pour identifier les deux classes de pixels représentant les deux disques concentriques tout en ne divisant pas les autres nuages correspondant chacun à une région de l'image.

Cet exemple montre l'apport de l'analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique qui parvient à séparer un nuage de points en plusieurs populations lorsque ses points-couleur représentent des pixels de différentes régions, tout en préservant les nuages de points-couleur lorsqu'ils ne représentent qu'une seule région.

## 4. Résultats

Afin de démontrer l'intérêt de notre nouvelle approche basée sur l'analyse conjointe des propriétés de connexité spatiale et d'homogénéité colorimétrique de sous-ensembles-couleur de pixels, nous proposons de la tester en segmentant trois images de référence, l'image « jelly beans », « woman » et l'image « hand » (voir figure 7). Comme nous n'abordons pas, dans cet article, l'influence des espaces de représentation de la couleur sur les résultats de segmentation, les couleurs des pixels sont simplement représentées dans l'espace couleur  $(R, G, B)$ .

L'image « jelly beans » de la figure 7(a) contient principalement cinq classes de pixels qui correspondent au fond clair de l'image et aux bonbons de couleurs rouge, jaune, noire et verte. Comme l'image contient autant de bonbons de chaque couleur, les quatre classes des pixels correspondant aux bonbons sont sensiblement équiprobables. La reconstruction des régions dans cette image est difficile car elle doit notamment tenir compte des effets provoqués par des ombres et des reflets présents dans les images. Les pixels de l'image « woman » peuvent être divisés en quatre classes, à savoir le fond de l'image, la peau, le vêtement bleu et les cheveux noirs (voir figure 7(b)). Dans l'image « hand », nous pouvons discerner quatre classes de pixels qui représentent le fond de l'image, la main, les ongles et l'anneau bleu (voir figure 7(c)). Dans ces deux images, la taille de la population des pixels représentant le fond est nettement plus importante que celles des autres populations de pixels.

Un examen des résultats de segmentation va fournir un aperçu du comportement de la procédure que nous proposons d'exécuter avec un nombre de classes  $N_{class}$  variant de quatre à sept. Les images des figures 8, 9 et 10 montrent les résultats obtenus par l'analyse du degré de compacité spatio-colorimétrique appli-

quée aux images «jelly beans», «woman», et «hand». En examinant visuellement la segmentation de l'image «jelly beans», nous constatons que la procédure met trois classes de bonbons en évidence quand  $N_{class}$  est fixé à quatre (voir figures 8(a)). Lorsque  $N_{class}$  est fixé à cinq, l'analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique réussit à distinguer les cinq classes de pixels en présence (voir figures 8(b)). L'intensité des pixels du fond situés dans la partie gauche de l'image est supérieure à celle des pixels situés dans la partie droite. Cette non uniformité de l'intensité et la taille importante de la population des pixels formant le fond de l'image pourrait perturber la construction des classes de pixels. Comme les degrés de compacité spatio-colorimétrique sont indépendants des tailles des populations des sous-ensembles-couleur analysés, la procédure proposée parvient à regrouper la plupart des pixels du fond de l'image en une seule classe. Quand  $N_{class}$  est supérieur à cinq, l'analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique met en valeur certains détails des bonbons (voir figures 8(d)), ce qui semble acceptable en termes de pertinence de segmentation.

Examinons visuellement les résultats de la segmentation de l'image «woman» (voir figure 9). Quand  $N_{class}$  varie de quatre à sept, l'analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique parvient à représenter la quasi-totalité du fond par une seule région principale. Ces bons résultats sont dus à la fonction objectif  $J$  utilisée pour la construction des classes de pixels (voir équation(10)), qui tient compte du degré de compacité spatio-colorimétrique des sous-ensembles-couleur examinés. Le degré de compacité spatio-colorimétrique du sous-ensemble-couleur représentant le fond de l'image est suffisamment élevé pour que le domaine-couleur candidat associé soit sélectionné sans ambiguïté par la procédure pour définir une classe de pixels. En examinant les autres régions reconstruites, il apparaît que l'analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique fournit une partition pertinente en régions décomposant la femme.

Nous débouchons sur les mêmes conclusions concernant les résultats de segmentation de l'image «hand» (voir figure 10). Quand le nombre de classes augmente, l'analyse des degrés de



(a) Image «jelly beans». (b) Image «woman». (c) Image «hand».

Figure 7. Images de référence.



(a) Analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique.  $N_{Class} = 4$ .  
 (b) Analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique.  $N_{Class} = 5$ .  
 (c) Analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique.  $N_{Class} = 6$ .  
 (d) Analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique.  $N_{Class} = 7$ .

Figure 8. Segmentation de l'image «jelly beans».

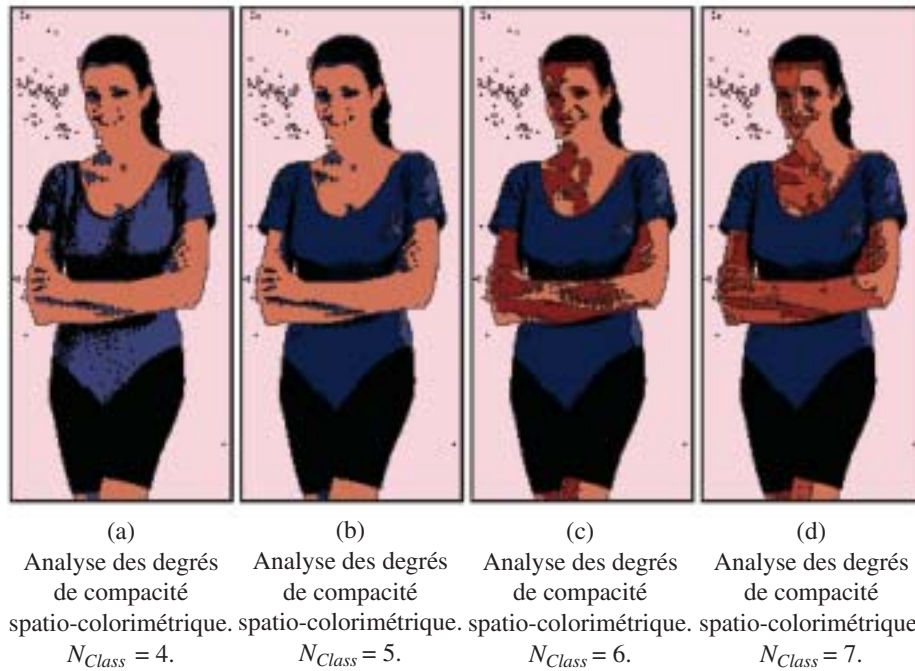


Figure 9. Segmentation de l'image « woman ».

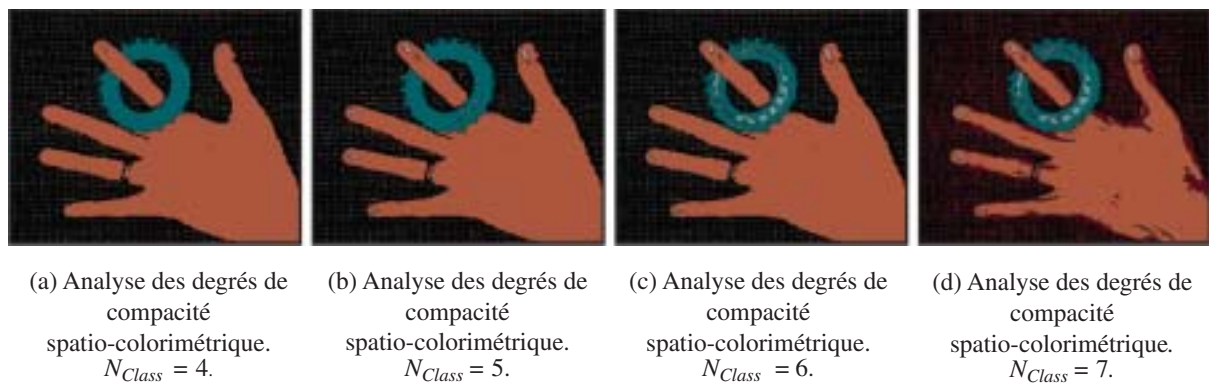


Figure 10. Segmentation de l'image « hand ».

compacité spatio-colorimétrique permet de construire des domaines-couleur de définition de classes de sorte que la main soit toujours représentée par une région principale. Seul l'anneau bleu est décomposé en plusieurs petites régions. Par ailleurs, les ongles de la main sont correctement reconstruits par l'analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique. Quand le nombre désiré de classes est plus élevé que le nombre de classes de pixels en présence dans l'image, l'analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique n'a pas tendance à décomposer les grands objets en plusieurs petites régions.

## 5. Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une nouvelle méthode de segmentation d'images couleur qui reconstruit les régions par

classification non supervisée des pixels. Cette méthode a été développée pour tenter de répondre au cas, qui n'a rien d'exceptionnel, où il n'y a pas de correspondance bijective entre les nuages de points-couleur dans l'espace couleur et les régions de l'image. Quand les points-couleur provenant de différentes régions de l'image constituent un seul nuage dans l'espace couleur, la méthode proposée divise ce nuage en sous-populations de points-couleur associées à des domaines-couleur. Toute la difficulté consiste à trouver les domaines-couleur qui définissent des classes de pixels correspondant effectivement aux régions de l'image.

Pour ce faire, la procédure analyse conjointement les propriétés de connexité spatiale et d'homogénéité colorimétrique des sous-ensembles-couleur de pixels associés aux domaines-couleur considérés. La sélection des domaines-couleur pertinents s'appuie sur une nouvelle mesure, le degré de compacité spatio-colorimétrique, qui indique le degré de confiance que nous pouvons accor-

der à la proposition: «le sous-ensemble-couleur associé au domaine-couleur examiné correspond à une région de l'image».

Une procédure spécifique est développée afin de sélectionner les domaines-couleur de définition de classes, de sorte que les classes correspondent effectivement aux régions de l'image. Cette procédure nécessite l'ajustement d'un seul paramètre, à savoir la longueur initiale  $l_{init}$  des côtés des domaines-couleur examinés, dont dépend la finesse de la segmentation des images. Les domaines-couleur de définition de classes dans l'espace couleur sont d'autant plus grands que la longueur initiale des côtés des domaines examinés est élevée. Plus les tailles des domaines-couleur de définition de classes sont élevées dans l'espace couleur, plus le nombre de pixels constituant les noyaux des classes est élevé, et par conséquent, plus les régions reconstruites tendent à être étendues.

Nous avons présenté en détail la méthode proposée en utilisant une image de synthèse. Cet exemple a permis de montrer que notre méthode est capable de discriminer des classes de pixels non équiprobables et qu'elle reste performante même lorsque les distributions des points-couleur présentent de forts chevauchements dans l'espace couleur.

Par ailleurs, nous avons testé notre approche sur des images réelles afin de mettre en évidence l'intérêt de l'analyse des degrés de compacité spatio-colorimétrique pour segmenter des images couleur par classification de pixels.

Il serait intéressant de poursuivre ce travail en tentant d'améliorer la méthode de segmentation proposée sur les deux points suivants: la construction des classes de pixels et la reconstruction des régions à partir des classes construites.

Pour des raisons de complexité algorithmique, la procédure proposée analyse seulement des domaines-couleur cubiques en supposant implicitement que les points couleur représentatifs de chaque région peuvent être rassemblés au sein d'un domaine-couleur cubique ne se chevauchant pas avec les autres dans l'espace couleur. Il serait intéressant de relâcher cette contrainte en considérant des domaines couleur non cubiques pour mettre en évidence les classes de pixels présentes dans l'image. Cependant, le relâchement de cette contrainte s'accompagnerait irrémédiablement d'une augmentation de la complexité calculatoire de la procédure.

Par ailleurs, la méthode proposée sélectionne généralement un seul domaine-couleur de définition de classe parmi plusieurs domaines-couleur candidats qui représentent la même région de l'image. Les domaines candidats qui sont rejetés ne sont pas pris en compte pour construire les domaines de définition de classes, et donc pour classifier les pixels. Les nombreux pixels qui n'appartiennent à aucun sous-ensemble couleur associé à l'un des domaines-couleur de définition de classes sont alors assignés par une règle de décision qui ne tient pas compte des autres domaines-couleur candidats. La procédure de construction des classes pourrait analyser ces domaines-couleur candidats afin de fusionner ceux qui représentent les mêmes régions, de sorte que les domaines-couleur de définition de classes représenteraient encore mieux les régions de l'image.

## Références

- [1] H. D. CHENG, X. H. JIANG, Y. SUN, J. WANG, Color image segmentation: advances and prospects, *Pattern Recognition* 34(12), 2259-2281, (2001).
- [2] J. H. LEE, B. H. CHANG, S. D. KIM, Comparison of colour transformations for image segmentation, *Electronics Letters* 30(20), 1660-1661, (1994).
- [3] N. VANDENBROUCKE, L. MACAIRE, J. G. POSTAIRE, Color image segmentation by pixel classification in an adapted hybrid color space. Application to soccer image analysis., *Computer Vision and Image Understanding* 90(2), 190-216, (2003).
- [4] L. SHAFARENKO, M. PETROU, J. V. KITTLER, Histogram based segmentation in a perceptually uniform color space, *IEEE Trans. on Image Processing* 7(9), 1354-1358, (1998).
- [5] S. H. PARK, I. D. YUN, S. U. LEE, Color image segmentation based on 3D clustering: morphological approach, *Pattern Recognition* 31(8), 1061-1076 (1998).
- [6] A. GILLET, L. MACAIRE, C. BOTTE-LECOCQ, J. G. POSTAIRE, Color image segmentation by analysis of 3D histogram with fuzzy morphological filters, *Studies in Fuzziness and Soft Computing* 122, 153-177, (2002).
- [7] T. UCHIYAMA, M. A. ARBIB, Color image segmentation using competitive learning, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 16(12), 1197-1206, (1994).
- [8] P. SCHEUNDERS, A genetic c-means clustering algorithm applied to color image quantization, *Pattern Recognition* 30(6), 859-866, (1997).
- [9] T. PHAM, H. YAN, Color image segmentation using fuzzy integral and mountain clustering, *Fuzzy Sets and Systems* 107(2), 121-130, (1999).
- [10] T. Q. CHEN, Y. LU, Color image segmentation: an innovative approach, *Pattern Recognition* 35(2), 395-405, (2002).
- [11] M. T. ORCHARD, C. A. BOUMAN, Color quantization of images, *IEEE Trans. on Signal Processing* 39(12), 2677-2690, (1991).
- [12] R. BALASUBRAMANIAN, J. P. ALLEBACH, C. A. BOUMAN, Color-image quantization with use of a fast binary splitting technique, *Journal of Optical Society of America* 11(11), 2777-2786, (1994).
- [13] Y. DENG, B. MANJUNATH, Unsupervised segmentation of color-texture regions in images and video, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 23(8), 800-810, (2001).
- [14] H. CHENG, X. JIANG, J. WANG, Color image segmentation based on homogram thresholding and region merging, *Pattern Recognition* 35(2), 373-393, (2002).
- [15] H. CHENG, J. LI, Fuzzy homogeneity and scale-space approach to color image segmentation, *Pattern Recognition* 36(2), 1545-1562, (2003).
- [16] D. COMANICIU, P. MEER, Mean shift: a robust approach toward feature space analysis, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24(5), 603-619, (2002).
- [17] M. FONTAINE, L. MACAIRE, J. G. POSTAIRE, Pixel classification scheme for color image segmentation, in: *ISIVC2000 Int. Symp. on Image/Video Communications over Fixed and Mobile Networks - Rabat, Morocco*, p. 1-8, 2000.
- [18] M. FONTAINE, Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels, Thèse de doctorat, Université Lille 1 (décembre 2001).
- [19] G. HOULE, E. DUBOIS, Quantization of color images for display on graphics terminals, in: *GLOBECOM86 IEEE Global Telecommunications Conf.*, 284-297, 1986.



Ludovic **Marcaire**

Ludovic Macaire, Ingénieur (UTC Compiègne, France, 1988), Docteur en Automatique et Informatique Industrielle (Université des Sciences et Technologies de Lille, 1993) est Maître de Conférences habilité à diriger des recherches à l'UFR d'IEEA de l'Université des Sciences et Technologies de Lille. Membre du Laboratoire LAGIS, ses travaux de recherche portent sur l'exploitation de la couleur pour la segmentation et l'analyse d'images.



Jack-Gérard **Postaire**

Jack-Gérard Postaire, Ingénieur (I.D.N., 1970) et Docteur es Sciences (USTL, 1981) est Professeur en Automatique à l'Institut Universitaire de Technologie de Lille depuis 1982. Il est auteur ou co-auteur de plus de 250 conférences et de près de 100 articles scientifiques. Il a dirigé ou co-dirigé plus de 60 thèses et autant de projets scientifiques, principalement dans le domaine de l'analyse des données, de la classification automatique et du traitement et de l'analyse des images numériques.



Nicolas **Vandenbroucke**

Nicolas Vandenbroucke, Docteur en Automatique et Informatique Industrielle (Université des Sciences et Technologies de Lille, 2000) est enseignant-chercheur à l'École d'Ingénieur du Pas-de-Calais (EIPC). Membre du Laboratoire LAGIS, ses travaux de recherche portent sur la définition de nouveaux espaces de représentation de la couleur adaptés à la segmentation d'images.

