

# DETECTION DE CONTOURS D'IMAGES COULEUR PAR HYPERGRAPHE DE VOISINAGE SPATIOCOLORIMETRIQUE

S. Rital

H. Cherifi

LIRSIA, Faculté des Sciences Mirande, université de Bourgogne

{soufiane.rital, Hocine.cherifi}@u-bourgogne.fr

**Résumé.** Dans ce papier, nous introduisons un algorithme de détection de contours vectoriel. Ce dernier comporte deux étapes. Dans un premier temps, nous construisons la représentation d'image couleurs par Hypergraphe de Voisinage SpatioColorimétrique (HVSC). Ensuite, nous classifions les hyperarêtes en contour et non contour en utilisant les propriétés des hypergraphes. Cet algorithme a été comparé avec l'algorithme de Cumani [3] en utilisant des images synthétiques et réelles. Les résultats de ces expérimentations montrent la supériorité de notre approche.

**Mots clés.** Analyse d'image couleurs, détection de contours, Hypergraphe, Graphe, Espace Couleur.

## 1 Introduction

La détection de contours est un sujet de recherche très important en traitement d'images. En effet, les contours sont utilisés comme primitives en analyse d'images et en vision par ordinateur. La qualité et la précision des contours détectés jouent donc un rôle très important chaque fois que l'on doit mettre en correspondance des primitives robustes issues d'images différentes. Citons par exemple : la stéréovision, l'analyse du mouvement, etc. Les contours ont fait l'objet de nombreuses études, et plusieurs détecteurs ont été proposés [11]. Il existe plusieurs approches de détection de contours. Citons par exemple, les méthodes dérivatives, surfaciques, morphologiques et structurelles. Les approches structurelles sont les plus immédiates pour détecter et localiser les variations. Les contours sont assimilés aux points de fort gradient ou de dérivée seconde nulle. Dans les approches surfaciques, la transition entre deux régions est modélisée par un gabarit. Les méthodes morphologiques travaillent sur les maximums et les minimums des intensités du voisinage de chaque pixel. Dans ces deux dernières approches, l'image des intensités est considérée comme une surface. Les approches structurelles se basent sur la nature spatiale de l'image. L'algorithme présenté dans cet article, emploie une méthode structurelle. Elle repose sur la représentation d'une image par hypergraphe.

Beaucoup d'efforts ont été effectués sur la détection des contours dans les images à niveaux de gris, mais les images couleurs ont été un peu négligées. Deux approches sont possibles pour appliquer un algorithme de détection de contour aux signaux multicomposantes : l'approche marginale ou l'approche vectorielle. L'approche la plus couramment utilisée est l'approche marginale qui consiste à trouver les contours dans les différentes images et ensuite à effectuer une fusion des images contours résultantes [8]. Cependant, la

fusion des contours est complexe. La deuxième approche est l'approche vectorielle [3, 10, 4]. En général, l'approche vectorielle permet d'améliorer les performances des opérateurs marginaux. En effet, toutes les composantes sont traitées simultanément et la corrélation entre les différentes composantes est alors prise en compte. En nous basant sur la théorie des hypergraphes, nous avons développé dans [5] un algorithme de suppression de bruit dans des images à niveaux de gris ensuite sur des images couleur [6]. Dans [7], nous avons développé un algorithme de détection de contours d'image à niveaux de gris en utilisant la notion d'homogénéité locale sur hypergraphe de voisinage. Dans cet article, nous présentons une extension de l'algorithme de détection de contour appliquée aux images couleur.

L'organisation de l'article est la suivante. Dans la deuxième section, nous présentons la représentation HVSC vectorielle. Dans la troisième section, nous présentons l'extension de l'algorithme. Dans la dernière section, nous évaluons les performances de l'algorithme dans les espaces de couleur RVB et CIELab. Ensuite nous comparons ces performances par rapport à l'algorithme de Cumani.

## 2 Hypergraphe de voisinage Spatio-Colorimétrique HVSC

### 2.1 La représentation HVSC

Soit  $X$  un ensemble. Un Hypergraphe  $H$  [2] consiste en la donnée d'une famille  $(E_i)_{i \in I}$  de parties non vides de  $X$  dont la réunion sur  $I$  est  $X$ . Plus formellement :

- $\forall i \in I, E_i \neq \emptyset$ .
- $\bigcup_{i=1} E_i = X$ .

Soit  $G = (X, E)$  un graphe [1], à tout sommet  $x$  du graphe on associe le voisinage de  $x$  défini par :  $\Gamma(x) = \{y \in X, \{x, y\} \in E\}$ . A tout graphe, on peut associer un hypergraphe dit hypergraphe de voisinage défini par :

$$H_\Gamma = (X, (\{x\} \cup \Gamma(x))_{x \in X}). \quad (1)$$

Considérons  $I$  l'image couleur,  $d'$  distance sur  $\Omega$  et  $d$  une distance de grille sur  $X$  (l'ensemble des pixels  $x$ ). Soient  $\alpha$  et  $\beta$  deux réels strictement positifs. A chaque pixel  $x$  de  $X$ , il est possible d'associer un unique voisinage  $\Gamma_{\alpha, \beta}(x)$  pour l'image  $I$  :

$$\Gamma_{\alpha, \beta}(x) = \{y \in X, y \neq x \mid d'(\mathcal{I}(x), \mathcal{I}(y)) \leq \alpha \text{ et } d(x, y) \leq \beta\} \quad (2)$$

En utilisant cette équation (Eq. 2), l'hypergraphe de voisinage d'une image couleur est défini par :

$$H_{\Gamma_{\alpha,\beta}} = (X, (\{x\} \cup \Gamma_{\alpha,\beta}(x))_{x \in X}). \quad (3)$$

## 2.2 Espace de couleur et distance colorimétrique

Dans la représentation HVSC, nous utilisons deux distances : colorimétrique et spatiale. La distance spatiale est fixée par l'ordre de voisinage utilisé, tandis que la distance colorimétrique dépend de l'espace de couleur utilisé. Cette dernière s'est avérée très importante dans plusieurs applications. La distance de Minkowski est la mesure la plus utilisée pour quantifier une distance entre deux vecteurs. Elle est définie comme :

$$d_p(x, y) = \left( \sum_{k=1}^m |(I_{x,k} - I_{y,k})|^p \right)^{1/p} \quad (4)$$

où  $m$  représente la dimension du vecteur  $\vec{I}_x$  et  $I_{x,k}$  est le  $k^{\text{ème}}$  élément du vecteur  $\vec{I}_x$ . Trois cas de la norme  $L_p$  ont un intérêt particulier à savoir : La distance de City-Block ( $p = 1$ ), distance euclidienne ( $p = 2$ ) et distance de Chessboard ( $p = \infty$ ). Même si la distance Minkowski reste la mesure de distance la plus simple, elle n'en est pas moins inadaptée dans les espaces couleur non linéaires. Et il n'est pas alors possible de relier simplement ces variations avec une distance Minkowski. C'est pourquoi de nombreuses recherches ont été effectuées afin de déterminer des espaces perceptuellement uniformes dans lesquels la distance Minkowski identique correspond à peu près à des mêmes différences de perception. La CIE a ainsi normalisé deux espaces uniformes : CIELAB et CIELUV définis à partir de l'espace de couleur CIEXYZ. La représentation HVSC peut être appliquée sur n'importe quel espace de couleur muni d'une mesure colorimétrique. Par exemple, dans l'espace de couleur CIELab, la distance  $d'(I(x), I(y))$  est définie par :

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{\Delta(L^*)^2 + \Delta(a^*)^2 + \Delta(b^*)^2} \quad (5)$$

## 2.3 Estimateur de $\alpha$

L'hypergraphe de voisinage associé à une image est fonction de la distance colorimétrique utilisée  $d'(I(x), I(y))$  et du seuil de décision  $\alpha$ . Le seuillage peut s'effectuer de deux manières. Dans le premier cas, le seuil est déterminé globalement pour tous les pixels de l'image, alors que dans le second cas, le seuil est généré localement puis appliqué de manière adaptative à l'ensemble des pixels. Dans cet article, nous construisons la représentation HVSC par un seuil global fixé expérimentalement et un seuil optimal estimé pour chaque image. L'utilisation d'un seuil optimal estimé rend l'algorithme non supervisé. Le seuil global est estimé selon l'équation [9] :

$$\alpha = D_m + D_\delta \quad (6)$$

où

$$\begin{aligned} D_m &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{d_{i,j}}{M \times N} \\ D_\delta &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{|d_{i,j} - D_m|}{M \times N} \end{aligned} \quad (7)$$

avec  $(M, N)$  représente la taille de l'image couleur.  $d_{i,j}$  est la moyenne de différence entre le pixel  $I_{i,j}$  est ces voisins

$I_{x,y}$  définie par :

$$d_{i,j} = \frac{1}{8} \sum_{x=i-1}^{i+1} \sum_{y=j-1}^{j+1} d'(I_{x,y}, I_{i,j}) \quad (8)$$

## 3 Modélisation de contours

### 3.1 Définitions préliminaires

Une hyperarête  $E_i$  est isolée si et seulement si :  $\forall j \in I, j \neq i$  tels que  $E_i \cap E_j \neq \emptyset$ , alors  $E_j \subseteq E_i$ . Autrement dit, toute hyperarête distincte de  $E_i$  et intersectant avec celle-ci est nécessairement incluse dans  $E_i$ .

Une chaîne est une succession des hyperarêtes. Elle est disjointe si les hyperarêtes sont non connectées deux par deux.

### 3.2 Hyperarête de contour

Pour modéliser les hyperarêtes de contour, nous proposons la définition qui suit : une hyperarête est classée comme hyperarête de contour  $E_{\alpha,\beta}^{\text{contour}}(x) \leftarrow E_{\alpha,\beta}(x)$  si elle vérifie l'une des deux conditions :

1.  $E_{\alpha,\beta}(x)$  est une hyperarête non isolée, incluse, dans une chaîne de plus de  $\omega$  éléments ;
2.  $E_{\alpha,\beta}(x)$  est une hyperarête isolée de cardinalité égale à 1, incluse dans une chaîne disjointe de plus de  $\omega$  éléments.

### 3.3 Algorithme de détection de contours

L'objet de cette section est d'illustrer l'efficacité et l'utilisation de la représentation HVSC. Pour ce faire, nous donnons comme application un algorithme de détection des contours. Ce dernier est basé sur le principe suivant : (i) représentation de l'image couleur par HVSC ; (ii) classification binaire des hyperarêtes de l'image ( $H_0$  hyperarête de contour et  $H_1$  hyperarête non contour).

## 4 Résultats Expérimentaux

Nous avons testé le détecteur sur des images de synthèse et des images réelles. La figure 1 présente les images de simulation. L'objectif des images synthétiques est de tester la robustesse de l'algorithme vis-à-vis de la détection des petits contours tels que jonctions, ligne et marche.

Les résultats expérimentaux comporte trois étapes. (1) la détermination de l'espace adéquat à la représentation HVSC : pour cela, nous comparons les performances de l'algorithme de détection de contours dans l'espace de couleur RVB et CIELab. (2) une comparaison des performances de l'algorithme en utilisant un seuil global et un seuil estimé. (3) une comparaison avec l'algorithme de Cumani.

### 4.1 Détermination de l'espace couleur adapté à HVSC

Afin de trouver l'espace de couleur adéquat à la représentation HVSC entre RVB et CIELab, nous donnons dans la figure 2, les sorties de l'algorithme associé à ces deux espaces de couleur. La comparaison est réalisée en utilisant la représentation HVSC à seuil  $\alpha$ . La valeur de  $\alpha$  est ajustée afin d'obtenir la meilleure qualité visuelle. La longueur de la chaîne est  $\omega = 5$  et l'ordre de voisinage est  $\beta = 1$ . En prenant les meilleures cartes des deux espaces, c'est à dire

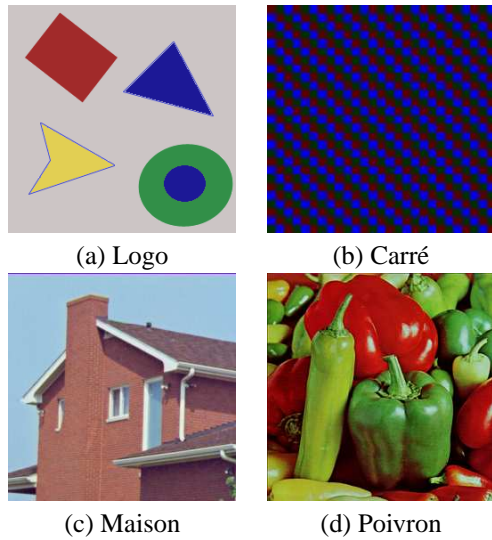


Figure 1 – Images de simulation. (a,b) images de synthèses, (b,c) images réelles.

$\alpha = 40$  pour l'espace RVB et  $\alpha = 30$  pour l'espace CIE-Lab, nous constatons que l'approche vectorielle dans l'espace couleur CIE-Lab est plus performante que dans l'espace couleur RVB. En effet, selon ces deux images, nous remarquons que dans l'espace de couleur RVB, nous détectons plus de faux contours que dans l'espace de couleur CIE-Lab. Concernant les contours significatifs, nous constatons que dans les deux espaces de couleur, l'algorithme détecte approximativement la même carte de contour avec un peu de différence. La supériorité des performances dans l'espace de couleur CIE-Lab est justifiée par l'utilisation d'une distance euclidienne dans un espace uniforme. En effet, ceci montre le rôle important de la distance ainsi que de l'espace de couleur dans la construction de la représentation HVSC et par conséquent sur l'algorithme de détection de contour.

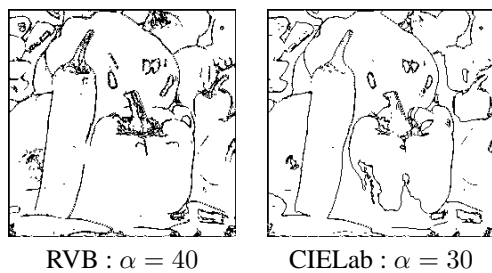


Figure 2 – Comparaison des résultats de la détection de contours par l'algorithme proposé (avec les paramètres  $\omega = 5$  et  $\beta = 1$ ) dans les espaces couleur RVB et CIE-Lab.

## 4.2 Évaluation de l'estimateur $\alpha$

Jusqu'à présent, nous avons présenté les résultats de la détection des contours en appliquant un paramètre  $\alpha$  global dans la représentation HVSC. Ce paramètre peut être estimé pour chaque image. En effet, dans la section 2.3 nous avons présenté un estimateur du seuil colorimétrique  $\alpha$ . L'objectif de cette section est d'évaluer l'algorithme de détection de contour employant cet estimateur. Dans la figure 3, nous

présentons les cartes de contours de l'image Poivron. Ces cartes de contours sont générées par l'algorithme proposé en utilisant la représentation HVSC avec un seuil  $\alpha$  estimé et un seuil global dans l'espace de couleur CIE-Lab. D'après cette figure, nous constatons que l'algorithme avec un seuil estimé donne approximativement les mêmes résultats par rapport à un seuil  $\alpha$  fixé expérimentalement pour les images Poivron et Maison malgré une grande différence entre le seuil fixé expérimentalement et le seuil estimé. Ceci montre la faible dépendance de performance de l'algorithme par rapport au seuil  $\alpha$ .

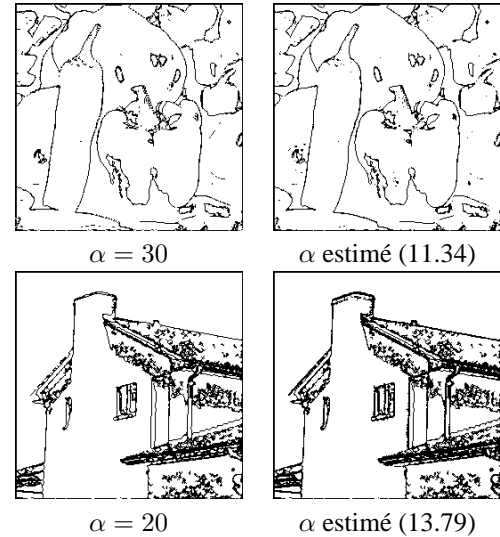


Figure 3 – Résultats de l'algorithme avec un seuil  $\alpha$  fixe et optimal.

## 4.3 Comparaison avec l'algorithme de Cumani

Tout d'abord, nous cherchons les paramètres de l'algorithme de Cumani qui donnent visuellement les meilleures cartes de contours. Ensuite, nous comparons ces cartes avec celles obtenues avec l'algorithme proposé.

Dans les figures 4 et 5, nous présentons les sorties de l'algorithme proposé ainsi que l'algorithme Cumani. L'algorithme proposé dans ce cas utilise la représentation HVSC dans l'espace couleur CIE-Lab avec un seuil spatiocolorimétrique global estimé. Les cartes de contours sont générées à partir d'images de synthèse et d'images réelles.

Pour les images de synthèse, nous constatons que les deux algorithmes détectent approximativement les mêmes contours significatifs. Néanmoins, sur les deux images de synthèse, nous constatons que l'algorithme de Cumani ne détecte pas les jonctions de l'image. Ceci a entraîné une modification de la forme carrée des contours de l'image de synthèse 4(b).

Pour les images réelles, nous constatons que les algorithmes de Cumani et proposé ont introduit respectivement des faux contours sur les images Poivron et Maison. En conclusion, ces deux approches détectent approximativement les mêmes cartes de contours ; la seule différence entre elles est située au niveau de la détection des jonctions. Ces dernières sont bien détectées par l'algorithme proposé.

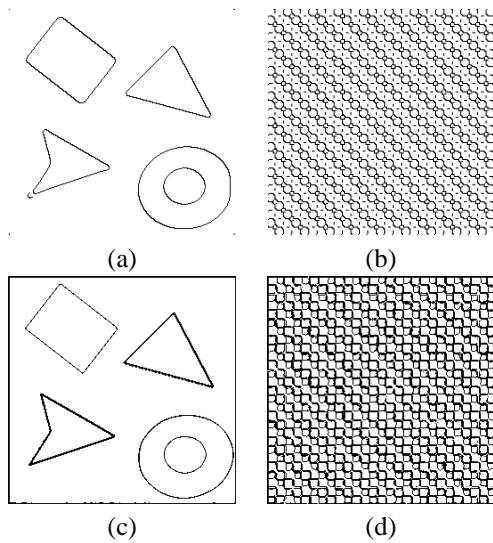


Figure 4 – Les zones de contours détectées par les algorithmes de Cumani (a,b) et proposé (c,d). (a) avec les paramètres  $\sigma = 3$ ,  $Seuil = 2$ . (b) avec les paramètres  $\sigma = 2$ ,  $Seuil = 10$ . (c,d) avec les paramètres  $\omega = 5$   $\beta = 1$ .

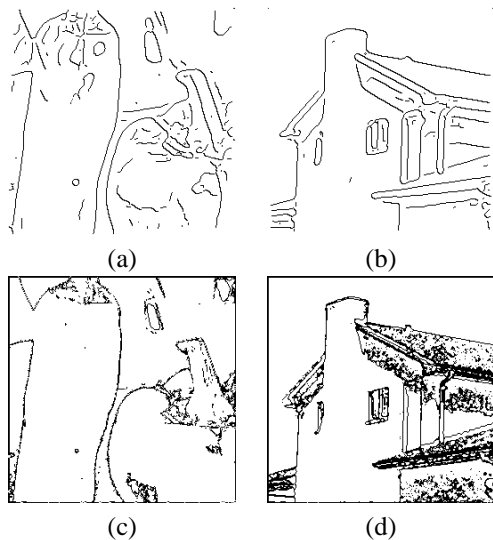


Figure 5 – Les zones de contours détectées par les algorithmes de Cumani (a,b) et proposé (c,d). (a) avec les paramètres  $\sigma = 3$ ,  $Seuil = 10$ . (b) avec les paramètres  $\sigma = 3$ ,  $Seuil = 5$ . (c,d) avec les paramètres  $\omega = 5$   $\beta = 1$ .

## 5 Conclusion

Dans ce papier, nous avons développé une nouvelle application de la modélisation d'images couleur par hypergraphe de voisinage. La représentation d'images couleur par hypergraphe de voisinage dans un espace donné nous permet de réaliser tous les processus bas niveau. Les résultats des simulations de l'algorithme de détection de contours sont prometteurs. Ils indiquent que notre approche est supérieure aux autres méthodes testées dans la détection des contours.

## Références

- [1] C. Berge. *Graphs*. North holland, 1987.
- [2] C. Berge. *Hypergraph*. North holland, 1987.
- [3] A. Cumani. A second order differential operator for multispectral edge detection. *In 5th Int. Conf. Image Anal. Process.*, pages 54–58, 1989.
- [4] C. Drewniok. Multi-spectral edge detection : Some experiments on data from landsat-tm. *Int. Journal of Remote Sensing*, 15(18) :3743–3765, 1994.
- [5] S. Rital, A. Bretto, H. Cherifi, and D. Aboutajdine. A combinatorial based technique for impulsive noise removal in images. *Image Processing and Communication journal*, 1(1) :3–4, January 2001.
- [6] S. Rital and H. Cherifi. Débruitage d'images couleur par hypergraphe de voisinage spatiochromimétrique. *CORESA*, 2003.
- [7] S. Rital and H. Cherifi. Similarity hypergraph representation for edge detection algorithm on noisy images. *9th International Workshop on Systems, Signals and Image Processing IWSSIP, Manchester, United Kingdom*, 7/8/2002.
- [8] R. Alberto Salinas, C. Richardson, M.A. Abidi, and R.C. Gonzalez. Data fusion : Color edge detection and surface reconstruction through regularization. *IEEE Trans. on Ind. Elec.*, 43(3) :355–363, June 1996.
- [9] Mei Yu, Gang Yi Jilang, Dong Mun Ha, Tae Young Choi, and Yong Deak Kim. New adaptive vector filter based on noise estimate. *IEICE Trans. Fundamentals*, 82(6) :911–919, June 1999.
- [10] S. Di Zenzo. A note on the gradient of a multi-image. *CVGIP*, 33(1) :116–125, January 1986.
- [11] D. Ziou and S. Tabbone. Edge detection techniques - an overview. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 8(4) :537–559, 1998.