



UN OPERATEUR OPTIMAL POUR LA DETECTION DE CONTOURS DANS DES IMAGES COULEUR

Wael ALSHATTI, Patrick LAMBERT

Laboratoire d' Automatique et de MicroInformatique Industrielle
LAMII / CESALP - Université de Savoie - BP 806 - F-74016 Annecy Cedex e-mail : lambert@univ-savoie.fr
(CNRS-GdR 134 Traitement du signal et de l'image)

RÉSUMÉ

La détection de contours dans des images couleur peut être vue comme la détection de changements dans un champ vectoriel. Dans cet article, les points de contours couleur seront définis par le passage par zéro de la dérivée seconde directionnelle. Cette approche fait appel aux vecteurs propres et aux valeurs propres du champ vectoriel de l'image couleur. Basé sur l'utilisation des opérateurs optimaux de Deriche, nous proposons un opérateur optimal pour le calcul de la dérivée seconde directionnelle. Un test comparatif est présenté sur une image réelle.

Mots clés: traitement d'image, couleur, champ vectoriel, détection de contours.

ABSTRACT

Using the color representation provides a powerful description about the analyzed scenes. Edge detection for such images has to be considered as detecting changes in the color image vector field. In this paper we use a second directional derivative approach, where edges are defined as zero crossing points. This approach considers the eigenvectors and the eigenvalues of the color image vector field as information about the derivative direction. Based on Deriche optimal operators, we propose an optimal operator for calculating the second directional derivative in color images.

Key words: Image processing, color, vector field, edge detection.

1. INTRODUCTION

La détection de contours est l'un des problèmes les plus importants en vision par ordinateur. Les contours sont en effet des informations pertinentes, indispensables pour certaines tâches comme la segmentation, la reconnaissance de formes, et l'analyse d'images en général.

Depuis quelques années, on commence à s'intéresser au développement des techniques de traitement d'images multi-spectrales (MS). Ces recherches sont encouragées par la rapidité des développements techniques, et la nécessité d'améliorer les performances en analyse d'images en utilisant une représentation plus riche en informations. Un cas particulier de cette représentation est l'image couleur, classiquement obtenue sous forme de trois composantes Rouge, Verte et Bleu (dite représentation RVB). On trouve d'intéressantes applications de l'analyse des images multi-composantes dans les systèmes vidéo, en imagerie biomédicale (les images de résonance magnétique), en imagerie satellite, etc....

La difficulté essentielle dans l'analyse des images MS vient du fait que l'image est un champ vectoriel. Ainsi, la détection des contours dans des images couleur revient à détecter des changements dans un champ vectoriel bidimensionnel (x et y) possédant trois attributs (RVB). Des méthodes de détection de contours ont été proposées dans [1][2][3][4][5][6]. Ces méthodes (sauf [4]) sont basées sur le calcul des dérivées premières de l'image couleur, c'est à dire la détermination d'un gradient couleur. Les contours sont ensuite détectés en utilisant

une méthode de suppression des non-maxima locaux de l'image gradient suivi d'un seuillage. Une approche différente a été proposée dans [7][8]. On estime d'abord la dérivée première du module carré du gradient dans la direction du maximum de ce gradient (notée dérivée seconde directionnelle). Puis, les contours sont définis par le passage par zéro de la dérivée seconde directionnelle.

L'application de ces méthodes de détection de contours, impliquant des dérivées du premier et second ordre, il est nécessaire de procéder à une étape préalable de filtrage afin de diminuer l'effet d'amplification du bruit inhérente à tout processus de dérivation et susceptible d'engendrer des contours parasites. Ainsi, on voit clairement l'importance qui doit être accordée à cette étape de filtrage.

Une méthode d'estimation des dérivées premières et secondes basés sur un filtrage linéaire a été proposée par Deriche [9][10]. Son application sur des images en niveaux de gris donne de bons résultats grâce à l'optimalité entre une bonne détection des contours et une bonne réduction du bruit.

Dans cet article, en se basant sur l'intégration des opérateurs optimaux de Deriche dans la définition de la dérivée seconde directionnelle du champ vectoriel de l'image couleur, nous allons proposer un opérateur optimal pour la détection de contours dans des images couleur.

Dans un premier temps, nous allons présenter le principe de détermination de la dérivée seconde directionnelle en utilisant



les valeurs propres et vecteurs propres du champ vectoriel de l'image couleur. Ensuite, nous proposerons une méthode de calcul des différentes dérivées et une généralisation des opérateurs de Deriche. Le dernier paragraphe sera consacré aux résultats de l'application de la méthode proposée sur une image réelle.

2. PRINCIPE DE LA DERIVEE SECONDE DIRECTIONNELLE

2 - 1 Notion préalable: Gradient multi-composante

Di Zenzo [1] a été le premier à proposer une approche pour estimer le gradient vectoriel d'une image multi-composante. Le principe de cette méthode consiste à exprimer l'écart d'amplitude (au carré) entre deux pixels comme une fonction F de la direction angulaire θ définie par ces deux pixels. Di Zenzo recherche ensuite la valeur de θ maximisant cet écart. Les résultats s'expriment comme ci-dessous:

$$F(\theta) = p \cdot \cos^2\theta + 2t \cdot \cos\theta \cdot \sin\theta + q \cdot \sin^2\theta$$

$$\theta = 0.5 \operatorname{atan}((2t)/(p-q)) \mp \pi/2$$

avec

$$p = \left(\frac{\partial R}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial B}{\partial x}\right)^2 \quad q = \left(\frac{\partial R}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial B}{\partial y}\right)^2$$

$$t = \frac{\partial R}{\partial x} \cdot \frac{\partial R}{\partial y} + \frac{\partial V}{\partial x} \cdot \frac{\partial V}{\partial y} + \frac{\partial B}{\partial x} \cdot \frac{\partial B}{\partial y}$$

Cependant la manière d'estimer θ engendre quelques ambiguïtés[11], en particulier quand p et q sont proches. Pour contourner partiellement cette difficulté, Lee-Cok [3] propose l'utilisation d'une représentation matricielle D des dérivées premières de l'image MS. Le module du gradient apparaît alors comme la racine de la valeur propre maximale, λ , de la matrice $D^T D$, tandis que, la direction de ce gradient est celle du vecteur propre associé à λ . On a les expressions:

$$\lambda = 0.5 \{p + q + \sqrt{(p+q)^2 - 4(pq-t^2)}\}$$

et θ , direction du gradient définie par le vecteur $(t, \lambda - p)$ ou par le vecteur $(\lambda - q, t)$ si le premier est nul.

On peut unifier ces deux approches en considérant que le module carré de gradient peut être décrit sous la forme d'une distance $d^2(x,y)$, entre deux pixels voisins séparés spatialement par le vecteur unitaire $u = [u_1 \ u_2]$:

$$d^2(x,y) = pu_1^2 + 2tu_1u_2 + qu_2^2 \quad (2.1)$$

La différence entre Di Zenzo et Lee-Cok réside alors dans la manière d'estimer la direction de gradient, c'est à dire dans le choix du vecteur u .

2 - 2 La dérivée seconde directionnelle

L'utilisation de la dérivée seconde directionnelle est une méthode couramment utilisée en imagerie monochrome pour la détection et la localisation des contours. Cumani [7] a étendu le principe de cette méthode aux images MS. L'auteur propose de calculer les dérivées premières de la distance $d^2(x,y)$ (2.1) dans

la direction du gradient estimée par la méthode de Di Zenzo. Une solution plus adéquate [8] consiste à utiliser la direction du gradient de Lee-Cok portée par le vecteur unitaire u tel que:

$$u_1 = \frac{t}{\sqrt{(\lambda-p)^2 + t^2}} \quad \text{et} \quad u_2 = \frac{\lambda-p}{\sqrt{(\lambda-p)^2 + t^2}}$$

$$\text{ou} \quad u_1 = \frac{\lambda-q}{\sqrt{(\lambda-q)^2 + t^2}} \quad \text{et} \quad u_2 = \frac{t}{\sqrt{(\lambda-q)^2 + t^2}}$$

Dans les deux situations, Le calcul de la dérivée seconde directionnelle revient alors à effectuer le produit scalaire entre le vecteur constitué par les dérivées premières de $d^2(x,y)$ et le vecteur unitaire u . On obtient alors l'expression:

$$S_{dd}(x,y) = \frac{\partial}{\partial x} d^2(x,y) u_1 + \frac{\partial}{\partial y} d^2(x,y) u_2 \quad (2.2)$$

$$= p_x u_1^3 + (2t_x + p_y) u_1^2 u_2 + (2t_y + q_x) u_1 u_2^2 + q_y u_2^3$$

Les indices x et y sur p, q et t représentent les dérivées par rapport à x et y .

Les contours sont ensuite obtenus par détection des passages par zéro de la dérivée seconde directionnelle, en se limitant aux changements de signe positif vers négatif (ou l'inverse) dans la direction de dérivation.

3. LA METHODE PROPOSEE

3 - 1 Principe

Nous avons montré dans le paragraphe précédent que la dérivée seconde directionnelle définie par (2.2) nécessite des outils de dérivation des grandeurs p, q et t . La démarche suivie par Cumani consiste à utiliser des masques de dérivation du premier et second ordre déduits d'un modèle surfacique de l'image dans un voisinage 3x3. Le lissage préalable est effectué séparément, par un filtre gaussien tronqué.

Dans ce paragraphe, nous allons proposer une méthode basée sur l'intégration des étapes de lissage et de dérivation, en se basant sur l'utilisation des opérateurs optimaux de Deriche [9][10]. Le principe de calcul se présente ainsi. Soit $I^i(x,y)$ la $i^{\text{ème}}$ composante d'une image et $S(x,y)$ la réponse impulsionnelle du filtre de lissage de Deriche telle que:

$$S(x,y) = k(\alpha|x|+1)e^{-\alpha|x|} k(\alpha|y|+1)e^{-\alpha|y|}$$

k est un coefficient de normalisation, α est le paramètre de filtrage. Naturellement, une valeur faible de α donne une réponse impulsionnelle assez étendue, tandis qu'une valeur élevée rend la réponse impulsionnelle étroite.

La $i^{\text{ème}}$ composante de l'image filtrée peut s'exprimer sous la forme d'un produit de convolution: $F^i = I^i * S$. Ainsi, par le jeu de la combinaison de la dérivation et de la convolution, les quantités p, q et t peuvent être calculées par:

$$p = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial}{\partial x} F^i\right)^2 = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial S}{\partial x} * I^i\right)^2$$

$$q = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial}{\partial y} F^i\right)^2 = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial S}{\partial y} * I^i\right)^2$$



$$t = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial F}{\partial x} \right)^i \left(\frac{\partial F}{\partial y} \right)^i = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial S}{\partial x} * I \right)^i \left(\frac{\partial S}{\partial y} * I \right)^i$$

On retrouve dans ces expressions les classiques opérateurs de dérivation de Deriche. De la même façon, on peut calculer les dérivées premières par rapport à x et y des quantités p, q et t :

$$p_x = 2 \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial S}{\partial x} * I \right)^i \cdot \left(\frac{\partial^2 S}{\partial x^2} * I \right)^i$$

$$q_x = 2 \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial S}{\partial y} * I \right)^i \cdot \left(\frac{\partial^2 S}{\partial x \partial y} * I \right)^i$$

$$t_x = \sum_{i=1}^3 \left[\left(\frac{\partial S}{\partial y} * I \right)^i \left(\frac{\partial^2 S}{\partial x^2} * I \right)^i + \left(\frac{\partial S}{\partial x} * I \right)^i \left(\frac{\partial^2 S}{\partial x \partial y} * I \right)^i \right]$$

$$p_y = 2 \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial S}{\partial x} * I \right)^i \cdot \left(\frac{\partial^2 S}{\partial x \partial y} * I \right)^i$$

$$q_y = 2 \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial S}{\partial y} * I \right)^i \left(\frac{\partial^2 S}{\partial y^2} * I \right)^i$$

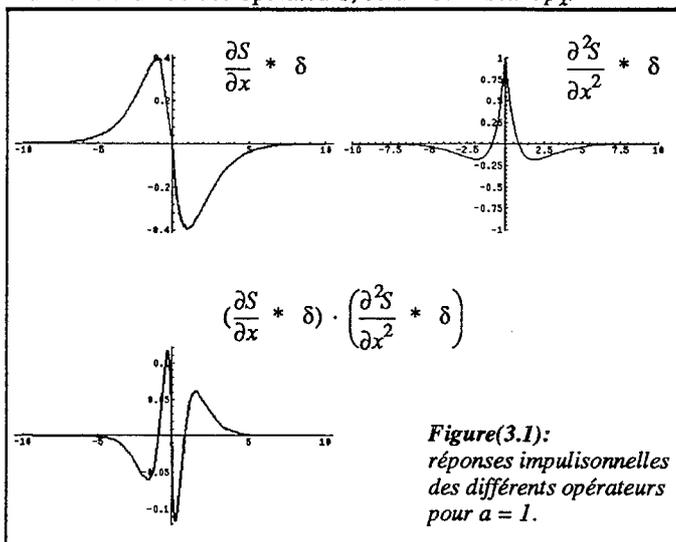
$$t_y = \sum_{i=1}^3 \left[\left(\frac{\partial S}{\partial x} * I \right)^i \left(\frac{\partial^2 S}{\partial y^2} * I \right)^i + \left(\frac{\partial S}{\partial y} * I \right)^i \left(\frac{\partial^2 S}{\partial x \partial y} * I \right)^i \right]$$

Pour obtenir la dérivée seconde directionnelle d'une image considérée comme champ vectoriel, il ne reste plus qu'à reporter les résultats obtenus dans (2.2).

3 - 2 Analyse

A travers ces équations, il est clair que la détection de contours dans les images couleur revient à traiter les trois plans de l'image de manière séparée à l'aide des opérateurs de Deriche. L'optimalité filtrage/détection acquise sur chaque plan est ainsi transposée à la forme vectorielle de la dérivée seconde directionnelle.

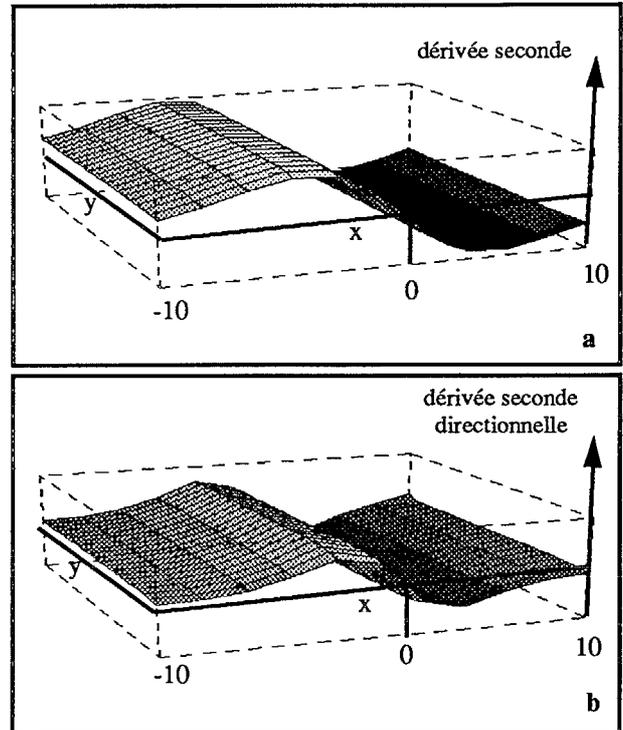
En ce qui concerne la dérivation des quantités p, q et t, on voit apparaître des produits mixtes entre les dérivées premières et secondes. Pour comprendre le comportement de ce type d'opération, nous avons étudié les réponses impulsionnelles et indicielles d'un de ces opérateurs, celui fournissant p_x .



Figure(3.1): réponses impulsionnelles des différents opérateurs pour $\alpha = 1$.

Les courbes de la figure (3.1) montrent que le produit entre les dérivées première et seconde entraîne une meilleure précision de localisation au voisinage du pixel étudié (expansion moindre de la réponse impulsionnelle). Par contre, la nature de l'opérateur, produit de dérivées, lui donne une plus grande sensibilité au bruit.

En ce qui concerne la réponse indicielle, toujours avec $\alpha = 1$, nous avons utilisé comme entrée un échelon vertical dans une image synthétique. La figure (3.2) confirme les constatations tirées de l'observation des réponses impulsionnelles.



Figure(3.2) :
a- réponse indicielle de la dérivée seconde selon x.
b- réponse indicielle de la dérivée seconde directionnelle selon la direction du gradient.

3 - 3 Réalisation

Les contours sont définis comme les points de passage par zéro de la dérivée seconde directionnelle et sont extraits par recherche des changements de signe dans la direction du gradient. Ceci se fait classiquement dans un voisinage restreint du pixel candidat, ce qui permet d'obtenir des contours fins sans risques d'avoir un dédoublement des contours.

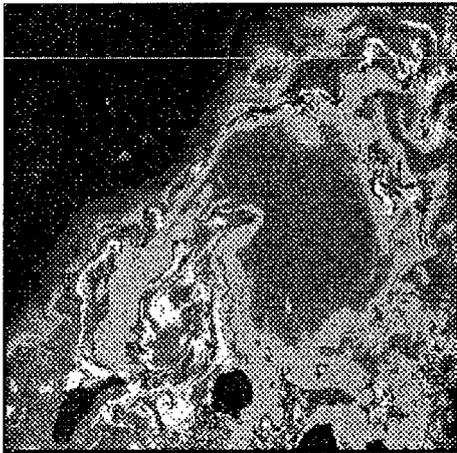
Les différentes dérivées premières et secondes, trouvées dans les expressions ci-dessus, peuvent être réalisées par des structures récursives du deuxième ordre. On conserve les avantages bien connus de la réalisation récursive de l'opérateur de Deriche.

- Implémentation de filtres à réponses impulsionnelles infinies sans recours à une quelconque troncature.
- Même structure pour les étapes de filtrage et de dérivation, avec bien évidemment, des jeux de coefficients adaptés à chacune des tâches. Le lecteur peut trouver cette structure et les jeux de coefficients dans [9].
- Temps de calcul indépendant de la taille de noyau, et donc constant quelque soit la valeur de α .

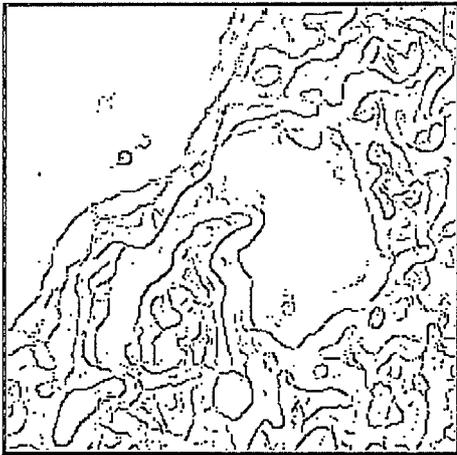


4. APPLICATION ET RESULTATS

L'algorithme décrit précédemment a été appliqué sur une image réelle assez complexe. Le paramètre de filtrage de Deriche a été fixé à 0,5. Les contours de la dérivée seconde directionnelle obtenus par notre méthode ont été comparés à ceux obtenus par la méthode de Cumani avec un filtrage gaussien séparable [12] ($\sigma = 3$). On montre aisément que son action est similaire à celle de Deriche avec $\alpha = 0.5$. La figure (4.1) montre que les contours détectés par notre méthode sont mieux fermés, avec une meilleure qualité de détection (contours plus longs) et de réduction du bruit sur l'ensemble de l'image. Il est à noter que les contours ont été obtenus directement après l'extraction des passage par zéro, sans utilisation d'autre traitement ultérieur.



Figure(4.1-a) :
L'image couleur
originale.



Figure(4.1-b) :
L'image contours en
utilisant la méthode
de Cumani.



Figure(4.1-c) :
L'image contours
en utilisant notre
méthode.

CONCLUSION

Dans cet article, nous avons envisagé la détection de contours dans des images couleur. L'approche adoptée considère la nature vectorielle de l'image couleur, et une méthode basée sur le calcul de la dérivée seconde directionnelle a été présentée. Un opérateur optimal est proposé pour le calcul des différentes dérivées premières et secondes nécessaires au calcul de la dérivée seconde directionnelle. Cet opérateur, basé sur l'utilisation des opérateurs optimaux de Deriche, intègre lissage et dérivation dans une même structure et permet le contrôle de l'optimalité détection/réduction de bruit à l'aide d'un seul paramètre.

Les résultats de l'application de notre méthode sur une image réelle montre de meilleures performances par rapport à ceux obtenus par la méthode de Cumani, et ceci pour un temps de calcul inférieur.

La méthode proposée a été présentée au travers de l'analyse d'images couleur, mais elle peut être très facilement généralisée à toute image multi-spectrale.

REFERENCES

- [1] S. Di Zenzo
"A note on the gradient of multi-image," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 33, pp. 116-125, 1986.
- [2] C. L. Novak and S. A. Shafer
"Color edge detection," in Proc. DARPA Image Understanding Workshop (Los Angeles, CA), Feb. 1987. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann Publishers, Inc., pp. 35-37.
- [3] H. C. Lee and D. Cok
"Detection boundaries in a vector field," IEEE Trans. Sig. Proc., vol. 39, No 5, May 1991.
- [4] R. Nevatia
"A color edge detector and its use in scene segmentation," IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. SMC-7, pp. 820-826, 1977.
- [5] M. Chapron et P. Coquerez
"La segmentation d'images couleur à partir d'un nouveau détecteur de contours" 13^e colloque GRETSI pp 1089-1091 Nice Sept 1991.
- [6] V. Coutance, T. Baron et M. Briot
"Segmentation d'images couleur en robotique," Sept 1989.
- [7] A. Cumani
"Edge detection in multispectral images," in Graphical Models and Image Processing, vol. 53, No. 1, pp. 40-51, Jan. 1991.
- [8] W. Alshatti, P. Lambert
"Using eigenvectors of a vector field for deriving a second directional derivative operator for color images" 5th International conference CAIP'93 - Budapest Sept. 93.
- [9] R. Deriche
"Fast algorithms for low-level vision," IEEE, PAMI, vol. 12, No. 1, Jan 1990.
- [10] R. Deriche
"Détection optimale de contours avec une mise en oeuvre récursive," GRETSI-NICE, p. 483-486, Juin 1987.
- [11] W. Alshatti
"Détecteur de contours niveaux de gris et couleurs: evaluation et étude comparative," Rapport interne No 92/08, LAMII, Oct. 1992.
- [12] A. Chéhikian
"Algorithmes Optimaux pour la Génération de Pyramides d'Images Passe-bas et Laplaciennes," Traitement du Signal, vol. 9, No. 4, 1992.