



Etudes comparatives de différents détecteurs de contours et segmentation au sens contours par frames multiéchelles

F. MERIAUDEAU, O. LALIGANT, F. TRUCHETET  
(Membres du GT2 du GDR 134)

Laboratoire GERE, Université de Bourgogne,  
I.U.T., 12 rue de la Fonderie, 71200 LE CREUSOT

email fabrice@GERE.u-bourgogne.fr

### Résumé

Nous abordons l'étude par une comparaison de différents détecteurs de contours, basée sur les performances et la lourdeur d'implémentation de chacun. Puis, nous présentons un système de segmentation à partir de contours multiéchelles sur des images réelles. Nous nous basons sur une généralisation du filtre de Canny, optimisé pour un contour plus réaliste que le contour traditionnel sous forme d'échelon. Ce filtre peut être utilisé pour générer une famille d'ondelettes non orthogonales. Pour la fusion des données de projections nous utilisons un classifieur géométrique développé dans notre laboratoire.

### Abstract

We begin the study, with a comparison, based on performances and heaviness of implementation between different edge detectors, after we present multiscale edge detection on real world images we treat in our laboratory. These images are often 3D and the lens field depths used cause a blur of that edges to be detected. Our work is based on a generalisation of the Canny-Deriche filter, modeled by a more realistic edge than the traditional ramp form edge. This filter can be used to generate a frame of wavelet. For the merging of the decomposition data, we used a geometrical classifier developed in our laboratory.

## I. COMPARAISON DES DIFFÉRENTS DÉTECTEURS DE CONTOURS

La détection de contour est l'une des opérations de base de tout système de vision artificielle, aussi de nombreux travaux ont été réalisés à ce jour dans le but d'extraire le meilleur contour possible quelque soit la qualité de l'image sur laquelle on applique le détecteur (présence de flou, de bruit...).

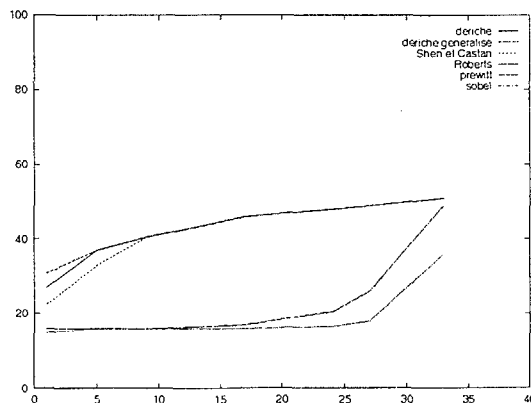


Figure 1. Résultats obtenus en utilisant le nouvel indice

Nous présentons les résultats d'une comparaison entre opérateurs classiques dérivatifs du premier ordre (Roberts, Prewitt [9], Sobel) et opérateurs optimaux : les opérateurs de Shen et Castan [11] de Deriche [4] basés sur des contours idéaux (de type échelon) et nous avons également étudié l'opérateur de Deriche généralisé [5] mis au point pour un contour de forme exponentiel. Ces filtres ont été comparés sur deux critères bien distincts: les performances et la lour-

Détecteurs	Opérations nécessaires
Roberts	3 N*N opérations
Prewitt	11 N*N opérations
Sobel	15 N*N opérations
Shen et Castan	27 N*N opérations
Deriche	51 N*N opérations
Deriche généralisé	89 N*N opérations

Table 1. Complexité d'implantation des différents détecteurs pour une image N\*N pixels

deur d'implémentation [13]. Pour caractériser les performances des détecteurs, nous avons utilisés, comme de nombreux auteurs [8], [7] l'indice de Pratt [10]. La binarisation nécessaire au calcul de cet indice introduit un biais dans la comparaison. Pour s'affranchir de cette binarisation, nous proposons un nouvel indice de performance basé comme celui de Pratt sur la détection et la localisation, mais en considérant cette fois-ci qu'un pixel est détecté si son niveau de gris est supérieur à la moyenne statistique de l'image, la différence entre les deux permettant d'apporter un poids statistique au pixel considéré. Les résultats obtenus sont présentés ci-dessous figure 1 et tableau 1: La complexité des algorithmes de ces détecteurs étant pour chacun en  $O(n^2)$ , nous avons comparé le nombre d'opérations nécessaires pour implémenter chaque filtre .

### Conclusion

Les résultats montrent que l'opérateur de Deriche généralisé est nettement supérieur aux autres détecteurs pour une image floue et bruitée. Toutefois, pour des images d'une qualité acceptable ( $RSB > 8db$ ) l'opérateur de Shen et Castan s'avère un très bon compromis entre efficacité et lourdeur d'implémentation. Une fois le détecteur choisi, il faut



garder à l'esprit que l'utilisation des détecteurs optimaux nécessite la détermination du paramètre d'échelle en fonction de l'image à traiter (largeur du filtre). Aussi, pour palier cela, nous nous sommes intéressés à une décomposition multi-échelle avec le filtre de Deriche généralisé [5], c'est cette étude [12] que nous développons dans les paragraphes suivants.

## II. FILTRE D'EXTRACTION DE CONTOURS

Nous nous basons sur une généralisation des critères de rapport signal à bruit et de localisation de Canny [3], calculés sous la contrainte du critère de suppression des réponses multiples [4] pour un modèle de contour simulant le résultat de la convolution d'un système obtenu pour un contour échelon considéré par un système physique passe-bas (système optique) (figure 2).

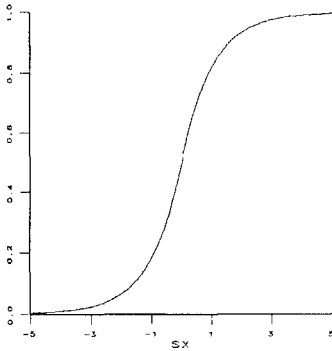


Figure 2. Modèle de contour  $C(x)_{x \geq 0} = 1 - \frac{e^{-sx}}{2}$  et  $C(x)_{x < 0} = \frac{e^{sx}}{2}$

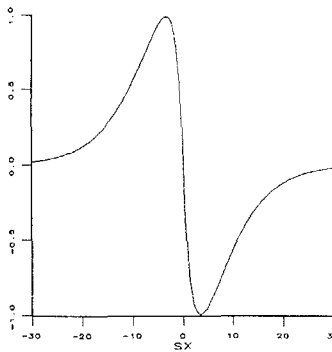


Figure 3. Filtre généralisé de Canny-Deriche ( $s = 4$ ,  $m = 0.215$ ,  $k = 0.564$ ,  $N = 0.36$ ).

Le filtre obtenu, présenté en figure 3), a pour réponse impulsionnelle:

$$\psi(x) = \begin{cases} N \sqrt{s} (k s x e^{m s x} - e^{m s x} + e^{s x}) & x < 0 \\ N \sqrt{s} (k s x e^{-m s x} + e^{-m s x} - e^{-s x}) & x \geq 0 \end{cases}$$

$k$  et  $m$  sont des constantes d'optimisation,  $s$  est le facteur d'échelle et  $N$  est la constante de normalisation telle que  $\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(x)|^2 dx = 1$

### A. Trames

Sous la condition  $\int \psi(x) \in \mathbf{L}^2(\mathbf{R}) dx = 0$ ,  $\psi(x)$  peut être utilisée pour générer une famille d'ondelettes non orthogonales

$$\psi_{p,q}(x) = a_0^{\frac{x}{a_0}} \psi(a_0^{-p} x - q b_0)$$

avec:

$$\psi(x)_{x \geq 0} = N \sqrt{s} (k s x e^{-m s x} + e^{-m s x} - e^{-s x})$$

L'optimisation au sens de la détection [5] conduit à  $m = 0.2$  et  $k = 0.3$ . Cependant, pour obtenir une analyse complète et un minimum de redondance, nous avons cherché une décomposition en trame d'ondelettes donnant la représentation la plus compacte possible. Dans ce cas le minorant  $A$  et le majorant  $B$  des bornes de la trame sont définis pour un signal  $f \in \mathbf{L}^2$  par:

$$\|f\|^2 A \leq \sum_{m,n \in \mathbf{Z}} |\langle f, \psi_{m,n} \rangle|^2 \leq \|f\|^2 B$$

et doivent être telles que  $\frac{A}{B} \approx 1$  et  $A$  et  $B$  voisins de 1. La borne  $A$  assure la stabilité de la décomposition et  $B$  garantit sa convergence. Daubechies [1] donne les expressions pour le calcul des bornes. L'optimum en redondance pour la trame dyadique ( $a_0 = 2, b_0 = 1$ ) se situe aux environs de  $s = 3.5$ . Mais le pouvoir séparateur, ou résolution, du détecteur de contour est alors insuffisant. On définit cette résolution  $R$  par:

$$R = \frac{I_\beta}{I_0} \text{ avec } I_\beta = \int_\beta^\infty \psi(x) dx$$

$\beta$  représente la distance entre deux contours. Le meilleur compromis entre redondance et résolution correspond approximativement à  $s \approx 6$  ( $A = 2.60, b = 8, R = 0.25$  pour  $\beta = 2$ ).

### B. Exemple d'analyse multi-échelle

Le filtre est appliqué sous sa forme récursive. La généralisation à deux dimensions est menée sur la base d'un filtre séparable avec pour filtre de régularisation, le filtre intégral.

Nous présentons en figure 4 un exemple de résultats où apparaît nettement la complémentarité entre les différentes échelles.

## III. SEGMENTATION

Nous abordons la segmentation multi-échelles par une approche statistique. Nous alimentons un classifieur avec le module du gradient codé sur 8 bits. Le résultat est une image binaire unique figure 5.

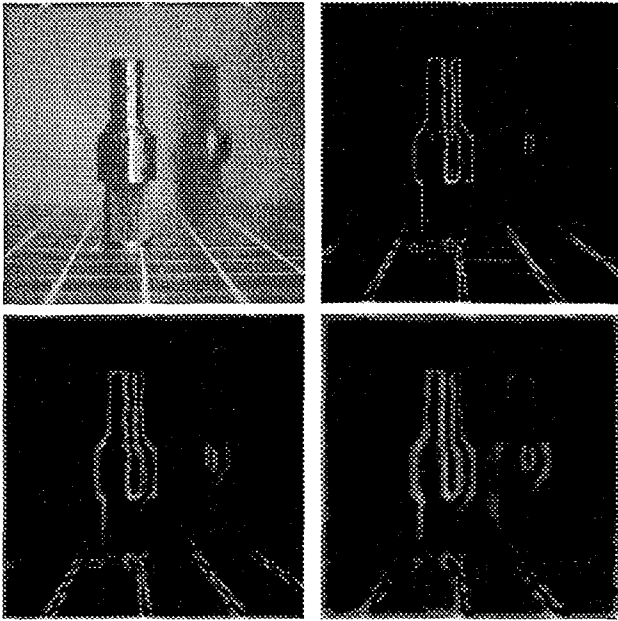


Figure 4. Image originale et modules des coefficients d'ondelettes pour  $s = 5.6$  à  $p = 0$ ,  $p = 1$  et  $p = 2$

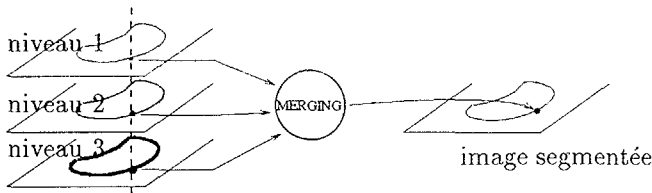


Figure 5. Segmentation de l'image au sens contour

### A. Opérateur de fusion

Pour la fusion des données issues des différents niveaux, nous utilisons un classifieur développé dans notre laboratoire qui a donné lieu à une réalisation sous forme de circuit spécifique, pour une utilisation en temps réel. Ce classifieur découpe dans une phase d'apprentissage l'espace des attributs avec des hyperplans orthogonaux, s'écartant ainsi de l'optimum bayésien, mais réduisant considérablement le temps de décision.

### B. Paramètres de fusion

Les paramètres extraits sont les luminances voisines du point considéré dans chaque niveau d'analyse. On se limite ainsi à 3 échelles suffisantes pour considérer les variations de largeur de contours dans les images réelles. Les paramètres de l'échelle fine permettent une bonne localisation du contour, ceux des échelles plus grossières confirment ou annulent la possibilité d'un contour noyé dans du bruit ou, et du flou. La fusion multiéchelle est bien plus robuste que le passage par un seuillage par hystérésis comme le montre la figure 6

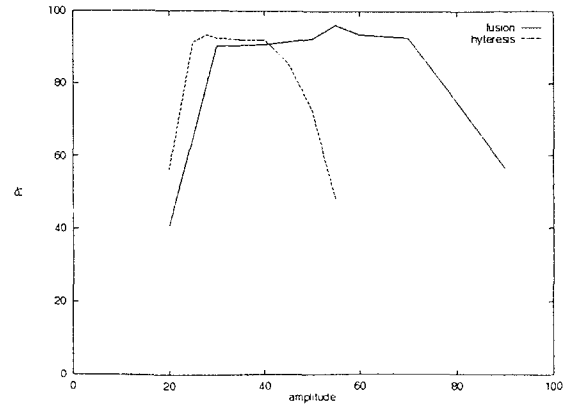


Figure 6. Courbes des mesures de l'indice de Pratt sur les segmentations par fusion et hystérésis en fonction de l'amplitude de l'image d'apprentissage et du seuil d'hystérésis sur la troisième échelle. Dans le cas particulier de l'image de Pratt, la meilleure classification est obtenue pour un apprentissage avec le même écart-type de bruit gaussien. La segmentation est en effet optimale pour un seul type de contour. Le système de fusion est plus robuste aux changements d'amplitude. (Image d'apprentissage: cercle  $dia = 20$ , amplitude 50).

### C. Images d'apprentissage

Les images naturelles donnant une faible propriété de généralisation au classifieur, nous avons essayé l'apprentissage sur des images purement synthétiques. Le principe est donc de construire une image synthétique d'apprentissage dont les caractéristiques permettront d'obtenir un apprentissage correct pour les images réelles considérées [12].

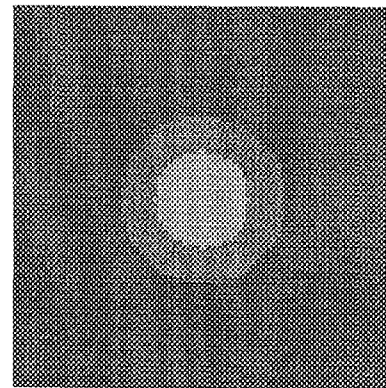


Figure 7. Image d'apprentissage: deux disques de rayons 20 et 35 et d'amplitude relative au fond 50 et 20.

### D. Exemple de segmentation

Nous présentons quelques exemples de segmentation sur des images réelles 8, 9 avec des apprentissages à partir d'images de synthèse simples.

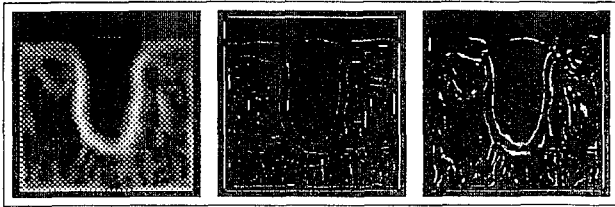


Figure 8. De gauche à droite image originale, image segmentée par extraction des maximums locaux et seuillage hystérésis (seuil haut=20) sur la deuxième échelle (échelle donnant le meilleur résultat pour le seuillage), image segmentée par le classifieur avec les trois échelles. L'amplitude du disque d'apprentissage était de 20, et l'apprentissage a produit 142 polytopes. Le flou est ici bien mis en évidence par la largeur des contours principaux obtenus par la classification.

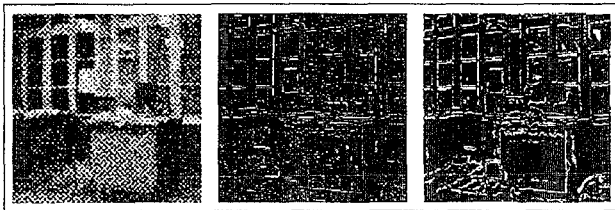


Figure 9. À  $ND \approx 27$  et  $P \approx 70$  identiques. De gauche à droite: image segmentée par seuillage (seuil haut = 17), image segmentée par le système de fusion (amplitude disque apprentissage = 20, image originale noyée dans un bruit d'écart-type 23).

#### IV. CONCLUSION

Nous avons présenté un système de segmentation aux performances non optimales du point de vue de la classification, mais fonctionnant en temps réel (cadence vidéo) sans réglage de paramètres.

#### Références

- [1] I. Daubechies, "Ten lectures on wavelets", *CBMS-NSF Series Appl. Math. SIAM*, 1992.
- [2] S. Mallat, S. Zhong, "Characterization of Signals from Multiscale Edges", *IEEE Trans. on P.A.M.I.*, vol. 14, n°7, pp. 710-732, July 1992.
- [3] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", *IEEE Trans. on P.A.M.I.*, vol. 8, n°6, Nov. 1986.
- [4] R. Deriche, "Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector", *Inter Jour. of Computer Vision*, Vol. 1, n°2, p.167-187.
- [5] E. Bourenanne, M. Paindavoine, F. Truchetet, "Amélioration du filtre de Canny-Deriche pour la détection de contours sous forme de rampe", *Traitement du signal et des images*, Vol. 10, n°4, 1993.

- [6] J. Mitéran, P. Gorria, M. Robert, "ASIC de segmentation d'images en temps réel par apprentissage", *14 Col. GRETSI*, Juan-les-Pins, Sept. 1993.
- [7] A. Serir, M.B. Sansal, "Recursive implementation of edge detectors", *13 Col. GRETSI*, Juan-les-Pins, Sept. 1991.
- [8] T. Aydin, and Al. , "A comparative evaluation of edge detectors and improvement of edge detection via preprocessing in the presence of noise", *13 Col. GRETSI*, Juan-les-Pins, Sept. 1991.
- [9] J.M.S. Prewitt, "Object enhancement and extraction", *Picture processing and Psychopictoris*, Academic Press, 1970.
- [10] I.E. Abdou, W.K. Pratt, "Quantitive design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors", *Proc. of the IEEE*, vol. 67, May 1979.
- [11] J. Shen , S. Castan, "On optimal linear operator for edge detection", *Pro. of the IEEE, Conference on Vision and Pattern Recognition*, 1986.
- [12] O. Laligant, "Application de la transformée en ondelettes à la détection de contours par fusion multiéchelles", *thèse de l'Université de Bourgogne*, Juin 1995.
- [13] F. Meriaudeau, "Etude et caractérisation de différents détecteurs de contours", *D.E.A. de l'Université de Bourgogne*, Juin 1994.