

Critères discrets pour la comparaison de filtres de détection de contours

Luc DUVIEUBOURG, Vincent STOCLIN, Jack-Gérard POSTAIRE

Laboratoire d'Automatique I³D – CNRS FRE 2497

Université des Sciences et Technologies de Lille

Cité Scientifique, Bâtiment P2

59655 Villeneuve d'Ascq cedex, FRANCE

Téléphone : (33) 3 20 43 41 69

Fax : (33) 3 20 43 65 67

luc.duvieubourg@univ-lille1.fr

Résumé – Dans cet communication, nous proposons de nouveaux critères pour l'évaluation des détecteurs discrets de détection de contours dans les images numériques. En utilisant un modèle de contour de type échelon discret nous définissons les critères de **détection**, de **localisation** et de **proximité**. Ces trois critères s'expriment simplement à partir de la réponse impulsionnelle discrète des opérateurs et s'appliquent sur les détecteurs procédant par une approche dérivative. A partir de ces nouveaux critères il est possible d'évaluer les performances de l'ensemble des détecteurs discrets.

Abstract – In this paper we propose new performance criteria to evaluate discrete edge operators in digital picture. Using a novel discrete step edge model we define the criteria of detection, localization and proximity. These three criteria are simply express with the coefficients of the operator discrete impulse response and they apply to detectors using derivative approach. With these new criteria it is possible to evaluate the performances of discrete operators.

1 Introduction

Il existe dans le domaine du traitement d'images un grand nombre de filtres de détection de contours. Cependant le choix du filtre reste souvent subjectif, par l'observation de l'image résultat. Pour comparer des détecteurs de contours de façon quantitative, il est nécessaire de définir les objectifs que l'on en attend puis de les formaliser. Les objectifs les plus souvent cités sont la qualité de la détection et la localisation des contours. On remarque dans la littérature que les objectifs à atteindre pour un détecteur de contours diffèrent très peu entre eux, par contre les articles diffèrent généralement sur la façon de formaliser ces objectifs. Il existe de nombreux travaux sur le sujet, cependant la première formulation mathématique des critères de détection et de localisation a été donnée par Canny [1]. Par la suite de nombreux auteurs ont repris la démarche de Canny pour définir de nouvelles formulations de ces critères [2] [3]. Tous ces auteurs ont ensuite défini des filtres optimaux à partir de leurs critères.

Toutes ces études ayant été réalisées dans le domaine continu aboutissent à des filtres optimaux continus. Ces filtres continus, sont ensuite transposés dans le domaine discret pour être utilisés en traitement d'images numériques. Or, les critères de Canny s'appliquant au domaine spatial continu ne sont plus significatifs dans le domaine discret. Le filtre discret qui est le résultat de l'échantillonnage d'un filtre continu ne possède plus les mêmes propriétés que ce dernier. Cette différence de propriétés est due en particulier à l'échantillonnage et à la nu-

mérisation du signal continu. Il nous paraît délicat de comparer les performances de filtres numériques avec des critères définis dans le domaine continu. Ainsi il nous semble nécessaire de développer des critères discrets pour effectuer cette tâche. Demigny [4] fut le premier à considérer ce problème et à proposer une version discrétisée des trois critères de Canny. Comme Canny, Demigny part de la définition d'un profil de contour noyé dans un bruit blanc Gaussien discret. Le profil de contour choisi est une représentation d'un échelon dans le domaine discret.

La démarche que nous présentons dans cet article, pour définir nos critères discrets, est basée sur une définition différente du modèle de contour discret [5]. Le critère discret de détection bien que démontré d'une façon différente ressemble à celui de Demigny. À partir du modèle de contour, nous exprimons l'erreur sur la position détectée, engendrée par la présence du bruit et nous définissons le critère discret de localisation. La possibilité d'évaluer l'erreur de position différencie notre démarche de celle de Demigny. Enfin, pour définir notre troisième critère nous partons de l'observation que dans la majorité des images réelles les contours ne sont pas isolés (Canny se base dans sa démarche sur un modèle de contour isolé). L'objectif de la définition de ce critère de proximité est de prendre en compte l'influence d'un contour proche. On constate en effet que la présence d'un contour proche du contour à détecter entraîne une erreur de localisation plus importante que celle due au bruit.

2 Les critères discrets

2.1 Modèle de contour discret

Par souci de simplicité, notre étude se base sur des signaux monodimensionnels. Notre modèle de contour discret $e(n)$ résulte de l'échantillonnage d'une transition franche, (i.e. échelon continu $e(x)$) par un capteur image monodimensionnel (c.f. Fig. 1). Nous repérons la transition qui caractérise le contour

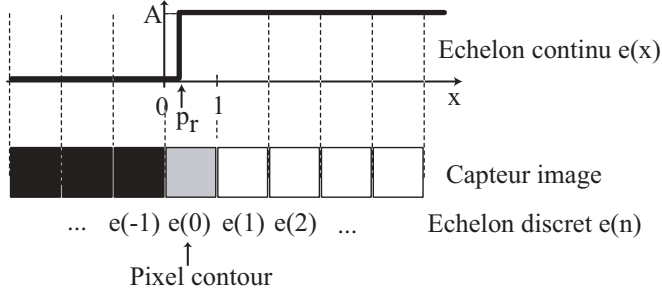


FIG. 1: *Modèle de contour discret*

dans le signal continu par sa *position réelle*, p_r . Le signal $e(n)$ représente la séquence de valeurs (niveau de gris) des pixels du capteur image. Ce modèle de contour se distingue par la valeur de son *échantillon caractéristique*, noté $e(0)$. À partir de cette valeur, nous retrouvons aisément la *position réelle* du contour au niveau subpixel, soit :

$$p_r = 1 - \frac{e(0)}{A}. \quad (1)$$

Les valeurs $e(0) = A$ et $e(0) = 0$ correspondent respectivement à une *position réelle* du contour repérée en $p_r = 0$ et en $p_r = 1$. La *position détectée* d'un contour, notée p_d , est obtenue à la suite de l'application d'un opérateur de différenciation sur le modèle de contour. Cette position est déterminée à partir du signal $y(n)$ résultant de la convolution du modèle de contour discret de type échelon $e(n)$ avec un filtre de réponse impulsionnelle $f(n)$. Il est facile de montrer que cette position peut être définie de deux manières différentes : soit à partir de la différence $y(0) - y(-1)$, soit à partir de la différence $y(0) - y(1)$.

$$p_d = \frac{y(0) - y(-1)}{A \cdot f(-1)}, \text{ ou } p_d = 1 - \frac{y(0) - y(1)}{A \cdot f(-1)}. \quad (2)$$

On retrouve donc la *position réelle* du contour à l'aide de l'écart entre l'échantillon $y(0)$ qui repère le *pixel contour* et son voisin de gauche, ou de l'écart avec son voisin de droite.

2.2 Critère de détection

La définition du critère de détection est la même que celle proposée par Canny. Sur un signal bruité, les probabilités de détections manquées, correspondant au cas où un pixel n'est pas marqué alors qu'il contient le contour, et de fausses détections, correspondant au cas où un pixel est marqué alors qu'il ne s'agit pas d'un pixel de contour, doivent être les plus faibles possibles. Ces probabilités sont des fonctions monotones décroissantes du rapport signal sur bruit. Le critère de détection revient alors à maximiser le rapport signal sur bruit.

Nous appliquons un filtre discret de réponse impulsionnelle $f(n)$ sur le signal $e_b(n)$, constitué de la superposition de notre

modèle de contour $e(n)$ dans lequel $e(0)$ est l'*échantillon caractéristique* du contour et d'un bruit blanc Gaussien $b(n)$. Le critère de détection est défini comme le rapport entre la réponse du filtre au signal non bruité au niveau de l'échantillon d'indice 0 et la moyenne quadratique de la réponse au signal bruit seul :

$$Rsb_d = \frac{\sum_{-\infty}^0 f(n)}{[\sum_{-\infty}^{+\infty} f(n)^2]^{1/2}}. \quad (3)$$

Trouver le filtre qui détecte au mieux les pixels contours revient à maximiser ce critère.

2.3 Critère de localisation

La définition du critère de localisation dans le domaine discret est basée sur l'évaluation du décalage, qui apparaît sur la position du contour détecté, induit par la présence du bruit. En calculant la différence $y(0) - y(-1)$, on constate qu'on obtient à nouveau la *position réelle* du contour, mais à laquelle vient s'ajouter un terme qui correspond à l'erreur de localisation ε_b introduite par la présence du bruit :

$$\begin{aligned} p_d &= \frac{y(0) - y(-1)}{A \cdot f(-1)} = p_r + \varepsilon_b \\ &= (1 - \frac{e(0)}{A}) + \sum_{-\infty}^{+\infty} b(n) \cdot (f(-n) - f(-n-1)) \cdot \frac{1}{A \cdot f(-1)}. \end{aligned} \quad (4)$$

Le critère de localisation s'exprime alors en calculant l'inverse de l'espérance mathématique de la position du contour détecté :

$$Loc_d = \frac{f(-1)}{[\sum_{-\infty}^{+\infty} (f(-n) - f(-n-1))^2]^{1/2}}. \quad (5)$$

Trouver le filtre qui localise le mieux le pixel contour revient à maximiser ce critère.

2.4 Critère de proximité

Nous avons mis en place ce critère de proximité parce que nous considérons que les contours proches ont une influence beaucoup plus grande sur la qualité de la localisation que le bruit dans les images réelles. La présence d'un contour voisin perturbe la détection de contour lorsque l'on utilise des filtres de différenciation de type RII. Cette dégradation est perceptible par l'apparition d'une erreur de localisation que nous notons ε_v . L'erreur est d'autant plus grande que le contour voisin est proche (distant de w pixels) mais elle dépend également de la nature (transition positive ou négative) de ce contour. Une transition positive correspond à une configuration en escalier et une transition négative à une configuration en créneau (figure 2). Où A_1 et A_2 sont les amplitudes respectives du contour à détecter et du contour proche et w la distance en pixel entre les 2 contours. Le calcul donnant la *position détectée* p_d , (c.f. équation 2) permet d'évaluer cette erreur à partir de la *position réelle* p_r (c.f. équation 1).

$$p_d = p_r + \varepsilon_v. \quad (6)$$

Cela suppose toujours que la *position réelle* du contour soit parfaitement connue. L'erreur maximum est commise lorsque la valeur de l'échantillon caractéristique $e(n_0 + w)$ est égale à l'amplitude $A_1 + A_2$. On obtient en fonction de la configuration :

$$\begin{aligned} \text{Config. en escalier : } \varepsilon_{v(max)}^+ &= \frac{A_2 \cdot f(-w+1)}{A_1 \cdot f(-1)}, \\ \text{Config. en créneau : } \varepsilon_{v(max)}^- &= -\frac{A_2 \cdot f(-w)}{A_1 \cdot f(-1)}. \end{aligned} \quad (7)$$

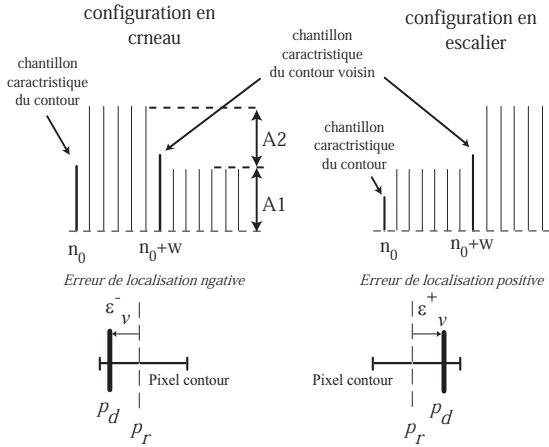


FIG. 2: Configuration de contours proches

Pour contraindre le choix d'une famille de filtre en fonction du critère de proximité nous imposons une limite aux erreurs maximales $\varepsilon_{v(max)}^+$ et $\varepsilon_{v(max)}^-$, soit :

$$\varepsilon_{v(max)}^+ \leq \varepsilon_{lim}^+ \quad \text{et} \quad \varepsilon_{v(max)}^- \leq \varepsilon_{lim}^- \quad (8)$$

Ces relations sont très proches de celles obtenues par Cord [6]. Ce critère de proximité peut être considéré comme une contrainte sur l'étendue de la réponse impulsionnelle du filtre.

3 Application des critères aux filtres récurrents

L'évaluation des critères dans le cas de filtres discrets utilisant un masque de convolution étant triviale nous nous sommes intéressés plus particulièrement aux filtres ayant une implantation récurrente, tels que ceux de Deriche [3], Wan [7] et Shen et Castan [8]. La fonction de transfert des filtres récurrents utilisés en traitements d'images se divise en deux parties, causale et anti-causale. Cependant par souci de simplicité nous continuons la présentation de la famille de filtres récurrents du second ordre à l'aide de la seule fonction de transfert causale, soit :

$$F(z) = \sum_{n=0}^{n=\infty} f(n) \cdot z^{-n} = \frac{a_0 + a_1 \cdot z^{-1}}{1 + b_1 \cdot z^{-1} + b_2 \cdot z^{-2}} \quad (9)$$

Avec la contrainte de normalisation : $a_1 = -(1 + b_1 + b_2)$.

Un filtre récurrent pouvant être instable, il existe des conditions sur ses paramètres. D'autre part, afin d'éviter le problème des maximum multiples, nous imposons à la réponse indicielle causale du filtre d'être monotone et décroissante. À partir de ces contraintes nous établissons le domaine du plan (b_1, b_2) dans lequel se trouve les filtres récurrents que nous étudions. Ce domaine, illustré par la figure 3, correspond aux valeurs des paramètres pour lesquels les pôles de la fonction de transfert (cf. équation 9) sont réels positifs. Il faut noter que l'ensemble des familles de filtres citées précédemment appartiennent à ce domaine. La famille de filtre de Shen et Castan (1^{er} ordre) se particularise par le fait que le domaine de validité est un segment de droite. Il est situé sur l'axe associé au coefficient b_1 dans l'intervalle $] -1, 0[$.

Nous exprimons maintenant nos critères en fonction des paramètres b_1 et b_2 de ces détecteurs de contours. Le critère de

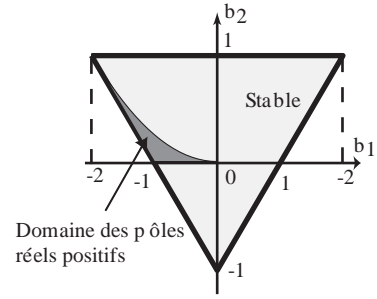


FIG. 3: Domaine des filtres comparés

détection défini par l'équation 3 s'écrit :

$$Rsb_d = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \sqrt{\frac{(1 - b_2) \cdot (1 + b_2 - b_1)}{(1 + b_2) \cdot (1 + b_2 + b_1)}} \quad (10)$$

À partir de l'équation 5 on obtient le critère de localisation, soit :

$$Loc_d = \frac{1}{2} \cdot \sqrt{(1 - b_2) \cdot (1 + b_2 - b_1)} \quad (11)$$

Pour exploiter le critère de proximité, nous considérons les inégalités de l'équation 8 définies précédemment. Nous nous plaçons dans le cas le plus défavorable, c'est à dire lorsque $\varepsilon_{v(max)}^+ = \varepsilon_{lim}^+$ et $\varepsilon_{v(max)}^- = \varepsilon_{lim}^-$. On démontre aisément par récurrence l'expression qui donne la valeur d'un échantillon de la réponse impulsionnelle du filtre à partir des paramètres b_1 et b_2 . Cette équation, valable pour $n > 1$, peut se mettre sous la forme :

$$f(-n) = f(-1) \cdot S(b_1, b_2)_{(n)} \quad (12)$$

avec :

$$S(b_1, b_2)_{(n)} = \sum_{k=0}^{E(\frac{n-1}{2})} (-1)^{(n-1-k)} \cdot C_{(n-1-k)}^k \cdot b_1^{(n-1-2k)} \cdot b_2^k \quad (13)$$

où $E(\frac{n-1}{2})$ représente la partie entière du quotient. Nous rappelons également que pour $n = 1$, on a $f(-1) = 1 + b_1 + b_2$ et que pour $n = 0$, on a $f(0) = 0$. Le critère de proximité s'exprime alors sous les formes :

$$\frac{A_2}{A_1} \cdot S(b_1, b_2)_{(w-1)} = \varepsilon_{lim}^+ \quad (14)$$

avec $w > 2$ pour une configuration en escalier et

$$-\frac{A_2}{A_1} \cdot S(b_1, b_2)_{(w)} = \varepsilon_{lim}^- \quad (15)$$

avec $w > 1$ pour une configuration en crneau. Finalement le critère de proximité peut s'exprimer de la façon suivante : Soit w la distance entre deux contours, le critère donne la contrainte sur les paramètres b_1 et b_2 du filtre pour ne pas provoquer une erreur de délocalisation supérieure à une valeur limite.

Nous proposons dans la section suivante une comparaison de familles de filtres, basée sur les valeurs mesurées par nos critères.

4 Comparaison des détecteurs

Dans le cadre de cette communication nous comparons trois familles de filtres, dont les fonctions de transfert se mettent

sous la forme de l'équation 9, avec des paramètres (b_1, b_2) différents. Ainsi pour la famille de filtres de Deriche, on a :

$$a_0 = 0 \quad a_1 = C_{der} \cdot e^{-\alpha} \quad b_1 = -2 \cdot e^{-\alpha} \quad b_2 = e^{-2 \cdot \alpha} \quad (16)$$

α est le paramètre de réglage du filtre continu de Deriche. Pour le filtre de Wan on a :

$$\begin{aligned} a_0 &= 0 & a_1 &= C_{wan} \cdot e^{-\alpha} \cdot sh(\beta) \\ b_1 &= -2 \cdot e^{-\alpha} \cdot ch(\beta) & b_2 &= e^{-2 \cdot \alpha} \end{aligned} \quad (17)$$

α et β sont les paramètres de réglage du filtre continu de Wan. Et pour le filtre de Shen et Castan on a :

$$a_0 = C_{she} \quad a_1 = 0 \quad b_1 = -e^{-\alpha} \quad b_2 = 0 \quad (18)$$

α est le paramètre de réglage du filtre continu de Shen.

C_{der} , C_{wan} et C_{she} sont les coefficients de normalisation des filtres respectifs.

Pour cadrer les résultats, nous avons choisi de comparer les performances des détecteurs à Rsb_d constant. En d'autres termes il faut que la puissance de leur réponse impulsionnelle soit identique, $\sum_{-\infty}^{\infty} h(n)^2 = C_{ste}$. Cette démarche est également celle présentée par Demigny dans [9]. La comparaison se fait alors sur les 2 autres critères. Nous donnons dans la table 1 le réglage des paramètres des détecteurs pour différentes valeurs du critère de détection, Rsb_d .

Rsb_d	1		2		3	
	b_1	b_2	b_1	b_2	b_1	b_2
Der	-0.377	0.035	-1.234	0.38	-1.6	0.643
Wan	-0.349	0.012	-0.871	0.08	-1.0	0.108
Shen	-0.333	0	-0.777	0	-0.9	0

TAB. 1: Paramètres des détecteurs pour différent Rsb_d

Nous comparons ces différents détecteurs à l'aide des valeurs du critère de localisation. Nous donnons dans le tableau 2 les résultats du critère de localisation pour les valeurs de Rsb_d considérées précédemment :

Rsb_d	1	2	3
Deriche	0.5837	0.6362	0.5381
Wan	0.5798	0.6701	0.6878
Shen	0.5773	0.6667	0.6882

TAB. 2: Localisation des détecteurs à Rsb_d constant

Nous avons tracé sur la figure 4 les courbes de la localisation en fonction du rapport signal à bruit, $Loc_d = f(Rsb_d)$. Les courbes en pointillé gras représente, pour des valeurs de distance $w = Cste$ entre deux contours, la frontière pour laquelle la délocalisation des contours reste inférieure à la valeur limite fixée. Pour un $Rsb_d = 2$ (trait pointillé vertical) on constate que les filtres de Shen et de Wan donnent des valeurs pratiquement identiques pour le critère de localisation. Pour le critère de proximité on remarque pour $Rsb_d = 2$ que la délocalisation est égale à la valeur limite lorsque le contour proche est à 5 pixels pour les filtres de Shen et Wan et à 7 pixels pour le filtre de Deriche. Nous constatons que lorsque la distance $w = Cste$ est mise comme contrainte, le filtre possédant les meilleures performances se trouve sur la courbe de Shen et Castan. Finalement il faut noter que l'augmentation du critère Rsb_d entraîne une diminution du critère de proximité.

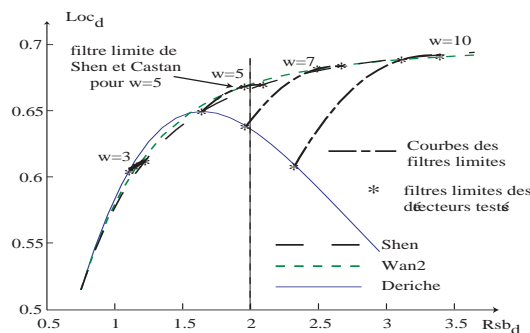


FIG. 4: Courbes de localisation en fonction du Rsb_d et filtres limites

5 Conclusion

Les critères que nous avons développés servent à évaluer les performances des filtres discrets de détection de contours. Ils permettent de comparer les filtres linéaires qu'ils soient à réponse impulsionnelle finie ou infinie, c'est à dire calculés à partir d'une convolution avec un masque de coefficients ou par l'intermédiaire d'une équation de récurrence.

Références

- [1] J. F. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 8, no. 6, pp. 679–698, 1986.
- [2] S. Sarkar and K. L. Boyer, "Optimal infinite impulse response zero crossing based edge detectors," *Computer Vision Graphics and Image Processing*, vol. 53, pp. 224–243, 1991.
- [3] R. Deriche, "Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector," *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, pp. 167–187, 1987.
- [4] D. Demigny and T. Kamlé, "A discrete expression for canny's criteria for step edge detector performance evaluation," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 19, no. 11, pp. 1199–1211, 1997.
- [5] V. Stoclin, *Développement de critères pour l'évaluation de filtres discrets de détection de contours dans les images numériques*, Ph.D. thesis, Université des Sciences et Technologies de Lille, 2000.
- [6] M. Cord, F. Huet, and S. Philipp, "Optimal adjusting of edge detectors to extract at best close contours," in *Proc. of the 10th Scandinavian Conf. on Image Analysis, SCIA'97*, Lappeenranta, Finland, June 1997, pp. 627–633.
- [7] Y. F. Wan, *Un Opérateur Hyperbolique pour la Détection de Contours dans les Images Numériques*, Ph.D. thesis, Université des Sciences et Technologies de Lille, 1996.
- [8] J. Shen and S. Castan, "An optimal linear operator for step edge detection.," *Computer Vision Graphics and Image Processing*, pp. 112–133, 1992.
- [9] J.-P. Coquerez and S. Philipp, *Analyse d'images: filtrage et segmentation*, Masson, 1995.