

Fusion d'information multiéchelle de contours par une approche mixte

O. Laligant, F. Truchetet

Laboratoire LE2I

IUT, 12 rue de la Fonderie, 71200 Le Creusot

email: O.Laligant@gere.u-bourgogne.fr

RÉSUMÉ

Nous proposons une méthode pour la fusion d'information multiéchelle de contours. L'analyse multiéchelle est obtenue par un détecteur de type Canny-Deriche. L'étude de la trame d'ondelettes générée et le développement d'un nouveau critère nous permettent de contrôler l'application numérique du détecteur. Notre méthode de fusion se limite à l'extraction de la meilleure échelle d'information de contour, en adéquation avec les propriétés du détecteur. Nous montrons que la meilleure localisation n'est pas forcément donnée par l'échelle la plus fine. Une méthode de segmentation, adaptée de celle de Marr et Hildreth (*spatial coincidence assumption*), est en plus proposée. D'autres méthodes peuvent facilement être adaptées.

ABSTRACT

We propose a method for the merging of multiscale contour information. The multiscale analysis is obtained by a Canny-Deriche type detector. The study of the generated frame of wavelets and the development of a new criterium allow us to control the numerical application of the detector. Our merging method is restricted to the extraction of the best contour information scale in adequacy with the properties of the detector. We show that the best localization is not necessarily given by the finest scale. In addition, a segmentation method which is an adaptation of that of Marr and Hildreth (*spatial coincidence assumption*), is proposed. Other methods can also be easily adapted.

1 Trames d'ondelettes pour la détection de contours

Nous proposons une méthode de fusion d'information multiéchelle de contours pour les images réelles auxquelles nous sommes confrontés dans notre laboratoire. Ces images sont utilisées pour un contrôle de qualité de produits ou de procédés. Elles sont souvent des représentations de scènes en trois dimensions, obtenues dans des conditions difficiles. Les images à traiter sont variablement entachées de bruit suivant les conditions de prises de vue pour l'application étudiée. Dans le champ de vision, de la fumée ou des vapeurs peuvent se dégager des procédés de fabrication observés. La chaleur engendre de la turbulence qui se traduit par du bruit et du flou. La proximité d'appareillage peut aussi perturber l'électronique du capteur. La profondeur de champ sera sujette aussi aux conditions de prises de vue. Il peut s'avérer impossible de s'approcher suffisamment du sujet à observer et ainsi de ne pouvoir choisir un angle de vue correct. La nécessité d'importants grossissements du processus observé restreint d'autant la profondeur de champ. L'éventualité de représentation floue dans l'image de certaines parties importantes de la scène n'est donc pas à négliger.

Nous nous basons sur une généralisation du filtre de Canny, optimisé pour un modèle de contour approchant davantage le contour *flou* que le modèle traditionnel en forme d'échelon. Le modèle mathématique est le suivant :

$$C(x) = \frac{1}{2} [1 + \text{signe}(x) \cdot (1 - e^{-s|x|})].$$

Le filtre calculé[1] par la méthodologie de Canny[2] et Deriche[5] est donné ci-dessous :

$$\psi(x) = \begin{cases} N \sqrt{s} (k_0 s x e^{m s x} - e^{m s x} + e^{s x}) & x < 0 \\ N \sqrt{s} (k_0 s x e^{-m s x} + e^{-m s x} - e^{-s x}) & x \geq 0 \end{cases}$$

k_0 et m sont des constantes d'optimisation, s est le facteur d'échelle et N est la constante de normalisation. Ce filtre est donc optimal au sens de la localisation, du rapport signal à bruit et des fausses réponses, pour notre modèle de contour continu[4]. Afin d'optimiser l'algorithme numérique pour l'application de cet opérateur, nous l'avons utilisé pour générer une trame d'ondelettes :

$$\left(\psi_{p,q}(x) = a_0^{\frac{p}{2}} \psi(a_0^{-p} x - q b_0) \right)_{(p \in \mathbf{Z}^+; q \in \mathbf{Z})}$$

avec

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

Nous imposons un degré de liberté minimum [7] à la décomposition du signal f sur la trame par le contrôle du minorant A et du majorant B des bornes de la projection définies par Daubechies [3] :

$$\|f\|^2 A \leq \sum_{p,q \in \mathbf{Z}} |\langle f, \psi_{p,q} \rangle|^2 \leq \|f\|^2 B \quad \text{si } f \in \mathbf{L}^2$$

Ce minimum, obtenu avec $A = B$ (trame serrée), garantit l'unicité de l'analyse des signaux. Il impose le choix d'une valeur de k grande. Ce minimum garantit aussi le domaine de validité des critères de Canny (problème d'échantillonnage du filtre ψ). Le paramètre s , échelle de départ, est d'un choix difficile puisqu'il dépend de l'image à traiter. Le paramètre m

contrôle l'étendue du filtre. Le problème du réglage plus ou moins automatique du filtre est en fait un problème général. Les critères de Canny supposent un contour isolé noyé dans du bruit. L'expérience nous montre qu'il faut prendre en considération les contours voisins. La prise en compte de la largeur de filtre n'est pas suffisante pour caractériser l'influence des contours voisins. Pour y remédier, nous proposons un nouveau critère appelé pouvoir séparateur.

2 Pouvoir séparateur

Nous cherchons ici à prendre en compte l'influence d'un contour voisin sur la détection du contour courant. La figure 1 montre la réponse indicielle du détecteur et deux contours de profil en forme d'échelon (pour simplifier) séparés par une distance β .

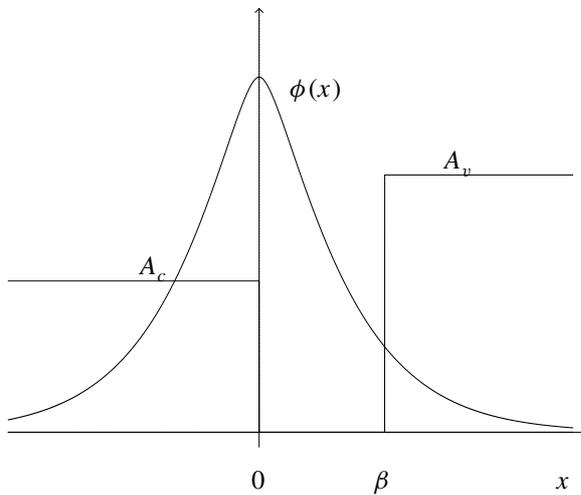


FIG. 1 — Principe du pouvoir séparateur. Soit $\phi(x)$ la réponse indicielle correspondant à la présence du seul contour d'amplitude A_c en $x = 0$. La présence du contour voisin d'amplitude A_v va perturber cette réponse. Cette perturbation correspond à la zone de recouvrement qui s'étend de β à l'infini.

Soit $\phi(x)$ la réponse indicielle du détecteur ψ , et $Y(x)$ la fonction d'Heaviside. La réponse au contour d'amplitude A_c , c'est-à-dire pour $|x_0| < \frac{\beta}{2}$, est donnée par la superposition de deux réponses :

$$\begin{aligned} D(x_0) &= A_c \int_{-\infty}^{+\infty} Y(-x) \psi(x - x_0) dx \\ &\quad + A_v \int_{-\infty}^{+\infty} Y(x - \beta) \psi(x - x_0) dx \quad (1) \\ &= -A_c \phi(x_0) + A_v \phi(\beta - x_0) \quad (2) \end{aligned}$$

L'annulation de la dérivée de $D(x_0)$ donne la position du maximum. Si $A_c > 0$ et $A_v > 0$ alors $x_0 < 0$, si $A_v < 0$ alors $x_0 > 0$. En première approximation, si on ne se préoccupe pas du déplacement de la réponse maximum, on peut déduire que l'on a une détection si :

$$|A_c| \phi(0) - |A_v| \phi(\beta) > 0. \quad (3)$$

On pose donc V_β le pouvoir séparateur tel que :

$$V_\beta = \frac{\phi(\beta)}{\phi(0)} < \frac{A_c}{A_v}. \quad (4)$$

Ce pouvoir séparateur V_β mesure simplement le recouvrement, par le détecteur, d'un contour voisin situé à une distance β , distance prise entre les centres d'antisymétrie des contours (modèles)

Le pouvoir séparateur est maximum (influence minimale) si $V_\beta = 0$, et il est nul (influence maximale) pour un recouvrement total (de la moitié du filtre), soit $V_\beta = 1$. L'amplitude du contour échelon voisin A_v ne doit pas dépasser l'amplitude du contour à détecter A_c réduite par V_β : si $V_\beta A_v > A_c$, le contour d'amplitude A_c n'est pas détecté. Le pouvoir séparateur est adapté à une mesure en analyse multiéchelle ($V_\beta^s = V_{2\beta}^{\frac{s}{2}}$).

Ce pouvoir séparateur nous conduit schématiquement à considérer deux cas d'influence : un premier correspond à l'influence d'un contour de gradient de signe opposé, l'autre à l'influence d'un contour de gradient de même signe. On évalue la délocalisation maximale, obtenue à la limite du pouvoir séparateur. Pour le filtre présenté on montre que la délocalisation est majorée par la valeur de $\frac{1}{ms}$ dans les deux cas d'influence. La table 1 montre un exemple de valeurs maximales de x_0 pour un exemple de détection multiéchelle.

m	s	V_β	$ x_0 $
0.135	6	0.50	1.23
0.22	6	0.25	0.76
0.28	6	0.15	0.60

TAB. 1 — Valeur maximale de $|x_0|$ pour trois valeurs de m , m étant le paramètre d'étendue du filtre. $|x_0|$ représente la délocalisation du point de contour à détecter pour une échelle donnée.

Le choix d'un pouvoir séparateur complète celui des paramètres du seuillage habituellement pratiqué dans la phase de segmentation. Le pouvoir séparateur permet d'ajuster la limite de détection relative (amplitude relative et éloignement), le seuillage contrôle l'amplitude absolue de détection.

3 Fusion

Le pouvoir séparateur introduit ici est à la base d'une nouvelle méthode de fusion multiéchelle. Il permet en effet de quantifier simplement l'influence des contours voisins, influence qui doit être prise en compte par l'algorithme de fusion. Nous entendons par fusion l'opération qui consiste à choisir, parmi les échelles disponibles, celle qui fournit la meilleure représentation ponctuelle (en un pixel donné) de l'information de contours. La phase de segmentation n'est donc pas incluse. Notre algorithme s'inspire du processus de la vision humaine qui effectue des zooms aller et retour sur l'image pour identifier des structures globales ou de détails dans cette image.

3.1 Evolution dans les échelles

Nous présentons ci-dessous les lois de l'évolution de l'information d'un contour isolé et en présence de contour voisin. Nous nous baserons sur celles-ci pour aborder la méthode de fusion.

Proposition 3.1 — La réponse en détection à un contour isolé d'échelle s_c est maximale si l'échelle d'analyse s est inférieure ou égale à s_c (si s diminue, on tend vers les échelles larges) :

$$y(s) = y_{\max}(s_c) \quad \forall s \leq s_c. \quad (5)$$

Définition 3.2 — L'influence soustractive est l'influence du voisinage de gradient de signe opposé à celui du point courant. Elle tend à faire diminuer l'amplitude de détection et déplacer l'amplitude maximale vers l'échelle fine.

Définition 3.3 — L'influence additive ou d'amplification est l'influence de voisinage de gradient de même signe que celui du point courant. Elle tend à faire croître l'amplitude de détection et déplacer l'amplitude maximale vers l'échelle large.

Proposition 3.4 — Soit A_c l'amplitude de détection du contour courant, A_v , l'amplitude du contour à la distance β . On dira qu'un contour est isolé s'il n'y a pas de voisin d'amplitude de détection A_v à la distance β telle qu'elle soit supérieure ou égale à $\frac{A_c}{V_\beta}$:

$$A_c(0) \text{ est isolé si } \forall \beta > 1 \quad \nexists A_v(\beta) \geq \frac{A_c(0)}{V_\beta}. \quad (6)$$

3.2 Approche mixte pour la fusion

L'algorithme procède à une recherche de candidats de points de contours dans un certain voisinage à travers les échelles, cela de façon indépendante dans le sens des échelles croissantes et dans le sens des échelles décroissantes (*fine-to-coarse* et *coarse-to-fine*). La recherche s'effectue dans un cône de voisinage (élargissement de l'arrondi de x_0 à chaque échelle) : la pointe du cône se situe à l'échelle fine pour la descente, et dans la plus basse échelle pour la montée. On retient pour chaque échelle le maximum le plus proche dans la limite du voisinage de la verticale du point courant. Ces maximums sont classés par ordre décroissant. On établit ainsi deux listes indépendantes de points candidats pour représenter un point de contour. La première est indiquée pour la recherche et localisation des contours fins. La deuxième convient aux contours flous où la localisation est plus précise dans les basses échelles jusqu'à une certaine tolérance d'isolement. On teste ensuite la concordance des deux listes. Le premier point de discordance est éliminé ainsi que les suivants. Une méthode de segmentation permet ensuite de conclure quant à la génération d'un point de contour.

Nous donnons ci-dessous les règles de construction de l'algorithme.

Définition 3.5 — L'approche ascendante consiste à établir la liste du maximum le plus proche de la verticale du point courant, pour chaque échelle et ce dans un cône dont la pointe est le point de départ à l'échelle la plus large. L'approche descendante opère de même mais en partant de l'échelle fine, la pointe de cône de recherche étant à cette échelle.

Définition 3.6 — L'approche mixte est un mariage de l'approche ascendante avec l'approche descendante.

Proposition 3.7 — La recherche de l'amplitude de détection maximale est réalisée indépendamment par l'approche ascendante et par l'approche descendante.

Proposition 3.8 — Les points repérés dans les approches ascendantes et descendantes sont dits candidats et sont classés par ordre d'amplitude décroissante.

Proposition 3.9 — Si les deux approches localisent une amplitude de détection maximale à la même échelle et à la même position, alors cette localisation est dite valide (point de mariage).

Proposition 3.10 — Une localisation valide permet de générer un point de contour si cette localisation est exactement celle du point courant. Le point est dit générateur.

Proposition 3.11 — Une méthode de segmentation autorise ou empêche finalement la génération du point de contour. La méthode de segmentation peut s'appuyer sur les deux listes comme dans notre implémentation de la spatial coincidence assumption

Si on tient compte des influences soustractives et additives :

Proposition 3.12 — En influence soustractive, l'échelle donnant la localisation du contour est celle qui donne la plus grande amplitude de détection.

Proposition 3.13 — La localisation à une échelle donnée est valide, si à l'échelle plus fine la proposition 3.4 est satisfaite en se plaçant sur le maximum de cette échelle (proposition non implémentée).

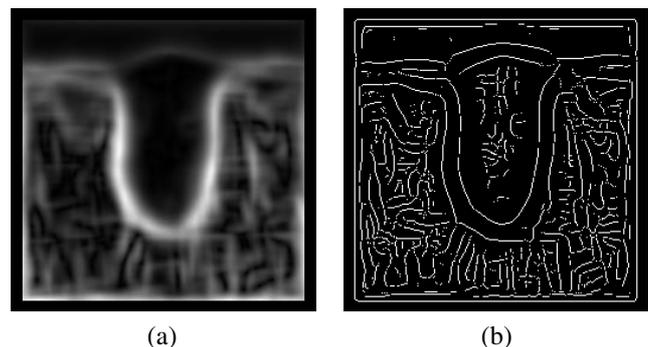


FIG. 2 — Image originale et l'image obtenue par la méthode de fusion par approche mixte. La segmentation traduit la *spatial coincidence assumption*. L'image originale présente un flou assez uniforme qui correspond sensiblement à la deuxième échelle dans notre détection multiéchelle. Ci-dessous, sont présentés des images ((c) et (d)) obtenues par segmentation classique pour la première et la troisième échelle.

Les images en figure 2, 3 montrent un exemple de fu-

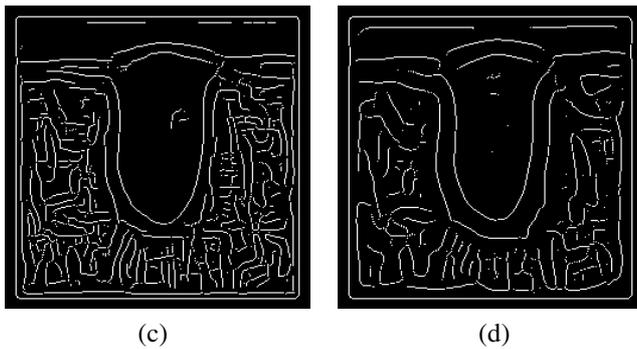


FIG. 3 — Images obtenues par détection multiéchelle ((c) première échelle, (d) troisième échelle) + extraction des maximums locaux + seuillage

sion sur trois échelles avec une segmentation dite "2-spatial coincidence assumption" [8, 6]. Cette phase de segmentation génère un point de contour s'il y a concordance sur au moins deux points valides. Les deux images (c) et (d) sont deux exemples de détection + segmentation classiques pour l'échelle la plus fine (première échelle) et l'échelle la plus large (troisième échelle). Nous avons vérifié que notre fusion+segmentation donne la meilleure localisation des contours pour cette image floue. En outre, cet exemple montre clairement que la meilleure localisation (en respect avec le modèle de contour) est distribué principalement dans la deuxième échelle.

4 Conclusion

La méthode de fusion, encore en développement (proposition 3.13), peut être accompagnée par une méthode de segmentation choisie parmi une bibliothèque existante, permettant ainsi une grande adaptabilité de la chaîne complète de représentation au sens contour. Notons que la méthode de fusion est basée sur un certain modèle de contour, donc sur un certain opérateur de détection. Le choix d'un autre modèle conduirait évidemment à des résultats différents : par exemple le choix d'un filtre détecteur de contours en forme de toits[9].

Références

- [1] E. Bourennane. "Conception et implantation d'un détecteur de contours optimisé sous forme de circuit ASIC". *Thèse de l'Université de Bourgogne*, 1994.
- [2] J. Canny. "A computational approach to edge detection". *IEEE Pattern Anal. Mach. Intel.*, vol. 8, no. 6, pp. 679–698, Nov. 1986.
- [3] I. Daubechies. *Ten Lectures on Wavelets*. CBMS-NSF, Regional Conf. Series in Applied Math., 1992.
- [4] D. Demigny, F. Lorca, T. Kamli, and L. Kessal. "Crithres de Canny discrets pour la comparaison de filtres ditecteurs de contours". *Actes Colloque GRETSI*, 1995.
- [5] R. Deriche. "Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector". *International Jour-*

nal of Computer Vision, vol. 1, no. 2, pp. 167–187, May 1987.

- [6] D. Marr and E. Hildreth. "Theory of edge detection". *Proc. Royal Society London*, vol. 207, ser. B, pp. 187–217, 1980.
- [7] F. Truchetet, O. Laligant, E. Bourennane, and J. Mitéran. "Frame of wavelets for edge detection". *SPIE, Int. Symp. on Optics, Imaging and Instrumentation*, vol. 2303, pp. 141-152, San Diego, July 1994.
- [8] A. P. Witkin. "Scale-space filtering". *Proc. International Joint Conference on A.I.*, pp. 1019–1022, 1983.
- [9] D. Ziou. "Line detection using optimal IRR filter". *Pattern Recognition*, vol. 24, no. 6, pp. 465–478, 1991.