

UNE FAMILLE DE DETECTEURS DE CONTOURS

BASES SUR LE FILTRAGE D'ORDRE

Ph.BOLON, M.MOUHOUB

Laboratoire d'Automatique et MicroInformatique Industrielle
(LAMII) - Université de SAVOIE - BP 806 - F.74016 ANNECY CEDEX
CNRS - GRECO Traitement du Signal et Image

RÉSUMÉ

On présente ici une famille d'opérateurs gradient utilisant le filtrage d'ordre comme estimateur local de la valeur moyenne d'une région de l'image. On étudie leurs propriétés pour différents types de bruits d'image et on les compare avec celles d'opérateurs classiques cablés (Sobel, Prewitt) ou non (Deriche). Différentes structures de réalisation sont proposées. Puis on montre comment la même structure d'opérateur peut être réutilisée pour rechercher des frontières entre régions de même intensité moyenne mais de "rugosités" différentes. On présente des résultats expérimentaux obtenus avec ces opérateurs, en les comparant avec ceux obtenus avec les opérateurs plus classiques.
mots-clés : traitement d'image, filtres d'ordre, détection de contours.

SUMMARY

In this paper, a new class of gradient operators, based on order filtering, is introduced. Their properties are studied in the case of noisy images, and compared with the ones of classical operators (Sobel, Canny-Deriche). One can obtain gradient operators whose output does not depend on the edge orientation. Moreover, the coefficients of the order filters can be chosen so that it is possible to detect boundaries between areas having the same average intensity but differing by a fluctuation scale parameter.

1- INTRODUCTION

La plupart des opérateurs de détection de contours dans des images sont du type dérivée filtrée. Les contours correspondent aux maximum de la dérivée première (image-gradient) ou aux passages par zéro de la dérivée seconde (image-laplacien). Lorsque l'image est bruitée, les composantes du gradient en un point de l'image sont alors calculées par filtrage linéaire passe-bas sur un voisinage restreint (typiquement 3x3 ou 5x5 pixels). Ces opérateurs, tels que ceux de Sobel ou Prewitt [1] ont l'intérêt d'avoir une structure simple et de pouvoir être réalisés par des dispositifs cablés temps réel. Bovik et Munson [2] ont proposé d'utiliser un filtrage médian pour estimer la valeur moyenne d'une portion d'image.

Les contraintes de temps de traitement rencontrées en vision industrielle amènent à étudier des opérateurs locaux, c'est à dire travaillant sur un nombre restreint de pixels et nécessitant peu de capacité mémoire, et robustes vis à vis du bruit d'image (bruit électronique, poussières, réflexions parasites..). L'objectif est d'obtenir une image-gradient de très bonne qualité de manière à alléger la phase de post-traitement (seuillage avec hystérésis, élimination des régions de petite taille, etc...) qui peut s'avérer coûteuse en temps.

On présente ici une famille d'opérateurs gradient utilisant le filtrage d'ordre comme estimateur local de la valeur moyenne d'une région de l'image. On étudie leurs propriétés pour différents types de bruits d'image et on les compare avec celles d'opérateurs classiques cablés (Sobel, Prewitt) ou non (Canny-Deriche [3]). Différentes structures de réalisation sont proposées. Puis on montre comment la même structure d'opérateur peut être réutilisée pour rechercher des frontières entre régions de même intensité moyenne mais de "rugosités" différentes.

Enfin, on présente des résultats expérimentaux obtenus avec ces

opérateurs, en les comparant avec ceux obtenus avec les opérateurs plus classiques (Sobel, Deriche).

2- DETECTION DE CONTOURS ENTRE REGIONS D'INTENSITE DIFFERENTES

Après avoir présenté le principe de fonctionnement de ces opérateurs, on étudie leurs performances dans le cas d'images bruitées. On considère les cas de bruits blancs centrés de type continu ou impulsionnel. On donne ensuite des éléments pour la réalisation de ces opérateurs. Enfin, on montre comment on peut améliorer leurs performances en utilisant un filtrage d'ordre récursif.

2.1 - principe

On cherche à estimer les composantes G_x et G_y du vecteur gradient en un pixel (i,j) de l'image, à l'aide des valeurs des pixels situés dans un voisinage restreint.. Le voisinage du pixel analysé est divisé en 4 zones : $V+$, $V-$, $W+$, $W-$. Chaque zone comprend un nombre impair $N=2n+1$ pixels (cf fig.1). Dans chaque zone, on effectue une estimation de l'intensité moyenne par filtrage d'ordre, c'est à dire que l'on effectue un tri par ordre croissant des valeurs des intensités, suivi d'une combinaison linéaire de ces valeurs ordonnées. Soit X_{k+} la valeur du pixel numéro k de la zone $V+$, et $X_{(k+)}$ la valeur de rang $k+$ dans cette fenêtre. La valeur moyenne estimée est $Y+$, avec

$$Y+ = \sum_{k+=1}^N c_{k+} X_{(k+)} \quad \text{Eq. 1}$$

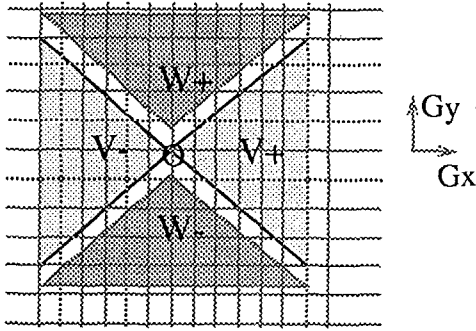


fig.1 Exemple de voisinage pour le calcul du vecteur gradient

Afin de conserver l'information d'orientation du contour, les composantes du gradient sont estimées par différenciation spatiale. En utilisant des notations analogues pour les pixels des régions V-, W+ et W-, on obtient :

$$G_x = \sum_{k=+1}^N c_{k+} X_{(k+)} - \sum_{k=-1}^N c_{k-} X_{(k-)} \quad \text{Eq.2}$$

$$G_y = \sum_{m=+1}^N c_{m+} X_{(m+)} - \sum_{m=-1}^N c_{m-} X_{(m-)} \quad \text{Eq.3}$$

Pour des raisons de normalisation on pourra imposer une contrainte sur la somme des coefficients c_k (par ex. $\sum c_k = 1$).

Dans la suite, on s'intéressera en particulier à l'estimation de moyenne par filtrage médian ($c_{n+1}=1$, $c_k=0$ $k \neq n+1$) et par filtrage milieu ($c_1=1/2$, $c_N=1/2$, $c_k=0$ $k=2..N-1$)

Les performances en détection de contours sont liées à celles de l'estimateur du module du gradient, et donc à la variance de chacune de ses composantes. Pour des bruits non gaussiens, on peut obtenir, par filtrage d'ordre, une estimation meilleure que par filtrage linéaire [4].

2.2 - étude des performances pour une image bruitée

On considère le cas d'une image perturbée par un bruit blanc additif centré de fonction de répartition F et de densité de probabilité (ddp) f symétrique par rapport à l'origine. Dans cette section on étudie les performances de l'estimation des composantes du vecteur gradient. Soit $X_k, k=1..N$ les valeurs des intensités des pixels dans une zone, et $X_{(k)}$ les valeurs ordonnées. La ddp de la variable aléatoire N dimensionnelle $\{X_{(1)}, \dots, X_{(N)}\}$ est

$$f_{(1..N)}(x_1, \dots, x_N) = N! f(x_1) \dots f(x_N) \quad \text{Eq.4}$$

Si Y est la sortie du filtre d'ordre de coefficients c_k , la ddp de Y est :

$$g(y) = \int \dots \int 1/c_N f_{(1..N)}(u_1, u_2, \dots, -c_1/c_N u_1 - \dots + y/c_N) du_1 \dots du_{N-1} \quad \text{Eq.5}$$

Pour un filtre médian la ddp de la sortie est:

$$g_{med}(y) = N! / (n!n!) f(y) [F(y) \cdot (1-F(y))]^n \quad \text{Eq.6}$$

Pour un filtre milieu, la ddp de sortie est :

$$g_{mil}(y) = \frac{2N!}{(N-2)!} \int_y^\infty f(2y-t) \cdot f(t) dt \quad \text{Eq.7}$$

Si les zones utilisées pour le calcul d'une composante sont disjointes (par exemple V+ et V-), la ddp de l'estimateur d'une composante

s'obtient par convolution. Pour des zones comportant $N=3$ pixels on représente sur la figure 2, les ddp de l'estimateur d'une composante du gradient dans une région de l'image ne comportant pas de contours. Pour l'opérateur de Sobel, la densité de probabilité s'obtient par convolutions successives de la ddp du bruit.

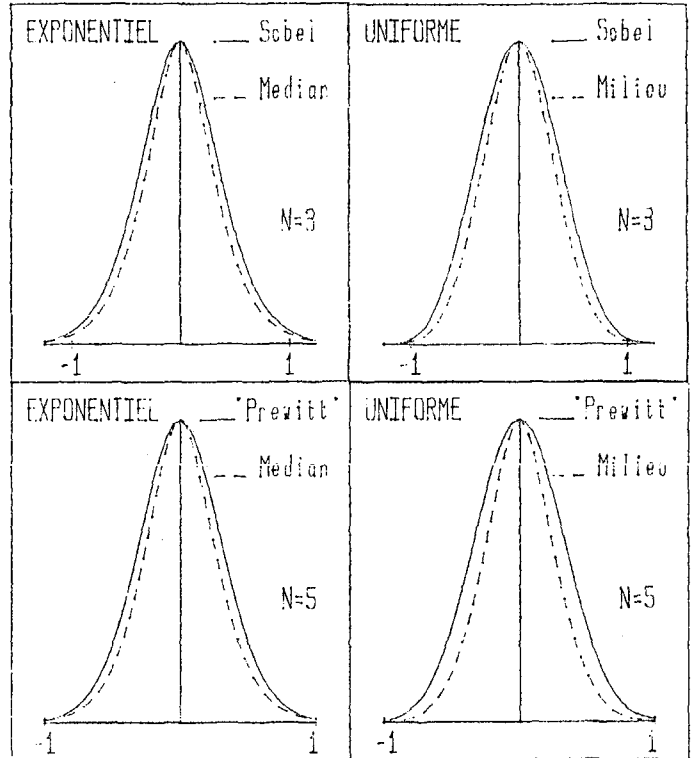


fig.2 densité de probabilité de l'estimateur d'une composante du gradient. a/ bruit de densité exponentielle de variance 1 b/ bruit de densité uniforme de variance 1

Les variances des estimateurs des composantes du gradient sont données, pour $N=3$, dans le tableau 1, la colonne "filtre optimal" correspond à l'estimation des moyennes locales par filtre d'ordre optimisé [5].

type de filtre	médian	milieu	Sobel	filtre optimal
bruit uniforme	1.20	0.60	0.75	0.60
exponentiel	0.64	0.87	0.75	0.57

Tableau 1. variance d'estimation des composantes du gradient opérateurs de type 3x3. bruit d'image de variance 1

Les différences de variances sont sensibles sans être spectaculaires. Il faut remarquer que la taille de l'échantillon est faible. Un gain plus important sur les variances peut être obtenu pour des zones de taille plus importantes. Ainsi, pour $N=5$, un opérateur type Prewitt (estimation des moyennes locales par moyenne arithmétique) donnera une variance des composantes de 0.40. Pour un bruit exponentiel et un filtrage médian, on obtient une variance de composante de 0.33. Avec un bruit uniforme et un filtrage milieu, on obtient 0.29. Dans le cas d'un bruit centré impulsionnel prenant les valeurs M, 0 et -M avec les probabilités p, 1-2p, p, on obtient pour un opérateur 3x3 avec un bruit de variance unité les variances de composantes ci-dessous:

- filtrage médian : $2(3p - 2p^2)$
- filtrage milieu : $2(3/4 - 9/4 \cdot p + 5/2 \cdot p^2)$
- Sobel : 0.75

Pour les valeurs de p inférieures à 0.153 il vaut mieux employer un opérateur à base de filtrage médian. Pour les valeurs supérieures, les meilleurs résultats sont obtenus par un opérateur à base de filtrage milieu.

2.3 - sensibilité à l'orientation du contour

On considère ici le cas d'un contour idéal en échelon selon le modèle d'Abdou et Pratt [6]. Pour un pixel traversé par la ligne de contour, l'intensité est obtenue en effectuant la moyenne des intensités hautes et basses pondérée par les surfaces correspondantes (fig.3)

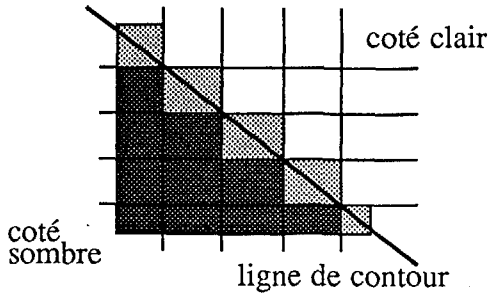


fig.3 : modèle de contour idéal en échelon

On étudie la sortie de l'opérateur gradient appliqué à un contour de hauteur unité et d'orientation θ par rapport à la verticale. Comme observé dans [6] les résultats dépendent de la norme utilisée pour le calcul du module du gradient. On étudie les normes 1, 2 et ∞ . Sur la figure 4 sont représentés les résultats obtenus avec les opérateurs à base de filtre médian (a), milieu (b), ainsi que les opérateurs de Sobel (c) et Deriche [3] (d). Le paramètre d'échelle α de l'opérateur de Deriche a été pris égal à 2, ce qui donne un critère de localisation correspondant à une fenêtre 3x3. [7].

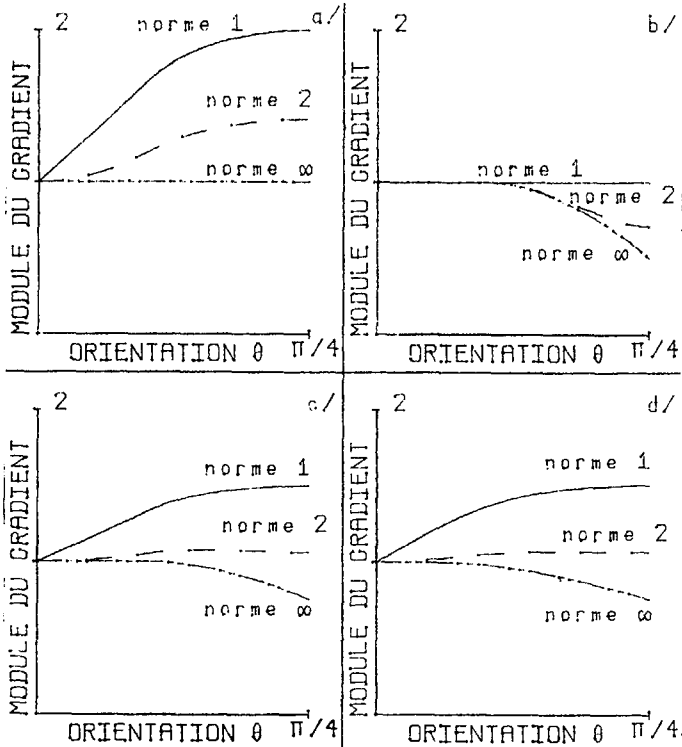


fig.4 sensibilité à l'orientation des contours
a/ median b/ milieu c/sobel d/deriche

On remarque que, pour un opérateur à base de filtrage d'ordre, on peut obtenir un module insensible à l'orientation des contours. Lors du post-traitement de l'image gradient on pourra ainsi choisir un seuil de détection de contours qui ne dépend que du contraste entre objet et fond, et non de l'orientation des contours.

En ce qui concerne l'opérateur de Deriche, la sensibilité à l'orientation est d'autant moindre que le paramètre α est faible. Dans ces conditions le lissage s'effectue sur un grand nombre de pixels et les contours proches peuvent être fusionnés ou disparaître.

2.4 - structures de réalisation

structure directe : Soit $Im(i,j)$ l'intensité du pixel ligne i et colonne j de l'image de départ. Pour un opérateur gradient comportant $N=3$ pixels par zone (cf fig.1) le calcul d'une composante du gradient (par

exemple G_x) est donné par:

$$G_x = FO\{Im(i-1,j+1), Im(i,j+1), Im(i+1,j+1)\} - FO\{Im(i-1,j-1), Im(i,j-1), Im(i+1,j-1)\} \quad Eq.8$$

où $FO\{ \}$ désigne le filtrage d'ordre avec un jeu de coefficients donnés. Le calcul de G_y se déduit de l'équation 8 par rotation de 90 degrés. Sur ce principe, un opérateur gradient temps réel 8 bits basé sur le filtrage médian (8)a été réalisé au laboratoire[8]. Par rapport aux opérateurs temps réel type Sobel disponibles sur le marché on constate que l'opérateur gradmed est quasiment insensible à la présence de points faux, ce qui facilite le post-traitement de l'image.

structure séparable : Le calcul de la composante G_x décrit plus haut se ramène à un lissage par filtrage d'ordre selon les colonnes suivi d'une dérivation par filtrage linéaire selon les lignes. Le calcul de G_y se déduit par symétrie ligne/colonne. Cet algorithme de calcul se prête mieux à une implémentation logicielle. Le nombre d'opérations est diminué mais il faut une plus grande capacité de mémoire intermédiaire. Par contre, il autorise un lissage par filtre médian récursif, ce qui améliore la robustesse vis à vis du bruit d'image sans perdre sur la localisation des contours [7]

2.5 - opérateur gradient basé sur le filtrage médian récursif

Les composantes du gradient sont obtenues par calcul à structure séparable (cf 2.4). La sensibilité à l'orientation est la même que celle de l'opérateur gradmed. Par contre l'effet de lissage du bruit est renforcé.

La ddp de la sortie du filtre médian récursif est :

$$gmedrec(y) = \frac{f(y)F(y)(4 - 5F(y) + 2F^2(y) - F^3(y))}{[1 - F(y) + F^2(y)]^2}$$

Pour un opérateur 3x3, les variances des composantes du gradient deviennent respectivement 1.08 (bruit uniforme) et 0.54 (exponentiel). Si les zones comportent 5 pixels les variances deviennent 0.5 (uniforme) et 0.17 (exponentiel)

2.6 - résultats expérimentaux

Les photographies de la figure 5 montrent les résultats obtenus en détection de contours sur une image bruitée (bruit exponentiel, rapport entre différence d'intensités moyennes h et écart-type du bruit σ : $h/\sigma=4$). On utilise un opérateur gradient à base de filtrage médian récursif, norme infinie, et on compare avec les résultats obtenus par un opérateur de Sobel, norme 2. On constate sur les images gradient que l'opérateur de Sobel est beaucoup plus sensible au bruit. Si l'on seuille l'image gradient pour éliminer les faux points-contours, les vrais contours apparaissent morcelés. Par contre, en utilisant un opérateur gradient à base de filtrage médian récursif, l'image seuillée est de bien meilleure qualité.

3 - DETECTION DE FRONTIERES ENTRE REGIONS DE MEME INTENSITE MOYENNE

3.1 - principe

On cherche à localiser la frontière entre deux régions de même intensité moyenne, mais se distinguant par un changement d'échelle des fluctuations autour de l'intensité moyenne. Pour chaque pixel de l'image, et pour chaque zone de N pixels de son voisinage (cf fig.1), on effectue une estimation, par filtrage d'ordre, d'un paramètre d'échelle. On peut prendre, par exemple :

$$Y = X(N) - X(1) \quad Eq.10$$

On calcule alors un gradient de "rugosité" par la même méthode qu'en 2, les coefficients du filtre d'ordre sont maintenant antisymétriques.

3.2 - étude des performances

On considère le cas d'une frontière entre deux régions $R1$ et $R2$ caractérisées par des échelles de fluctuation $d1$ et $d2$ ($d2=\lambda.d1$). En utilisant le filtre donné par l'équation Eq.10, et dans le cas de bruits uniformes, on montre que la variance relative d'une composante du gradient de rugosité est donnée par :

$$\frac{\text{var } G}{d1^2} = (1+\lambda^2) \frac{2}{(N+2)(N-1)} \quad Eq.11$$

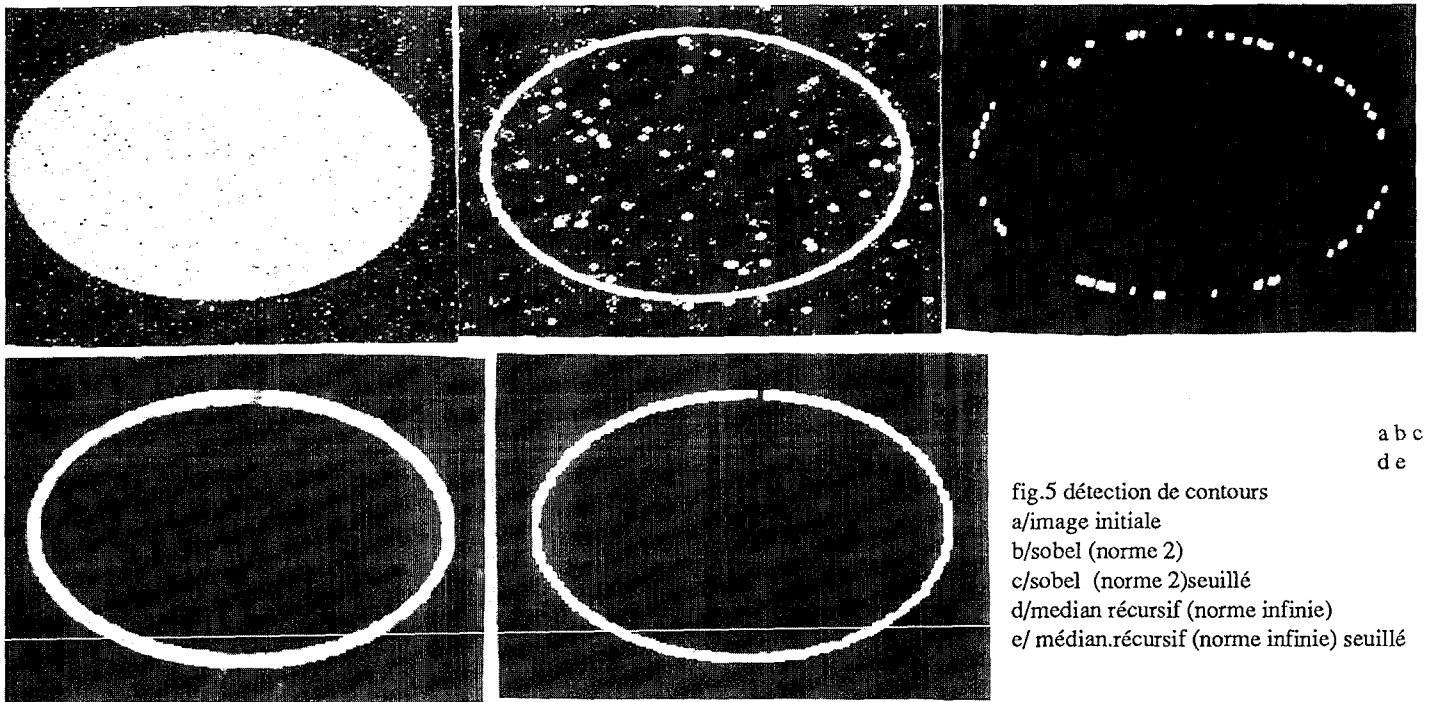


fig.5 détection de contours

a/image initiale

b/sobel (norme 2)

c/sobel (norme 2)seuillé

d/median récursif (norme infinie)

e/ médian.récursif (norme infinie) seuillé

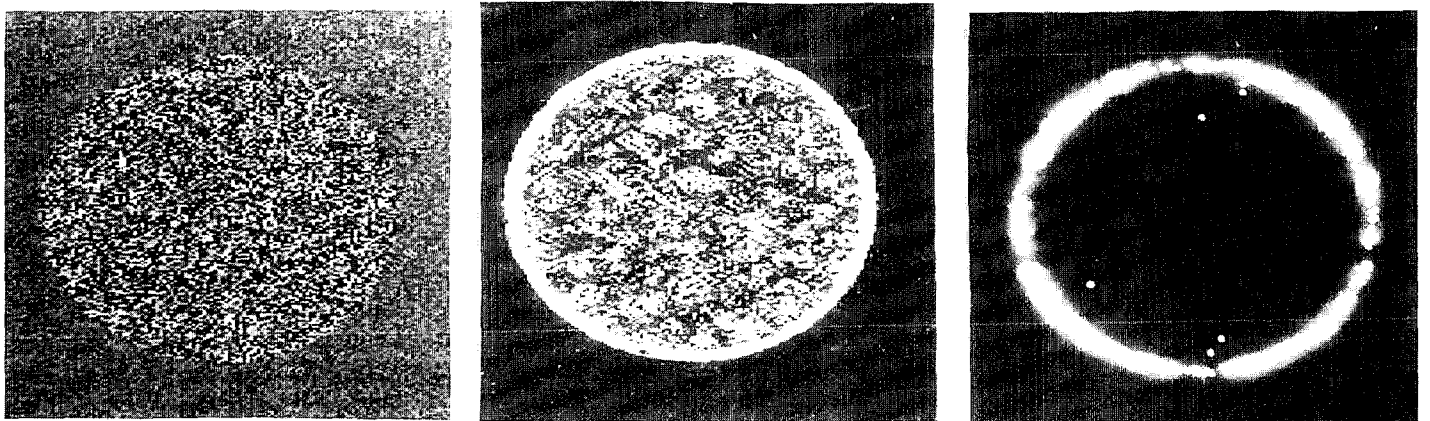
a b c
d e

fig.6 régions de même intensité moyenne -gradient de rugosité

a/ image initiale b/image gradient N=11 c/ image des frontières

3.3 résultats expérimentaux

Les photographies de la figure 6 montrent une frontière entre deux régions de même intensité moyenne.

Le paramètre λ vaut 3.5. Le gradient de rugosité est calculé par partition du voisinage d'un pixel en zones de $N=11$ pixels. Le module du gradient est calculé selon la norme 1. L'image seuillée fait bien apparaître la frontière, le nombre de faux points-frontière étant faible

4 - CONCLUSION

Par rapport aux techniques linéaires, l'utilisation des filtres d'ordre permet une plus grande robustesse vis à vis du bruit d'image quand celui-ci n'est pas gaussien. Pour une image donnée, ceci permet l'utilisation d'opérateurs gradient travaillant sur peu de pixels, ce qui améliore la localisation des contours. De plus, on peut obtenir des opérateurs gradient dont le module est insensible à l'orientation des contours, ce qui facilite la phase de post-traitement.

Par ailleurs, la même structure d'opérateur gradient permet de traiter le problème de la recherche de frontières entre régions de même intensité moyenne, et ce pour une complexité de réalisation réduite.

REFERENCES

- [1] Pratt W.K.: Digital Image Processing, Wiley Interscience, 1978
- [2] Bovik A, D.C.Munson : Edge Detection using Median Comparisons ; CVGIP vol 33 pp377-389 - 1986
- [3] Deriche R. : Détection optimale de contours avec mise en oeuvre récursive. Actes 11e Colloque GRETSI; Nice, juin 1987.
- [4] David H.A. : Order Statistics, Wiley Interscience . 1981.
- [5] Bovik A, T.S.Huang, D.C.Munson : A Generalization of Median Filtering Using Linear Combination of Order Statistics; IEEE Trans. ASSP vol 31 no.6; dec.1983
- [6] Abdou I.E, W.K.Pratt : Quantitative Design and Evaluation of Enhancement/Thresholding Edge Detectors. Proc. of IEEE vol 67-5 . may 1979
- [7] Mouhoub M. : Filtres d'ordre, filtre médian récursif. Analyse et évaluation des performances en traitement d'image. Thèse de Doctorat - Insa Lyon- avril 1989
- [8] Foulloy L., M.Mouhoub : Gradmed: un opérateur gradient temps réel. Rapport interne LAMII - 1989