



Comparaison de méthodes de segmentation d'images

J.P. Cocquerez, S. Philipp, R. Zeboudj

GDR 134 TDSI

Equipe Traitement des Images et du Signal

ENSEA, 6 Av. du Ponceau, 95014 Cergy Pontoise Cedex

e-mail : cocquerez@ensea.fr

RÉSUMÉ

Nous présentons la synthèse des travaux de comparaison effectués depuis 5 ans dans le cadre du GDR 134.

Nous utilisons des paramètres issus de ceux de Fram et Deutch pour comparer les extracteurs de contour et une distance issue de la mesure de Vinet pour comparer les images de régions.

Les résultats de détecteurs de contour (dérivatifs, markoviens, etc.) et de méthodes de segmentation région (seuillage, pyramides de graphes, etc.) sont ainsi comparés quantitativement sur des images de synthèse et qualitativement sur la même image médicale.

L'article comporte enfin une analyse comparative originale des résultats.

1 RAPPELS SUR LA SEGMENTATION

La *segmentation* est un traitement de bas-niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i , appelés *régions*, tels que:

$$\forall i R_i \neq \emptyset$$

$$\forall i, j; i \neq j R_i \cap R_j = \emptyset$$

$$A = \bigcup_i R_i$$

Une *région* est un ensemble connexe de points image (*pixels*) ayant des propriétés communes (intensité, texture, ...) qui les différencient des pixels des régions voisines. Les connaissances utilisées sont le plus souvent du domaine de l'image numérique et du traitement du signal, donc sémantiquement assez pauvres.

Il n'y a pas de méthode unique de segmentation d'une image, le choix d'une technique est lié :

- à la nature de l'image :
 - éclairage non homogène, reflets,
 - présence de bruit, de zones texturées,
 - contours flous, en partie occultés,
- aux opérations situées en aval de la segmentation :
 - localisation, mesure, calcul 3D,
 - reconnaissance des formes, interprétation,
 - diagnostic, contrôle qualité,
- aux primitives à extraire :
 - contours, segments de droite, angles,...
 - régions, formes,
 - textures,
- aux contraintes d'exploitation :
 - complexité algorithmique, fonctionnement en temps réel,
 - taille de la mémoire disponible en machine.

Du fait de cette diversité, il est difficile de définir, de manière absolue, une « bonne » segmentation. La segmentation

ABSTRACT

We present the synthesis of the comparison works accomplished in the last five years with the GDR 134.

The comparison of edge detectors is achieved via parameters deduced from Fram and Deutch and the comparison of region segmentation is done by the way of a distance issued from Vinet's measure.

The results of edge detectors (derivative, markovian, etc.) and of region segmentation methods (threshold, graph pyramids, etc.) are quantitatively compared on synthetic images and qualitatively on the same medical image.

At last, the article includes an original comparative study of the results.

n'est pas une fin en soi. De plus sa qualité se mesure aux résultats obtenus par les traitements situés en aval qui utilisent les primitives extraites.

La segmentation fait référence aux notions de différence et de similarité comme les perçoit le système visuel humain et ceci donne naissance à deux approches couramment qualifiées d'approche « *frontière* » et d'approche « *région* » :

- La notion de « *frontière* » est associée à une variation d'intensité ou à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles connexes de points. L'approche frontière regroupe les techniques de détection de contours. Ces méthodes ne conduisent pas directement à une segmentation de l'image telle qu'on l'a définie précédemment, car les contours obtenus sont rarement connexes, il faut donc procéder à une fermeture de ceux-ci si l'on souhaite une partition complète de l'image. En effet, après fermeture de contours, la dualité contours-régions apparaît nettement. Les régions sont définies topologiquement comme l'intérieur d'une ligne fermée.
- La notion de « *région* » fait référence à des groupements de points ayant des propriétés communes. Les méthodes de l'approche région aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région unique.

Nous avons présenté la synthèse des travaux sur la segmentation d'images effectués depuis 5 ans dans le cadre du GDR 134 dans [COCQ95]. Dans ce papier, nous nous focalisons sur la comparaison des méthodes

2 COMPARAISON D'OPERATEURS D'EXTRACTION DE CONTOUR SUR IMAGE DE SYNTHESE

2.1 Critères de comparaison

Des images de test comportant une seule transition d'amplitude 3, 6, 12, 20 dégradée par un codage Δ PCM et noyée dans du bruit gaussien ont été créées (cf. figure 1).



11 méthodes d'extraction de contour sont comparées. Il s'agit de :

- Canny-Deriche, dérivée première, dérivée seconde et laplacien (respectivement nommées Deriche1, Deriche2, Deriche3),
- Shen-Castan, dérivée première, dérivée seconde et laplacien (respectivement nommées Shen1, Shen2, Shen3),
- 2 opérateurs combinant lissage et dérivation : MDIF et NAGDIF
- 2 algorithmes déterministes de relaxation exploitant des champs de Markov : Graduated Non Convexity et Mean Field Annealing (recuit par champs moyens)
- une suite de traitements de Morphologie Mathématique : lissage par filtre alterné séquentiel, calcul du gradient morphologique, amincissement.

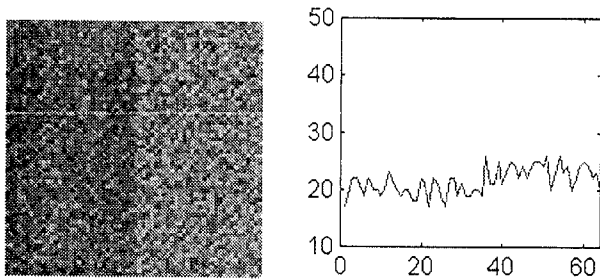


Figure 1 : image de synthèse et profil le long d'une horizontale pour une transition verticale d'amplitude 3

Pour comparer quantitativement ces opérateurs, deux paramètres dérivés de ceux de Fram et Deutch sont utilisés [FRAM75] [FRAM78]. P_1 mesure la robustesse du détecteur en présence de bruit, P_2 le comportement du détecteur vis-à-vis du signal seul (c'est-à-dire du contour).

Dans le cas d'une transition non verticale, le contour théorique est la droite d'équation (cf. figure 2) :

$$y = -a(x-x_0) + y_0 \quad \text{avec } a = \text{tg}\theta$$

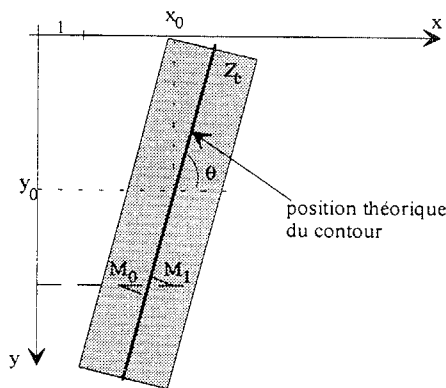


Figure 2 : Définition de la zone contour Z_c (zone grisée)

On appelle Z_c la zone dans laquelle doit se situer le contour. Elle est limitée, en théorie, par les deux droites situées de part et d'autre du contour théorique, à une distance égale au pas d'échantillonnage suivant la direction orthogonale au contour.

Nous avons été plus restrictifs et avons pris une zone contour de deux pixels par ligne exactement.

Les points provenant du signal ne sont détectés que dans la zone contour.

La définition du paramètre P_1 est :
$$P_1 = \frac{n_s}{n_s + n_b}$$

où n_s = nombre de points du signal détectés dans Z_c

et n_b = nombre total de points de bruit détectés.

Le paramètre P_2 proposé par Fram et Deutsch est l'estimation du rapport du nombre de perpendiculaires à la ligne de contraste qui contiennent un point détecté dans Z_c provenant du signal seul, avec le nombre de perpendiculaires ne contenant pas de point détecté dû au bruit dans Z_c .

A cause des problèmes liés à la discrétisation, au lieu de faire un calcul sur les perpendiculaires au contour, le calcul est réalisé sur les lignes de l'image. Pour un contour à 60° , le fait de considérer les lignes de l'image n'induit pas plus d'erreurs que de se ramener à un contour vertical par rotation de l'image comme le faisaient Fram et Deutsch. En effet, pour un contour à 60° , si la largeur de Z_c est strictement inférieure à 2, deux points consécutifs de Z_c sur une ligne ont des projections orthogonales sur le contour « vrai » distantes de moins de 0,5 pixel (cf. figure 2 ; points M_0 et M_1).

2.2 Résultats

	a=3		a=6		a=12		a=20	
	P_1	P_2	P_1	P_2	P_1	P_2	P_1	P_2
Deriche 1	1,00	0,93	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Deriche 2	0,47	0,83	0,42	0,91	0,60	1,00	0,56	1,00
Deriche 3	0,77	0,98	0,71	1,00	0,86	0,98	0,89	1,00
Shen 1	0,96	0,98	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Shen 2	0,19	0,51	0,30	0,39	0,52	0,70	0,19	0,22
Shen 3	0,39	0,76	0,29	0,28	0,63	0,74	0,04	0,04
MDIF	0,33	0,79	0,96	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
NAGDIF	0,29	0,53	0,72	0,96	0,71	1,00	0,86	1,00
Morpho	0,81	0,24	0,69	0,88	1,00	1,00	1,00	1,00
GNC	0,32	0,96						
MFA	0,62	0,63						

Tableau 1 : résultats pour une transition verticale

	a=3		a=6		a=12		a=20	
	P_1	P_2	P_1	P_2	P_1	P_2	P_1	P_2
Deriche 1	0,67	0,56	0,90	0,80	0,98	0,98	1,00	1,00
Deriche 2	0,22	0,42	0,34	0,63	0,42	0,97	0,54	1,00
Deriche 3	0,20	0,40	0,17	0,39	0,30	0,44	0,31	0,45
Shen 1	0,25	0,57	0,46	0,84	0,56	0,95	0,49	0,97
Shen 2	0,13	0,47	0,18	0,37	0,43	0,55	0,39	0,46
Shen 3	0,13	0,41	0,29	0,48	0,41	0,52	0,37	0,43
MDIF	0,13	0,47	0,41	0,73	0,50	0,95	0,51	0,98
NAGDIF	0,16	0,30	0,36	0,67	0,39	1,00	0,34	1,00
Morpho	0,35	0,13	0,34	0,69	0,39	0,95	0,41	0,97
GNC	0,05	0,28	0,08	0,12				
MFA	0,31	0,15	0,36	0,59				

Tableau 2 : résultats pour une transition oblique ($\theta=60^\circ$)

Pour les images comportant un saut d'amplitude 3, le meilleur opérateur est Deriche1, puis Shen1, tant pour la transition verticale que pour la transition oblique. On observe sans surprise que les opérateurs utilisant la dérivée seconde (Deriche2, Deriche3, Shen2, Shen3) sont plus sensibles au bruit (paramètre P_1). En particulier, ce phénomène apparaît pour les transitions obliques où les contours obtenus sont plus tourmentés. On peut remarquer que les opérateurs MDIF et NAGDIF obtiennent des scores honorables malgré leur simplicité.

Pour les valeurs de réglage proposées, l'opérateur MFA donne moins de fausses alarmes que l'opérateur GNC, mais il laisse beaucoup de lacunes dans les contours.

Pour une transition verticale d'amplitude supérieure à 3, tous les opérateurs donnent de bons résultats, sauf les opérateurs « dérivée seconde » de Shen-Castan. Les mauvais scores obtenus, lorsque l'amplitude de la transition augmente, sont dus à un décalage du contour extrait d'un pixel vers la droite. De façon classique, on observe que les opérateurs utilisant la dérivée seconde donnent des contours moins « lisses » que ceux fournis par les opérateurs employant le gradient.

Pour une transition oblique, les résultats sont globalement moins bons que pour une transition verticale. Ceci est dû en partie aux dégradations apportées par la quantification spatiale. Les contours tourmentés obtenus ont en effet tendance à « déborder » de la zone contour.

3 COMPARAISON D'OPERATEURS D'EXTRACTION DE REGIONS SUR IMAGE DE SYNTHESE

Pour comparer les méthodes d'extraction de régions, nous avons créé une image dénommée SAVOISE de taille 256×256 comportant 7 régions de différentes formes à laquelle nous avons ajouté du bruit ou des textures (cf. figures 3 et 7). Une première série d'images de test a été réalisée en superposant à l'image originale des bruits blancs de différentes distributions : gaussienne, exponentielle, uniforme et triangulaire, de moyenne nulle et d'écart-type dix. Ce qui donne quatre images de bruit : BRUIT1, BRUIT2, BRUIT3 et BRUIT4.

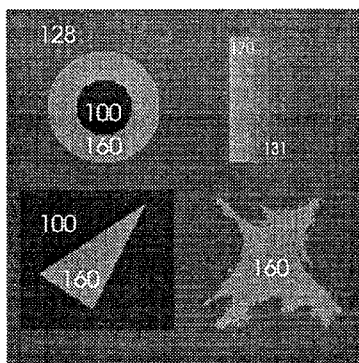


Figure 3 : motifs de l'image de synthèse SAVOISE

6 algorithmes d'extraction de régions ont été comparés sur les images bruitées :

- croissance de région basée sur la corrélation d'histogrammes locaux
- classification multidimensionnelle des pixels par calculs d'attributs locaux (paramètres texturaux d'Haralick, paramètres fractals, statistiques, etc.)
- fusion de régions guidée par des structures pyramidales
- 3 méthodes utilisant une modélisation markovienne : la régularisation markovienne et deux méthodes de relaxation supervisée et non supervisée.

Compte tenu de la difficulté des images texturées, seuls deux de ces algorithmes ont donné des résultats sur les images de texture, il s'agit de la corrélation d'histogrammes locaux et de la classification multidimensionnelle.

3.1 Critères de comparaison

Les différents algorithmes sont comparés à travers d'un indice qui est une adaptation de la mesure de Vinet [VINE91] définie comme suit.

On considère une image, de maillage S , et deux segmentations en régions de cette image, notées R et U . R_1, \dots, R_m sont les régions de la première segmentation, U_1, \dots, U_n celles de la deuxième. On note N le nombre de pixels de l'image ($N = \text{card } S$). Le principe de cette mesure consiste à

déterminer les couples de régions assurant un recouvrement maximum entre les deux segmentations et à caractériser la dissimilarité par la proportion de pixels ne participant pas à ce recouvrement. Pour cela, on définit la table de superposition des étiquettes T par :

$$T(i,j) = \text{card}(R_i \cap U_j) \quad i=1, \dots, m ; j=1, \dots, n$$

puis on recherche le couple de régions (R_{i_1}, U_{j_1}) de recouvrement maximal ($T(i_1, j_1) \geq T(i, j) \quad \forall i, j$). On note C_1 la quantité $T(i_1, j_1)$ et on recommence la recherche des régions de recouvrement maximal. On détermine :

$$(R_{i_2}, U_{j_2}) \text{ tel que } T(i_2, j_2) \geq T(i, j) \quad \forall i \neq i_1, j \neq j_1$$

et ainsi de suite jusqu'à (R_{i_k}, U_{j_k}) tel que :

$$T(i_k, j_k) \geq T(i, j) \quad \forall i \neq i_1, i_2, \dots, i_{k-1} \quad \forall j \neq j_1, j_2, \dots, j_{k-1}$$

Le nombre de couples de régions est $k = \min(m, n)$.

La mesure de dissimilarité est ensuite calculée par :

$$dv(R, U) = \frac{N - \gamma}{N} \quad \text{avec } \gamma = \sum_{i=1}^k C_i$$

L'inconvénient de l'opérateur de Vinet est qu'il ne vérifie pas l'inégalité triangulaire. Pratiquement, cela signifie que si on modifie le classement d'un pixel dans une segmentation donnée, γ peut varier de plusieurs unités.

La table de superposition des étiquettes peut être vue comme le tableau des coûts associés à un problème de *couplage* entre les régions de deux images d'étiquettes. Les régions de ces deux images constituent les sommets d'un *graphe non orienté, valué et biparti* ; deux sommets sont reliés par une arête si le recouvrement entre les régions est non vide. Le poids associé à une arête de ce graphe est la valeur du recouvrement entre les deux régions correspondantes.

La démarche de Vinet pour trouver les pixels bien classés consiste à faire un couplage itératif dans ce graphe en choisissant à chaque fois l'arc de poids le plus élevé. Une modification de cette stratégie de couplage consiste à choisir le couplage de poids total maximum. La distance entre deux images de régions est constituée par le total de pixels mal classés dans une image par rapport à l'autre et, avec cette nouvelle stratégie, on obtient une distance au sens mathématique du terme. Pour déterminer un couplage maximal, on peut, par exemple, utiliser l'algorithme de Kuhn [KUHN55] ou celui d'Edmonds [EDMO65]. Dans le cas général, il n'y a pas unicité de la solution.

3.2 Résultats

Les tableaux 3 à 6 contiennent les distances calculées par la méthode de Vinet modifiée. On rappelle que cette distance est calculée entre deux images d'étiquettes, la première image est l'image originale SAVOISE (cf. figure 3), la seconde est le résultat obtenu par l'une des différentes méthodes testées. Les résultats ont été normalisés par le nombre de pixels considérés puis multipliés par 100 pour avoir des tableaux plus lisibles. On rappelle qu'une valeur proche de 0 correspond à une image bien segmentée.

On remarque que la relaxation supervisée, approche markovienne, détecte le mieux la couronne (haut gauche) et le triangle dans le carré (bas gauche). La couronne est moins bien détectée par l'analyse multidimensionnelle. Les régions les moins bien segmentées se trouvent dans la partie droite des images. La régularisation markovienne segmente le mieux la partie supérieure droite des images.

Pour les images BRUIT1, BRUIT2 et BRUIT4 la relaxation non supervisée, approche markovienne, donne le meilleur résultat global ; on retrouve par cette mesure les remarques visuelles : bonne détection de la région irrégulière, bonne



surface pour le rectangle. Pour l'ensemble des images de bruit, les approches markoviennes et les pyramides adaptatives conduisent aux meilleurs résultats.

La corrélation d'histogrammes et l'analyse multidimensionnelle donnent les résultats les moins bons, les méthodes de seuillage à partir de l'histogramme des niveaux de gris présentées au §4 (Nakagawa et Fisher) ne donnent pas de résultats exploitables ; toutes ces techniques ne semblent pas convenir pour des images bruitées. L'analyse multidimensionnelle est plus adaptée à la segmentation d'images texturées ; quant à la corrélation d'histogrammes, une phase de prétraitement semble nécessaire pour pouvoir l'appliquer à des images fortement bruitées.

Pour les images de texture aucun calcul de distance n'a été effectué car une seule technique de segmentation est présentée.

IMAGE BRUIT1	haut gauche	haut droit	bas gauche	bas droit	global
Régularisation markovienne	0.21	4.20	0.20	1.55	1.53
Relaxation non supervisée	0.20	4.44	0.41	0.85	1.47
Relaxation supervisée	0.09	8.16	0.01	1.14	2.33
Corrélation d'histogrammes	1.72	9.26	2.45	3.10	4.12
Pyramide adaptative	0.29	6.34	0.50	1.07	2.04
Analyse multidimensionnelle	3.82	9.43	6.10	4.94	6.06

Tableau 3 : Distances entre l'image originale SAVOISE et l'image BRUIT1 segmentée

IMAGE BRUIT2	haut gauche	haut droit	bas gauche	bas droit	global
Régularisation markovienne	0.14	6.71	0.21	1.55	2.14
Relaxation non supervisée	0.23	6.75	0.35	0.85	2.03
Relaxation supervisée	0.10	7.72	0.03	1.53	2.33
Corrélation d'histogrammes	1.89	12.49	3.35	3.55	5.30
Pyramide adaptative	0.18	7.05	0.44	0.78	2.10
Analyse multidimensionnelle	2.42	8.32	4.19	2.72	4.40

Tableau 4 : Distances entre l'image originale SAVOISE et l'image BRUIT2 segmentée

IMAGE BRUIT3	haut gauche	haut droit	bas gauche	bas droit	global
Régularisation markovienne	0.15	5.76	0.23	1.63	1.93
Relaxation non supervisée	0.27	5.94	0.67	0.98	1.95
Relaxation supervisée	0.12	8.31	0.02	1.48	2.47
Corrélation d'histogrammes	1.44	12.19	2.56	3.70	4.95
Pyramide adaptative	1.34	5.99	1.67	2.28	2.73
Analyse multidimensionnelle	3.51	8.85	6.38	4.63	5.82

Tableau 5 : Distances entre l'image originale SAVOISE et l'image BRUIT3 segmentée

IMAGE BRUIT4	haut gauche	haut droit	bas gauche	bas droit	global
Régularisation markovienne	0.16	7.89	0.09	1.55	2.41
Relaxation non supervisée	0.23	7.98	0.95	0.75	2.34
Relaxation supervisée	0.09	8.61	0.00	1.45	2.52
Corrélation d'histogrammes	1.73	9.12	2.77	3.29	4.21
Pyramide adaptative	0.34	9.12	1.03	2.02	3.11
Analyse multidimensionnelle	2.51	9.51	3.95	2.63	4.63

Tableau 6 : Distances entre l'image originale SAVOISE et l'image BRUIT4 segmentée

4 COMPARAISON DE METHODES DE SEGMENTATION SUR IMAGES REELLES

Parmi les images constituant la banque du GDR, 6 images ont été choisies, d'une part parce qu'elles appartiennent à des domaines très variés, d'autre part parce qu'elles sont de nature très diverse (texturées, bruitées, présentant des contours nets ou

peu contrastés, etc.), mais également parce que le résultat de la segmentation peut être jugé qualitativement par tout un chacun.

Les résultats présentés ont été obtenus sur l'image IRM (résonance magnétique nucléaire) avec les traitements suivants :

- 5 détecteurs de contour :

Deriche (dérivée première), Shen-Castan (dérivée première), MDIF, NAGDIF et GNC

- 6 opérateurs d'extraction de régions :

relaxation supervisée et non supervisée, corrélation d'histogrammes locaux, pyramides adaptatives et deux méthodes de seuillage des niveaux de gris (Nakagawa et Fisher)

- 1 détecteur de contour (Deriche1) suivi d'une fermeture des contours

5 CONCLUSION

Après cette étude comparative des méthodes de segmentation, qui s'est voulue la plus objective possible, aucune technique ne se détache pour prétendre au titre de « meilleure » méthode. En effet, chacune d'entre elles possède des avantages et des inconvénients, est plus adaptée à un type d'image ou à un problème donné qu'une autre. On ne peut même pas privilégier l'approche contour ou l'approche région de manière définitive. L'approche contour fournit généralement des contours bien localisés quand les transitions sont franches. Quand les frontières sont floues, certains opérateurs détectent et positionnent un seul contour (Deriche, Shen ou la relaxation markovienne supervisée), d'autres créent plusieurs contours ou de nombreuses petites régions dans la zone de transition.

Les variations lentes d'éclaircissement produisent plus d'artefacts avec les méthodes région qu'avec les méthodes contour. Ce problème, qui constitue une difficulté majeure des applications industrielles du traitement d'image, pourrait trouver une solution dans une méthode coopérative contour-région, les artefacts ayant alors peu de chances d'être positionnés au même endroit par les deux types d'algorithmes.

L'extraction des zones texturées trouve des solutions dans les deux types d'approches, dès lors que l'intensité moyenne différencie les régions. Le problème devient très ardu dans le cas contraire ; il faut alors faire appel à des attributs locaux dont, aucun ensemble, jusqu'à ce jour, ne s'est révélé discriminant.

L'avenir de l'analyse d'image est vraisemblablement dans la coopération de traitements, des travaux ont déjà été faits dans ce domaine. Citons la croissance de région guidée par les contours, les méthodes de fusion de résultats ou la coopération segmentation-interprétation, qui intègre des informations sémantiques liées au domaine d'application.

La solution des problèmes d'analyse d'images passe donc par l'enchaînement de certaines des « briques » que nous avons présentées dans l'ouvrage [COCQ95] : prétraitement, extraction de contours ou de régions, posttraitement. Ces enchaînements ne sont probablement pas uniques et nécessitent de faire coopérer plusieurs opérateurs (de l'approche région et de l'approche contour). Il reste encore à l'utilisateur à définir ces enchaînements, à choisir les traitements en fonction de la nature des images et des buts à atteindre et enfin à régler les paramètres. La segmentation n'est donc pas un traitement isolé, elle s'intègre dans une approche « système » de l'analyse d'images.

Références

[COCQ85] JP. Cocquerez, S. Philipp (coordinateurset auteurs)
P. Bolon, JM. Chassery, D. Demigny, C. Graffigne, A. Montanvert, J. Zérubia, R. Zéboudj (coauteurs) — Analyse

d'images : Filtrage et segmentation", ed Masson, Paris (Septembre 1995) (à paraître).
 [EDMO65] J. Edmonds — Paths, trees and flowers, *Canad. J. of Math.*, 17, 449-467, (1965).
 [FRAM75] J.R. Fram, E.S. Deutsch — On the Quantitative Evaluation of Edge Detection Schemes and their Comparison with Human Performance, *IEEE Trans. on Comp.*, C24, 616-628, (1975).

[FRAM75] J.R. Fram, E.S. Deutsch — A Quantitative Study of the orientation bias of some Edge Detection Schemes, *IEEE Trans. on Comp.*, C27, 1978, 205-213.
 [KUHN55] H.W Kuhn — The hungarian method for the assignment problem, *Nav. Res. Log. Quat.*, 2, (mars-juin 1955).
 [VINE91] L. Vinet — Segmentation et mise en correspondance de régions de paires d'images stéréoscopiques, thèse de l'Université de ParisXI Dauphine, 1991

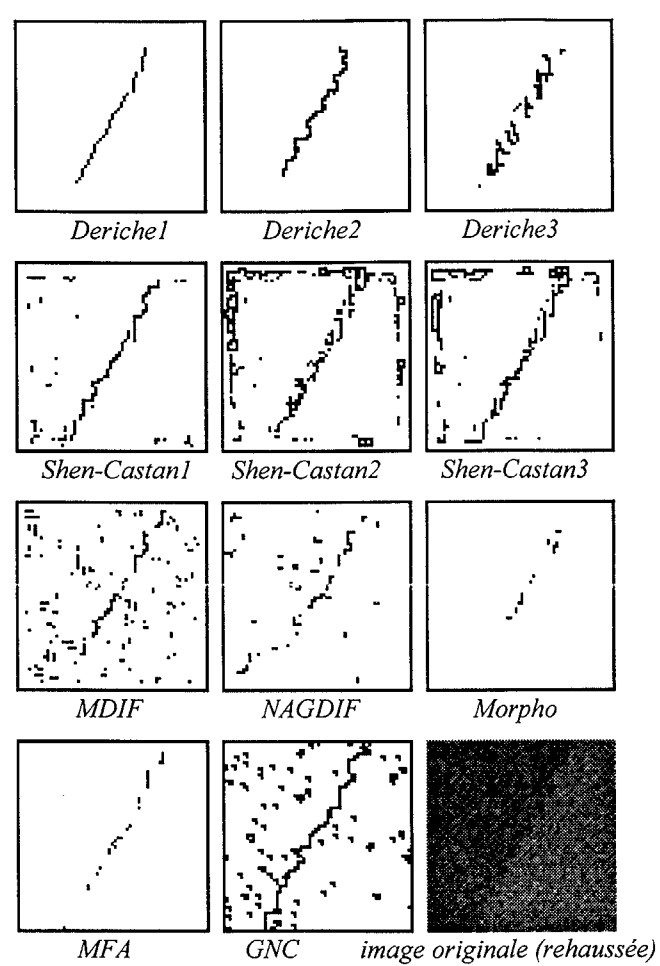


Figure 4 : Détecteurs de contours sur image de saut d'amplitude 3

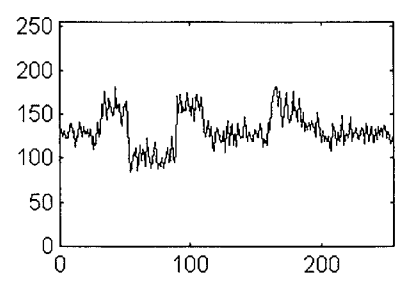


Figure 5 : Profil de l'image SAVOISE avec un bruit gaussien (BRUIT1)

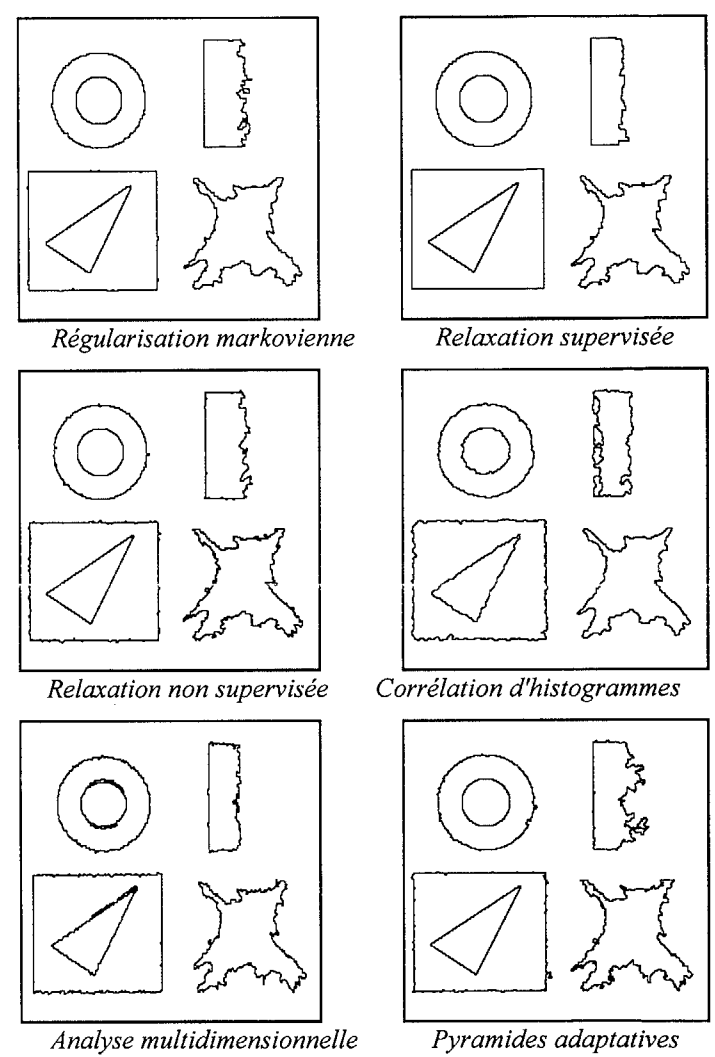
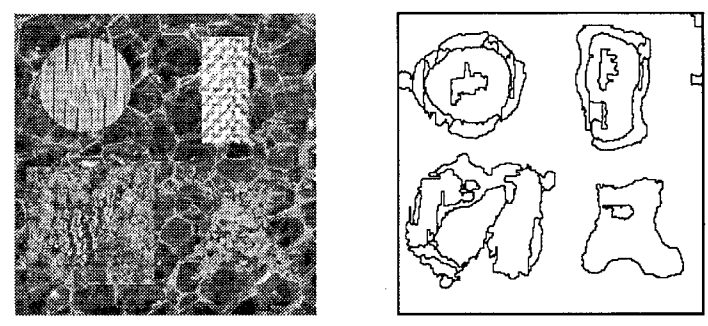


Figure 6 : Résultats sur l'image BRUIT1



Analyse multidimensionnelle
 Figure 7 : Résultats sur l'image TEXTURE1

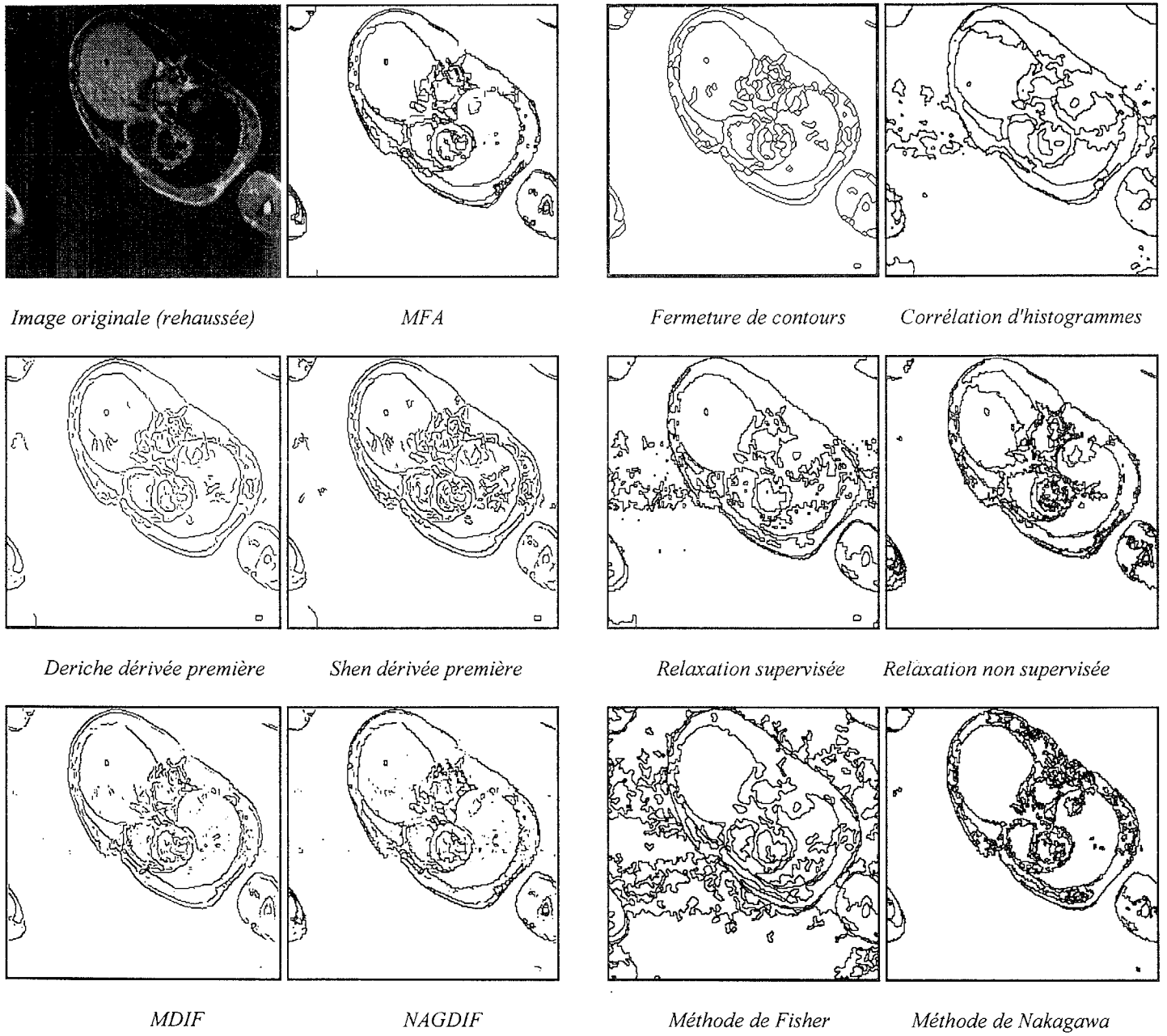
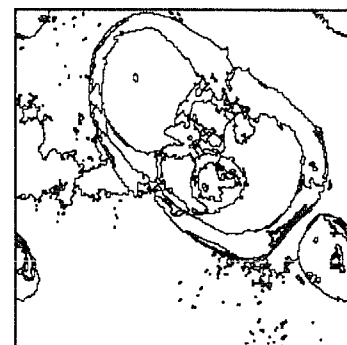


Figure 8 : Résultats de segmentation par des méthodes de l'approche frontière sur l'image IRM



Pyramides adaptatives

Figure 9 : Résultats de segmentation par des méthodes de l'approche région sur l'image IRM