

LE GRADIENT H-CONDITIONNEL: EXTRACTEUR DE CONTOURS NUMERIQUES

F. BOULANGER *, F. SOUSSALINE **, F. PRETEUX *

* Centre de Morphologie Mathématique, ENSMP, 35 rue St-Honoré, 77305 FONTAINEBLEAU, France
 ** IMSTAR, 6 rue de Chevreuse, 75006 PARIS, France

Les méthodes classiques d'extraction de contours numériques ont des qualités et des performances bien connues. Toutefois, elles sont peu robustes vis-à-vis du bruit et s'appliquent mal aux images "complexes", rendant ainsi le passage aux contours binaires difficile, voire impossible. C'est pourquoi nous proposons un nouvel algorithme : le GRADIENT H-CONDITIONNEL, qui combine les informations absolue et relative des images en exploitant directement la connaissance a priori de celles-ci.

Sa souplesse, sa robustesse et sa faible sensibilité aux variations des paramètres à fixer ont été démontrées à partir de deux applications empruntées à l'imagerie médicale.

Ainsi le gradient h-conditionnel devient-il un outil efficace d'extraction de contours numériques et constitue-t-il une étape primordiale dans l'élaboration d'algorithmes de segmentation automatique en analyse d'image.

Les méthodes d'extraction de contours numériques, gradients [1,2], Laplacien [1], ont des qualités et des performances bien connues. Toutefois, appliquées à des images "complexes" (imagerie médicale), aux statistiques médiocres (T.E.P.), aux artefacts inhérents à leur mode d'acquisition (scanner X, I.R.M.), elles ne permettent pas en général, du fait de leur trop grande simplicité, d'extraire les contours numériques. C'est pourquoi, nous proposons un nouvel algorithme d'extraction de contours numériques en Morphologie Mathématique le GRADIENT H-CONDITIONNEL.

Le gradient h-conditionnel consiste à combiner l'information relative à partir d'un gradient morphologique et l'information absolue de l'image initiale par un codage paramétrique. Il est général dans son principe étant donné le faible nombre d'hypothèses nécessaires mais spécifique dans ses applications de par le choix des différents paramètres.

Cet algorithme a été appliqué dans deux études en imagerie médicale. La première concerne la segmentation du myocarde fonctionnel en Tomographie par Emission de Positons (T.E.P.), la seconde, celle de nodules mammaires en Imagerie par Résonance Magnétique (I.R.M.). A partir de ces deux applications, nous mettrons en évidence la spécificité de l'algorithme ainsi que les qualités de robustesse notamment vis-à-vis du bruit et de sensibilité vis-à-vis du paramètre h.

1. Le gradient h-conditionnel : extracteur de contours numériques

Les deux principaux critères sur lesquels repose la méthode sont directement associés aux caractéristiques suivantes des images :

- la valeur moyenne h de niveau de gris dans la zone à contourer,
- le contraste important au voisinage immédiat de cette zone.

The properties and performances of the usual numerical contour extraction methods are well known. However, they lack robustness against noise and are hardly applicable to "complex" images, thus making passing to binary contours difficult, or impossible. This why we are proposing a new algorithm : the H-CONDITIONAL GRADIENT, which combines the absolute and relative images information by a direct utilization of the a priori knowledge we have of those images.

Its flexibility, its robustness, and its low sensitivity to parameter variations were shown in two medical imagery applications.

Thus, the h-conditionnal gradient becomes an efficient tool in numerical contour extraction and marks a primordial step in conceiving automatic segmentation algorithms in image analysis.

1.1. Les gradients en analyse d'image

Les algorithmes classiques de gradient fournissent une approximation dans le cas discret du module du vecteur gradient ∇f . L'approximation dépend d'une part du choix de la fonction de voisinage (c'est-à-dire du noyau de convolution ν) et d'autre part de la technique d'approximation du module [1]. Voici à titre d'exemples des noyaux et des approximations classiques :

$$g(x) = \sup(|g_\theta(x)|)$$

$$g(x) = \sum |g_\theta(x)|$$

$$g(x) = (g_0(x)^2 + g_{\pi/2}(x)^2)^{1/2}$$

où $g_\theta(x) = f(x) * \nu_\theta(x)$ avec ν égale, à une rotation d'angle θ près, à :

$$\nu = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ pour le gradient de SOBEL}$$

$$\nu = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ pour le gradient de PREWITT}$$

Le gradient morphologique, quant à lui, est obtenu à partir de transformations élémentaires de la Morphologie Mathématique et a pour expression [2] :

$$g(x) = \frac{(f+H)(x) - (f-H)(x)}{2} \quad (1)$$

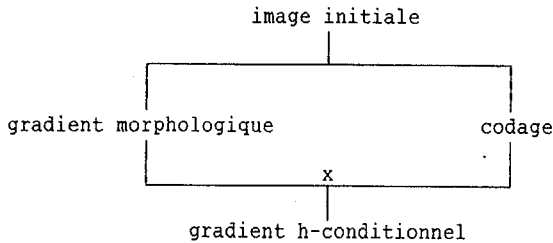
où H est l'hexagone élémentaire
 + la dilatation
 - l'érosion

Ces transformations confèrent aux zones de fort contraste dans l'image initiale un niveau de gris élevé, ce qui permet d'obtenir des contours numériques, sans toutefois tenir compte de l'information absolue des niveaux de gris. Par ailleurs ces transformations sont peu robustes vis-à-vis du bruit et fournissent des contours épais (fig. 2b.3c.5).



1.2. le gradient h-conditionnel

Pour pallier ces inconvénients et exploiter véritablement les deux critères cités plus haut, nous proposons l'algorithme de gradient h-conditionnel qui combine donc informations absolue et relative. La première est traduite par un gradient morphologique, la seconde par un "codage" de l'image initiale, la combinaison des deux s'effectuant par une multiplication (fig. 1).



- figure 1 -
Schéma du gradient h-conditionnel

L'étape de codage a pour but d'amplifier les valeurs de gris du gradient morphologique correspondant aux contours recherchés et se décompose de la manière suivante :

1) transformation de l'image initiale IM_1 par une fonction continue ψ telle que tous les pixels de niveau h (niveau de gris moyen de la zone à contourer) se voient affecter la valeur maximale dans la nouvelle image IM_2 (par exemple $\psi(x) = \sup(h, M-h) - |h-x|$ où M est le niveau de gris maximal dans IM_1) ;

2) dilatation de l'image IM_2 (c'est-à-dire propagation des maxima de IM_2 sur un voisinage unité) afin de tenir compte du fait que les contours numériques du gradient morphologique correspondent aux contours extérieurs des régions de forte intensité ;

3) codage de l'image dilatée IM_3 sur N plages d'amplitude $a(i)$ ($i \in [1, \dots, N]$) et de niveau de gris $b(i)$ dans l'image codée IM_4 .

Les $2N$ coefficients $a(i)$ et $b(i)$ vérifient :

$$* a(i) = M' \alpha(i)$$

où M' est le niveau de gris maximal dans IM_3 et les $\alpha(i)$ sont des réels positifs tels que : $\sum \alpha(i) = 1$.

$$* b(1) = 0 \text{ et } b(2) = \frac{\alpha(2)}{2\alpha}$$

$$b(i) - b(i-1) = \frac{\alpha(i) + \alpha(i-1)}{2\alpha}$$

$$b(N) - b(N-1) = 1$$

où $\alpha = \inf(\alpha(i), i \in [2, \dots, N-1])$.

L'image codée est alors définie par la fonction g :

$g(x) = b(i)$ si x appartient à la plage i dans IM_4

La forme du codage choisie assure la souplesse du gradient h-conditionnel. En effet, elle permet de tenir compte d'une part du nombre de composantes présentes dans l'image grâce au choix de N , d'autre part de la plus ou moins grande netteté du contour en ajoutant des plages de transition entre les différentes composantes. L'expression des $b(i)$ permet d'obtenir, sur l'image codée, de faibles variations de gris entre les plages de transition. La plage 1, qui correspond aux niveaux faibles, ne doit pas intervenir dans le calcul des $b(i)$ ce qui permet de déterminer la forme de $b(1)$ et $b(2)$. L'expression de $b(N)$ permet d'obtenir de faibles variations de niveaux de gris dans l'image codée, au voisinage du contour. Nous illustrerons la manière de choisir ces différents paramètres dans la partie 2.

Le gradient h-conditionnel est finalement obtenu par la multiplication de l'image codée et du gradient morphologique. Un gradient d'épaisseur unité est obtenu après amincissement numérique. Les contours recherchés apparaissent alors avec un niveau de gris élevé (fig. 2,5).

2. Applications

A partir de deux applications en imagerie médicale, nous mettrons en évidence la souplesse de la procédure développée et nous montrerons la manière dont s'effectue le choix des différents paramètres. Nous montrerons aussi comment, lorsque les images ne satisfont pas aux hypothèses d'application du gradient h-conditionnel, il est possible de s'y ramener.

2.1. Segmentation du myocarde en T.E.P.

Cette étude a été réalisée au C.M.M. en collaboration avec le S.H.F.J. d'Orsay C.E.A. (Pr. A. SYROTA). Il s'agissait d'étudier la distribution radioactive dans le myocarde fonctionnel [3]. Nous ne présenterons ici que l'étape de segmentation. Nous disposons d'une collection de 525 images du myocarde obtenues en T.E.P. [4] aux caractéristiques suivantes :

1°) faible rapport signal sur bruit variant de 1,3 à 3,

2°) trois principaux niveaux de gris de distribution radioactive correspondant approximativement :

* aux récepteurs muscariniques (myocarde) et au foie (niveau le plus élevé),

* à la paroi myocardique droite (niveau moyen),

* au parenchyme pulmonaire et au fond (niveau le plus faible).

On détermine automatiquement une fenêtre minimale contenant le coeur, dans laquelle, après filtrage, le myocarde est alors défini biunivoquement par un niveau de gris élevé et un fort contraste (fig. 2a). On est donc dans les conditions d'application du gradient h-conditionnel. La deuxième caractéristique des images nous a permis de fixer d'une part h à la valeur maximale, d'autre part le nombre de plages à 3 et les $\alpha(i)$ à $1/3$. Les contours étant nets, il n'a pas été utile d'introduire des plages de transition.

Observons que les contours numériques obtenus à partir du gradient h-conditionnel ne sont pas sursegmentés (fig. 2c,2d) alors que ceux obtenus avec un gradient morphologique le sont (fig. 2b).

2.2. Détection de nodules mammaires en I.R.M.

Dans cette étude réalisée au C.M.M. en collaboration avec le service de radiologie de l'Hôpital Lapeyronie, Montpellier, (Pr. J.L. LAMARQUE), il s'agissait de détecter des nodules mammaires avec leurs éventuels spicules en vue d'une classification [5]. Nous disposons d'images de sein en I.R.M. obtenues avec une antenne de surface. Elles se caractérisent par :

1°) une absence de référence absolue de signal due à un codage systématique des images sur 12 bits,

2°) une dérive exponentielle du signal (fig. 4a),

3°) 3 principales composantes tissulaires :

- * la graisse de niveau élevé,
- * la matrice de niveau faible,
- * les nodules de niveau faible.

L' algorithme de r, h maxima [6] localise les nodules dans une fenêtre contenant peu de matrice. Les deux premières caractéristiques imposent une correction exponentielle de la dérive (fig. 4b) puis un filtrage indispensable de par l'amplification du bruit.

Les hypothèses d'application du gradient h-conditionnel sont maintenant satisfaites. Déterminons les valeurs des différents paramètres :

- le niveau h vaut 0, puisque les nodules présentent un signal faible,

- la fonction ψ est définie par :

$$\psi(x) = \max [g(y), y \in IM] - g(x)$$

où IM est l'image après traitement préliminaire,
g est la fonction de gris de IM ;

- le nombre de niveaux vaut $N = 5$ puisque IM contient deux composantes tissulaires (donc deux niveaux principaux) et que les contours et plus particulièrement les spicules ne sont pas nets (d'où l'introduction de trois niveaux de transition) ;
- les amplitudes des 5 plages valent :

$$\alpha(1) = 50\%, \alpha(2) = 10\%, \alpha(3) = 5\%$$

$$\alpha(4) = 5\%, \alpha(5) = 30\%.$$

Le gradient h-conditionnel fait mieux ressortir les contours du nodule que le gradient morphologique (fig. 5a,5d).

3. Discussion

Dans cette partie, mettons en évidence la robustesse de la méthode vis-à-vis du bruit ainsi que sa faible sensibilité par rapport aux différents paramètres.

Nous avons bruité artificiellement les images de T.E.P. avec un processus de Poisson de niveau maximal allant jusqu'à 80% du niveau maximum dans l'image. Les résultats obtenus restent satisfaisants pour un bruit allant jusqu'à 60% (fig. 3a) ; on souligne ainsi le rôle joué par chacune des étapes. Dans un premier temps, le filtrage élimine une partie du bruit (fig. 3b), mais ne permet pas d'utiliser ensuite un gradient classique (fig. 3c). En revanche le gradient h-conditionnel, grâce à l'étape de codage, permet d'extraire le contour numérique (fig. 4d) à partir duquel il est possible d'obtenir le contour numérique par une procédure de suivi de ligne de crête [7].

La sensibilité aux paramètres a été testée sur les images de sein, cas le plus délicat à cause de l'introduction de plages de transition. Nous avons pour cela fait varier le nombre de plages de 3 à 20. On remarque dans un premier temps ($3 < N < 10$) une amélioration sensible lorsque l'on introduit des plages de transition (fig. 5b,5c,5d). Dans un deuxième temps, quand le nombre de plages devient trop important ($N > 10$), on constate une détérioration des images obtenues, accentuée par la diminution de $\alpha(1)$. Il existe une plage dans la quelle des variations de N et des $\alpha(i)$ ne modifient pas beaucoup l'image résultat.

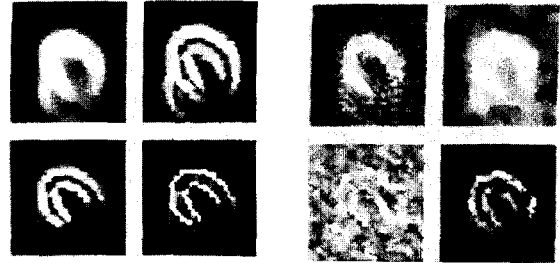
Quant à l'hypothèse d'existence d'un niveau de gris moyen h, elle n'est pas une contrainte véritable. En effet, même sur des images où initialement elle n'est pas vérifiée (par exemple en I.R.M.), il est possible, par un traitement préliminaire (filtrage [8],...) de se ramener au bon cadre d'application.

4. Conclusion

Cet algorithme d'extraction de contours numériques est souple, robuste et peu sensible vis-à-vis des variations des paramètres. Général dans son principe, il devient spécifique par l'exploitation et la traduction des caractéristiques de l'image par le choix de ses paramètres. Il est évident que l'intérêt d'un tel algorithme (dont le gradient morphologique est un cas particulier) réside essentiellement dans son exploitation pour des images complexes pour lesquelles les méthodes classiques ne fournissent pas de résultats satisfaisants.

Le gradient h-conditionnel constitue donc un outil efficace d'extraction de contours numériques qui rend le passage aux contours binaires plus facile, voire possible dans les cas difficiles.

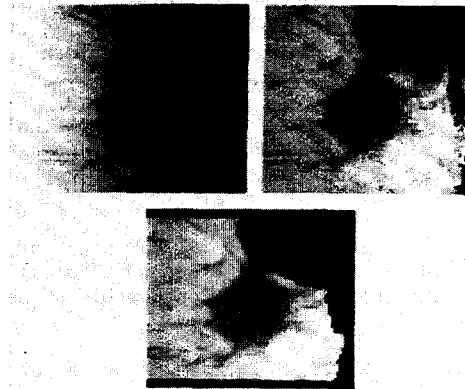
segmentation du myocarde



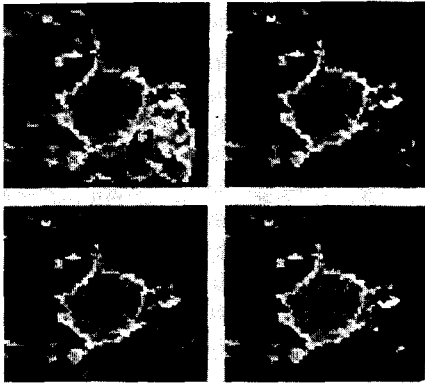
- figure 2 -
gradient h-conditionnel
a) image filtrée
b) gradient morphologique
c) gradient h-conditionnel
d) grad. h-cond.

- figure 3 -
robustesse vis-à-vis du bruit
a) image bruité à 60%
b) image filtrée
c) gradient morphologique
d) gradient h-conditionnel

segmentation des nodules



- figure 4 -
traitement préliminaire
a) image initiale
b) correction de la dérivée
c) image filtrée



- figure 5 -

a) gradient h-conditionnel
 b) gradient morphologique
 c) gradient h-conditionnel N = 3, 50%, 15%, 35%
 d) gradient h-cond. 4, 50%, 15%, 5%, 30%
 e) gradient h-cond. 5, 50%, 10%, 5%, 5%, 30%

BIBLIOGRAPHIE

- 1 COSTER M., CHERMANT J.L., "Précis d'Analyse d'Images", Edition du CNRS, Paris, 1985.
- 2 SERRA J. "Image analysis and Mathematical Morphology", Academic press, London, 1981.
- 3 BOULANGER F., "Morphologie Mathématique et Tomographie par Emission de Positons : Etude du myocarde fonctionnel", Rapport interne S 87-4 ENSMP-CMM Fontainebleau, Sept 1986.
- 4 SYROTA A., COMAR D., "Muscarinic cholinergic receptor in the human heart under physiological conditions by positron emission tomography", Proc. Natl. Acad. Sci., USA, 1985.
- 5 BLOCH I., BOULANGER F., "I.R.M. et Morphologie Mathématique : détection des nodules mammaires", rapport interne ENSMP-CMM, Fontainebleau, septembre 1985.
- 6 SCHMITT M., PRETEUX F., "Un nouvel algorithme en Morphologie Mathématique : les r,h maxima et r,h minima. Applications en scanner, I.R.M., angiographie", 2nd image symposium, Vol 2, pp 469-475, Nice, 1986.
- 7 BOULANGER F., SOUSSALINE F., PRETEUX F., "Un nouvel algorithme de segmentation en Morphologie Mathématique", CESTA MARI 87, Paris, mai 1987.
- 8 SERRA J., "Eléments de théorie pour l'optique morphologique", thèse d'Etat, ENSMP-CMM Fontainebleau, janvier 1986.