

Détection de contours réguliers dans des images bruitées et texturées : une approche par contours actifs multiéchelle.

Detection of Regular Boundaries in Noisy and Textured Images : a Multiscale Active Contour Approach.

par Pierre-Louis BOSSART^{*,**}, Dominique DAVID^{*}, Jean-Marc DINTEN^{*}, Jean-Marc CHASSERY^{*}

^{*} LETI (CEA - Technologies Avancées), Département Systèmes
17, Avenue des Martyrs, F-38054 Grenoble Cedex 9

^{**} Laboratoire TIMC-IMAG Institut Albert Bonniot
Domaine de la Merci F-38706 La Tronche
E-mail : Jean-Marc.Dinten@cea.fr

résumé et mots clés

Cet article traite de la détection de contours dans des images fortement bruitées et texturées. Après avoir exposé les limitations des opérateurs locaux, nous suggérons de contraindre la détection grâce aux modèles de contours actifs, qui introduisent des informations a priori sur la géométrie et la régularité des objets recherchés. La mise en œuvre des contours actifs est difficile en raison de nombreux problèmes pratiques. Nous proposons deux techniques rendant cette approche globale plus robuste et plus facile d'emploi. D'une part, nous facilitons le choix des paramètres en adaptant un algorithme de calibrage ayant une explication géométrique : les paramètres dépendent de la valeur de la courbure maximale. L'association des contours actifs et d'une représentation multiéchelle permet d'autre part de réduire la dépendance vis-à-vis de l'initialisation. Après une convergence robuste vers une solution grossière, la localisation des contours est améliorée en diminuant progressivement l'échelle d'analyse. Nous proposons alors plusieurs techniques efficaces de suivi des contours dans l'espace-échelle, s'appuyant sur une prédiction du déplacement des frontières sous l'effet du lissage gaussien. Les résultats expérimentaux montrent la validité de notre approche, et mettent en évidence l'apport d'une collaboration entre processus de segmentation, en particulier pour automatiser l'initialisation.

Détection de contours, Contours actifs, Calibrage des paramètres, Représentations multiéchelles, Espace-échelle, Suivi de contours.

abstract and key words

This article deals with the detection of edges in noisy and textured images. After an overview of the shortcomings of local operators, we assess active contour models, which constrain the detection using a priori information. The implementation of active contours is difficult due to several problems. We suggest two methods which make this global approach more robust and easier to use. On one hand, the parameters are set using a calibration algorithm which relies on geometrical a priori. The value of the parameters depends upon the maximum curvature. On the other hand, a multiscale strategy reduces the need for an accurate initialization of active contours. The convergence is robust at coarse scales and the localization of edges is enhanced at fine scales. Several efficient algorithms are proposed to track contours over decreasing scale, using a prediction on the distortion of boundaries caused by gaussian blurring. The experiments show the validity of our approach and the relevance of a cooperation between segmentation processes, especially to solve the initialization problem.

Edge detection, Active contours, Calibration of parameters, Multiscale representation, Scale-space, Edge focusing.

1. introduction

L'analyse d'images numériques repose généralement sur un enchaînement de traitements permettant de transformer une matrice de pixels en une représentation structurée. L'un des principaux buts des traitements de bas-niveau est de détecter et de localiser avec précision les contours des objets. Cette étape de segmentation s'avère cruciale dans de nombreuses applications.

Cet article présente une nouvelle approche pour la détection et la localisation des contours d'un objet dans des images bruitées et texturées. Les techniques suggérées emploient des informations a priori sur la structure des objets recherchés : les contours sont supposés être réguliers, sans discontinuités, et leur localisation grossière est également connue. Ces hypothèses restreignent l'emploi de notre méthode, mais sont particulièrement appropriées dans certaines applications, telles que les deux exemples présentés ci-dessous.

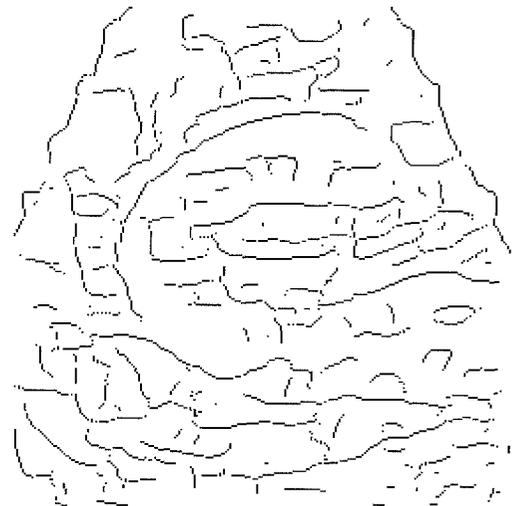
L'image ultrasonore figure 1(a) provient de la banque d'images du CNRS. Les valeurs des pixels à l'intérieur de la région sombre fluctuent autour d'un niveau constant, mais augmentent au voisinage des contours, qui correspondent à des pics du gradient et ne présentent aucune discontinuité. La figure 2(a) correspond à une pièce de cuir sur laquelle un défaut a été délimité manuellement à la craie. Bien que le contraste puisse être amélioré par une modification du système d'acquisition, l'œil n'a aucune difficulté à repérer précisément la courbe fermée d'épaisseur constante, malgré le bruit et la texture du cuir.

Pour ces deux exemples, les techniques classiques de segmentation se sont révélées insuffisantes. Comme on peut le remarquer sur les figures 1(b) et 2(b), il semble difficile d'utiliser les cartes de contours détectées avec un opérateur traditionnel [1 - 3] pour interpréter les images. Malgré le contraste important, les contours de la région sombre dans l'image ultrasonore ne peuvent être chaînés. Dans le cas de la pièce de cuir, le problème est plus crucial encore, dans la mesure où la partie droite de la courbe n'est pas détectée. Les techniques duales de segmentation en régions, utilisant par exemple la ligne de partage des eaux [4] ainsi que des méthodes globales s'appuyant sur un modèle markovien [5] ou des techniques de continuation [6] rendent la phase de chaînage inutile, mais leurs résultats dans nos exemples sont soit sur ou sous-segmentés.

Pour dépasser les limites des méthodes classiques dans le cas d'images bruitées et texturées, il semble indispensable de contraindre la détection et la localisation des contours par des informations a priori sur leur structure. De nombreux modèles ont été proposés dans la littérature et peuvent être classifiés selon leur nombre de degrés de liberté, depuis les modèles rigides jusqu'aux modèles stochastiques [7,8] en passant par les modèles paramétriques [9,10] et les contours actifs [11]. Les contours actifs présentent un atout majeur dans nos applications, car l'information a priori peut aisément être incorporée dans le modèle. La



(a)



(b)

Figure 1. - Echographie : (a) image initiale (b) contours détectés par l'opérateur de Deriche.

localisation grossière connue a priori est utilisée comme initialisation. Les contours actifs sont alors déformés itérativement vers les structures pertinentes des images sous l'action de forces appliquées calculées sur un voisinage. Des contraintes de douceur prennent en compte la régularité des contours.

Nous présenterons rapidement dans la Section 2 le modèle classique de contour actif. Le lecteur intéressé pourra consulter les références [11 - 15] pour plus de détails et un aperçu des applications. Nous montrerons alors que l'emploi des contours actifs est restreint par des problèmes pratiques. En effet, il est nécessaire de choisir manuellement les paramètres par une série d'essais répétés. Nous proposerons dans la Section 3 un modèle simplifié de contour actif et nous montrerons comment calibrer automatiquement les paramètres en utilisant la borne inférieure sur la courbure. Cette grandeur a une interprétation géométrique claire et peut correspondre à une information a priori ou être déterminée par l'utilisateur. L'équilibre entre les différentes forces appliquées

2. le modèle classique de contour actif

Un contour actif correspond à une courbe v paramétrée par une variable s , soit :

$$v : \begin{cases} [0, 1] & \rightarrow \mathbb{R}^2 \\ s & \mapsto v(s) = (x(s), y(s)) \end{cases} \quad (1)$$

Les dérivées spatiales sont notées $v_s = \frac{\partial v}{\partial s}$, $v_{ss} = \frac{\partial^2 v}{\partial s^2}$.

Le comportement des contours actifs est classiquement décrit par la minimisation d'une énergie composée de deux termes. Les contraintes internes sont représentées par une énergie donnée par

$$E_{int}(v) = \frac{1}{2} \int_0^1 \alpha(s) \|v_s(s)\|^2 + \beta(s) \|v_{ss}(s)\|^2 ds \quad (2)$$

Minimiser le premier terme de cette énergie limite l'allongement de la courbe, tandis que la minimisation du second tend à limiter sa courbure. Les paramètres $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ permettent de modifier le comportement local du contour actif.

Afin d'attirer les courbes déformables vers les structures pertinentes des images, il est nécessaire de définir une énergie externe donnée sous la forme générale :

$$E_{ext}(v) = \lambda \int_0^1 P(v(s)) ds \quad (3)$$

P correspond à un potentiel scalaire formé de façon ad-hoc par des mesures locales du contraste. Dans le cas classique où les points de contours sont définis comme des maxima du gradient, l'énergie externe pourra être définie par l'expression :

$$- \lambda \int_0^1 \|\nabla(G_\sigma * I(v(s)))\|^2 ds \quad (4)$$

où G_σ désigne une gaussienne d'écart-type σ et I désigne l'image en niveaux de gris.

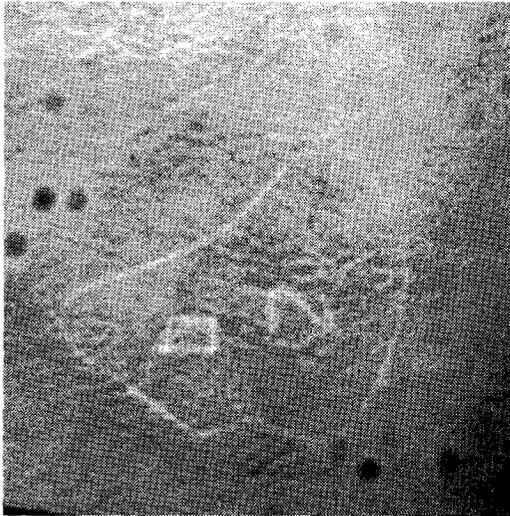
Les équations d'Euler-Lagrange permettent d'établir une relation entre les énergies et les forces appliquées sur les contours actifs : le minimum de l'énergie est atteint lorsque la résultante des forces est nulle. Dans le cas où le contour actif est de masse nulle, mais est soumis à une force de dissipation de Rayleigh, l'équation d'évolution du modèle est donnée par

$$\gamma v_t - \frac{\partial}{\partial s}(\alpha(s)v_s) + \frac{\partial^2}{\partial s^2}(\beta(s)v_{ss}) = -\nabla P \quad (5)$$

où l'on note t la variable temporelle et $v_t = \frac{\partial v}{\partial t}$ la dérivée temporelle.

Le modèle est discrétisé en estimant les dérivées par des différences finies, ce qui conduit à l'équation matricielle suivante :

$$V(t) = (A + \gamma I)^{-1} [\gamma V(t-1) - \nabla P(V(t-1))] \quad (6)$$



(a)



(b)

Figure 2. – Inspection de cuir : (a) image initiale (b) contours détectés par l'opérateur de Shen.

sur le contour est de plus modifié de façon adaptative. La Section 5 présente une technique multiéchelle pour réduire la dépendance vis-à-vis de l'initialisation. Après une convergence rapide et robuste à une échelle grossière, les détails, apparaissant lorsque l'échelle est réduite, sont utilisés pour améliorer la localisation des contours actifs. L'originalité de notre approche provient d'une évaluation quantitative du déplacement des contours sous l'effet du lissage gaussien. Les résultats obtenus permettent de calculer une borne supérieure sur la variance des filtres au-delà de laquelle le suivi des contours dans l'espace-échelle s'avère impossible. Nous proposons également un algorithme de prédiction limitant les problèmes de rétraction des contours actifs lors du suivi. Les résultats sont présentés dans la Section 7 dans le cadre de nos deux exemples. Nous remarquerons que les problèmes de convergence et d'initialisation peuvent être résolus par une collaboration entre techniques de segmentation.

où $V(t)$ est le vecteur des coordonnées et A est une matrice quasi-pentadiagonale dont les coefficients dépendent des paramètres α , β et γ ainsi que des conditions aux limites (contour ouvert ou fermé, extrémités libres ou fixées).

Comme on peut le voir d'après les équations précédentes, les contours actifs reposent sur une connaissance a priori de la structure géométrique des objets, ce qui les rend très intéressants en segmentation dans le cas d'images bruitées. Leur caractère dynamique et la possibilité de se déformer localement permettent également de les employer dans des applications de suivi ou de mise en correspondance. Cette approche globale est cependant limitée par des problèmes de stabilité numérique et de rétraction : les résultats obtenus ne sont généralement satisfaisants que si l'initialisation est très proche de la solution. Les solutions correspondent également à des compromis, ce qui rend impossible le respect de contraintes fortes. Enfin les paramètres sont déterminés de façon empirique. Les principales améliorations du modèle classique sont décrites dans la référence [15]. Nous proposerons dans le reste de cet article des approches permettant de choisir les paramètres et de réduire la dépendance vis-à-vis de l'initialisation.

3. calibrage des paramètres

3.1. influence et choix des paramètres

La matrice A étant mal-conditionnée, le choix d'un paramètre γ aussi grand que possible est fondamental pour garantir la stabilité numérique de l'équation d'évolution [16]. Cette solution revient cependant à limiter la vitesse de convergence. Il serait tentant pour accélérer la convergence de faire varier la valeur de γ en fonction de la position des contours actifs. Cette approche fait cependant apparaître des oscillations autour d'une valeur moyenne, renforçant ainsi le caractère instable des contours actifs. De plus, cette technique est très sensible à la présence de bruit et ne peut être utilisée qu'avec des images très lisses [17] : les courbes déformables ont tendance à ralentir leurs évolutions en se rapprochant de zones contrastées, sans pouvoir faire la différence entre contours réels et points aberrants.

Les paramètres α et β définissent entièrement les propriétés physiques du modèle, donc son comportement local et l'allure des solutions. Ils sont cependant choisis constants pour simplifier l'inversion de la matrice $(A + \gamma I)$. Dans le but de faciliter encore plus les calculs numériques, Cohen [18] préconise de choisir α et β de manière à rendre la matrice A bien-conditionnée, soit $\alpha \approx O(h^2)$ et $\beta \approx O(h^4)$, où h est le pas de discrétisation de la courbe.

Fixer des paramètres constants pour tous les points revient cependant à imposer un même comportement dans des contextes différents. Pour tenir compte des caractéristiques des images traitées, et de la position des contours actifs, il serait bien évidemment souhaitable de disposer de coefficients adaptatifs. Pour reproduire leur signification physique, Terzopoulos [19] suggère de calculer la valeur de $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ par une comparaison entre la tension et la courbure désirées, notées respectivement \mathcal{L} et \mathcal{C} avec les grandeurs réelles. Cette technique pose cependant des problèmes pratiques renforçant l'instabilité des contours actifs, comme le souligne Leymarie [20]. De plus, il est clair que les deux fonctions \mathcal{L} et \mathcal{C} ne sont jamais connues en chaque point dans des applications réelles. En revanche, leurs bornes supérieures sont généralement connues a priori. Dinten et Trouvé [21] se fondent sur cette remarque pour proposer un algorithme de calibrage, où tous les paramètres dépendent du rayon de courbure maximal. Le modèle de contour actif employé exclut la prise en compte de discontinuités et ne s'applique donc que pour la recherche de formes possédant un certain degré de régularité. Ces limitations sont cependant compensées par une plus grande facilité de choix des paramètres. Nous exposerons la technique proposée avant de l'adapter pour rendre la convergence plus robuste.

3.2. normalisation des forces appliquées

Le calibrage des paramètres repose sur une analyse des forces appliquées sur le contour actif lors du processus de déformation. En utilisant les équations d'Euler-Lagrange, les forces externes appliquées sur le contour actif sont données par

$$F_{ext}(v) = -\nabla E_{ext} = -\lambda \nabla P(v) \quad (7)$$

L'énergie interne diffère de celle utilisée dans le modèle classique de contour actif, au sens où seul un terme de tension est utilisé, soit

$$E_{int}(v) = \frac{1}{2} k \int_0^1 \|v'(s)\|^2 ds \quad (8)$$

Les forces internes sont alors données par l'expression

$$F_{int}(v) = -\nabla E_{int} = -k \left[\|v'\|' \vec{T} + \|v'\|^2 c \vec{N} \right] \quad (9)$$

en notant c la courbure locale et \vec{T} et \vec{N} les vecteurs unitaires tangents et normaux à la courbe v .

Le principe du calibrage est qu'une configuration stable correspond à un équilibre global entre les forces externes et internes. Une normalisation permet de leur donner la même influence : λ est choisi de manière à normaliser la valeur moyenne des forces externes, soit

$$\lambda \int_0^1 \|F_{ext}(v(s))\| ds = 1 \quad (10)$$

En supposant que $\|v'\|$ varie lentement, le module des forces internes peut être approché par

$$\|F_{int}(v)\| \approx k \mathcal{L}(v)^2 c \quad (11)$$

où $\mathcal{L}(v)$ désigne la longueur de la courbe et c la courbure locale. Introduisons c_{max} défini par

$$k\mathcal{L}(v)^2 c_{max} = 1 \quad (12)$$

En utilisant les équations (11) et (12), de même que l'équation (10), l'action des forces internes peut être décrite de manière simple. La figure 3 donne une explication géométrique de cet algorithme de calibrage. Si la courbure locale c devient supérieure à la valeur c_{max} , les forces internes et externes ne sont plus équilibrées; les forces internes vont tendre à lisser la courbe déformable. Dans le cas contraire, si c est inférieure à c_{max} , les forces externes deviennent prépondérantes. Le calibrage des paramètres a donc une explication géométrique simple, dans la mesure où c_{max} correspond à la courbure minimale admissible lors du processus de déformation. L'estimation visuelle du rayon de courbure maximum $R_{max}(= 1/c_{max})$ est plus facile en pratique que celle de c_{max} . R_{max} est déterminé visuellement par le biais d'une interface graphique. Par exemple, dans le cas de l'exemple 2(a), R_{max} est égal à 40 pixels. Les équations (10) et (12) conduisent alors à une détermination automatique des paramètres λ et k , sans nécessiter de connaissances sur la convergence des contours actifs.

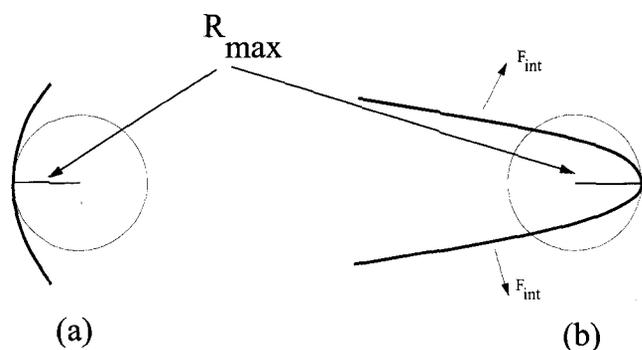


Figure 3. – Actions des forces appliquées : (a) le rayon de courbure local est supérieur à R_{max} et les forces internes ont moins d'influence que les forces externes (b) le rayon de courbure local est inférieur à R_{max} et les forces internes tendent à diminuer la courbure.

Remarquons que le modèle choisi n'impose pas aux courbes déformables de contraintes sur la courbure. Des discontinuités de courbure peuvent ainsi apparaître sous l'action des forces externes. Dans certains cas, tels que des objets peu contrastés ayant une forte courbure, notre modèle se comporte moins bien qu'un contour actif « classique » dont l'énergie interne est donnée par l'équation 2, et aura tendance à se « décoller » de la solution sous l'effet des forces internes de rétraction. En revanche, le choix des paramètres s'avère pour des objets réguliers plus facile.

Cet algorithme de calibrage est une alternative à la technique proposée par Fua et Leclerc [22], qui proposent de donner la même influence aux forces internes et externes, mais ne relie pas les paramètres à des caractéristiques géométriques. Cet algorithme

peut également être relié aux travaux d'ordre théorique de Davatzikos et Prince [23], qui étudient la convergence d'un contour actif simplifié n'utilisant pas de terme de minimisation de la courbure. Par des considérations sur la convexité de la fonctionnelle minimisée, ils montrent que le rapport k/λ doit être compris entre deux bornes. Bien que c_{max} intervienne explicitement dans le calcul de la borne supérieure, cette grandeur n'est cependant pas utilisée pour déterminer automatiquement les paramètres k et λ .

3.3. équation d'évolution

Du fait de la normalisation, les points des contours actifs subissent une force appliquée de module comparable, quelle que soit leur position et la valeur du contraste local. Seule la direction de la force résultante est significative pour l'équation d'évolution. Les points se déplacent ainsi d'un pas constant dans la direction de la force totale, soit :

$$\frac{\partial v}{\partial t} = -\gamma \frac{\nabla E}{\|\nabla E\|} \quad (13)$$

Cette stratégie n'est pas optimale au sens de la vitesse d'évolution, mais assure une convergence régulière : un choix adaptatif permettrait une convergence plus rapide mais au risque d'être bloqué dans des plateaux non-significatifs au sens des contours recherchés. Le modèle continu est discrétisé par des différences finies. Les forces internes ne contraignant pas les points d'un contour actif à rester équidistants, ceux-ci ont tendance à s'accumuler au voisinage des points contrastés. Au lieu d'imposer une distance fixe entre points, ce qui interdit toute rétraction, nous avons choisi de rééchantillonner périodiquement les courbes. De plus, la valeur moyenne des forces externes change au cours des itérations, de sorte que l'équilibre entre les forces externes et internes peut se trouver rompu.

Nous avons constaté expérimentalement, en suivant [24], que rééchantillonner périodiquement les courbes en parallèle avec une normalisation des forces débouche sur une convergence plus rapide, et permet de s'échapper de configurations sans signification. Les contours actifs sont ainsi perturbés, ce qui les conduit à s'éloigner de positions d'équilibre instable. Cette technique est ainsi assimilable à un « réchauffement de la température » utilisé classiquement pour sortir d'extrema locaux lors de la minimisation de fonctionnelles non-convexes par des méthodes de relaxation déterministes ou stochastiques.

4. formulation des forces externes et calibrage

La dépendance vis-à-vis de l'initialisation des contours actifs provient essentiellement de la technique de minimisation employée : les méthodes de gradient n'autorisent qu'une convergence

vers un minimum local de l'énergie. Le pas de déplacement doit également être choisi petit pour éviter des problèmes numériques, ce qui peut ralentir fortement la convergence. Nous avons constaté expérimentalement que les deux problèmes de dépendance vis-à-vis de l'initialisation et de vitesse de convergence peuvent être résolus en utilisant une combinaison linéaire de deux forces externes. La force résultante est alors donnée par

$$F_{ext} = \lambda_1 F_{ext1} + \lambda_2 F_{ext2} \quad (14)$$

Cette approche permet de combiner plusieurs caractéristiques locales, telles que le niveau de gris, le gradient, l'orientation, etc., dans la formulation des forces externes. La solution obtenue ne correspond toutefois qu'à un compromis dépendant d'un choix adéquat de l'échelle utilisée pour évaluer les forces externes.

Si l'une des forces, par exemple F_{ext1} , est évaluée à une échelle grossière, il est nécessaire d'employer une force F_{ext2} autorisant une localisation fine. Cette technique est utilisée par [25,26]. Il importe cependant dans ce cas de bien choisir les deux échelles afin d'éviter les situations de blocage.

Ces problèmes de disparité entre les forces externes peuvent être résolus dans le cadre d'une approche multi-échelle. Ainsi, il suffit d'évaluer les forces externes à une échelle grossière pour obtenir une convergence rapide et robuste. La localisation des contours est améliorée par une prise en compte des détails à une échelle plus fine. De plus, l'utilisation d'une représentation pyramidale laisse envisager une forte réduction du temps de calcul. Cette approche a été envisagée dans plusieurs publications [11,20], sans que le problème du suivi de contours entre les échelles soit abordé explicitement. Après avoir décrit dans la Section 5 les techniques de construction d'une représentation multi-échelle, nous décrirons plusieurs techniques de suivi de contours.

Il est aussi nécessaire de déterminer λ_1 et λ_2 automatiquement à l'aide des informations présentes dans les images. La technique de calibrage présentée plus haut ne peut cependant être appliquée directement que si les valeurs de λ_1 et λ_2 sont connues a priori, ce qui n'est pas le cas en pratique. Nous suggérons pour résoudre ce problème une modification de l'algorithme de calibrage : nous proposons ainsi de normaliser indépendamment les deux forces, à l'aide des équations suivantes

$$\lambda_1 \int_0^1 ||F_{ext1}(v(s))|| ds = 1 \quad (15)$$

$$\lambda_2 \int_0^1 ||F_{ext2}(v(s))|| ds = 1 \quad (16)$$

Normaliser les deux forces indépendamment l'une de l'autre leur donne la même influence, alors qu'un mécanisme adaptatif serait particulièrement intéressant :

- Dans le cas où les deux forces sont évaluées à des échelles différentes, il serait par exemple possible de ne pas tenir compte de la force F_{ext2} au début des déformations, et de ne s'appuyer que sur la force F_{ext1} afin de converger rapidement vers une

solution grossière. Afin d'améliorer la localisation, les déformations des contours actifs pourraient alors être guidées par la force F_{ext2} . Cependant un tel mécanisme adaptatif n'a rien de trivial. Delingette [27] propose une solution intéressante reposant sur l'introduction d'un paramètre temporel régulant l'influence de F_{ext1} et F_{ext2} . Le choix de ce paramètre est loin d'être évident et semble être effectué par des essais répétés sans utiliser d'informations sur la structure des objets recherchés. La détermination de ce paramètre dépend également de la configuration initiale.

- De même, dans le cas où une approche multi-échelle est utilisée, un contour parasite introduit à une échelle grossière par l'un des opérateurs locaux peut conduire à une situation de blocage. Il serait particulièrement intéressant de pouvoir détecter ces situations au cours des déformations et de limiter l'influence de la force responsable du blocage.

La normalisation séparée des deux forces externes possède le mérite d'être simple à mettre en œuvre. Elle ne permet cependant pas de corriger les phénomènes de compensation entre les deux forces du au formalisme additif, ce qui peut conduire à des blocages, ceux-ci restant toujours très locaux. Ces points peuvent être détectés et traités dans un second temps.

5. construction d'une représentation multi-échelle

La construction d'une représentation multi-échelle a fait l'objet de nombreux travaux [28–36]. Nous avons choisi pour des raisons de simplicité d'implémentation d'utiliser une représentation redondante s'appuyant sur des filtres gaussiens. Comme le montre Lindberg [37], ces filtres symétriques et unimodaux n'introduisent pas de faux-contours dans l'espace-échelle. Le filtrage linéaire introduit cependant un déplacement des contours lorsque l'échelle varie, ainsi que des fusions/divisions entre objets. Pour améliorer le suivi des contours depuis les échelles grossières vers les échelles plus fines, il nous a semblé important d'évaluer quantitativement les déplacements, ainsi que l'échelle maximale au-delà de laquelle il est illusoire d'utiliser une stratégie multi-échelle.

Les déplacements dépendant simultanément de la géométrie des objets, du profil des contours et des perturbations aléatoires, il est difficile d'obtenir des résultats théoriques généraux. Notre approche consiste en une évaluation du déplacement dans certaines configurations typiques, afin de définir une borne maximale dans un cadre général. Cette stratégie a été employée par Berzins [38], et reprise par Bergholm [39], Lu et Jain [40], Deriche et Giraudon [41]. Nous ne considérons que des transitions de type marche et des objets isolés, et nous étudions la localisation des passages par zéro du Laplacien Gaussien à l'aide de techniques numériques.

Les détails sont présentés dans la référence [15], et les résultats sont résumés ci-dessous :

– **Transition rectiligne infinie** : Aucun déplacement n’a lieu. La plupart des objets ayant des dimensions finies, il est nécessaire d’étudier d’autres configurations.

– **Angles** : Intuitivement, il est clair que les discontinuités de courbure vont disparaître par filtrage. La figure 4(a) décrit par exemple les déplacements des frontières d’un coin infini, pour un angle de 45° . La délocalisation est négligeable pour des angles importants. En revanche, le lissage a une influence considérable lorsque les angles sont petits. Le déplacement est également d’autant plus faible que le point de contour est éloigné de la discontinuité.

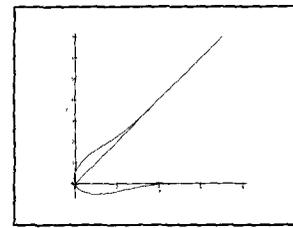
– **Rectangle** : La figure 4(b) présente l’exemple plus réaliste d’un objet rectangulaire de taille finie. Le déplacement au voisinage des coins est essentiellement dû à l’approximation de la dérivée directionnelle par le Laplacien, tandis que les déplacements sont causés par le lissage dans le cas de petits objets. Lorsque les dimensions du rectangle sont faibles par rapport à l’échelle, celui-ci se transforme en cercle. Ce résultat peut être généralisé, tout contour fermé et isolé de forme quelconque se transformant en cercle, lorsque l’échelle σ devient importante vis-à-vis des dimensions de l’objet.

– **Cercle** : La remarque précédente illustre bien l’intérêt de prédire l’évolution d’un objet circulaire. L’évolution de la courbure a été évaluée numériquement; les résultats sont présentés dans le tableau 1(c). On voit que la délocalisation des contours dépend du rapport entre l’échelle σ et le rayon R .

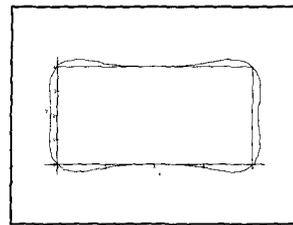
Les exemples précédents ont permis une évaluation quantitative des déplacements des contours par filtrage gaussien. La démarche retenue ne tient cependant aucun compte de la nature discrète des images, l’ensemble des calculs ayant été effectué dans un cadre continu. Les filtres gaussiens ont de plus une réponse impulsionnelle infinie, et les effets de troncature n’ont pas été quantifiés. Pour plus de rigueur, il serait souhaitable de se placer d’emblée dans un cadre discret; cette solution ne permet cependant pas l’emploi d’outils mathématiques simples, et rend une analyse théorique fort complexe (cf. Lindeberg [37]).

Il convient également de s’interroger sur la délocalisation due au bruit ou aux contours parasites, qui n’a pas été évaluée : les configurations étudiées se limitent au cas d’objets isolés et de données certaines. Pour compenser l’ensemble des erreurs introduites en négligeant les incertitudes dues au système d’acquisition et au caractère discret des images, le déplacement des contours a été systématiquement sur-évalué, comme le résume la proposition 1.

Proposition 1 *Le déplacement d’un point de contour est borné par σ , où σ désigne le paramètre d’échelle, si les dimensions des objets, la distance inter-objets, la distance à la discontinuité de courbure la plus proche et le rayon de courbure local sont grands par rapport à σ .*



(a)



(b)

Radius	Offset
$R \rightarrow 0$	$\sqrt{2}$
0.5	0.959
1	0.608
2	0.265
3	0.171
4	0.127
$R \rightarrow \infty$	0

(c)

Figure 4. – Déplacement des contours ($\sigma = 1$) : (a) angle (b) rectangle (c) cercle.

Dans la majorité des cas où les conditions précédentes sont remplies, le déplacement restera inférieur à σ . Le choix d’une borne plus importante permet simultanément de prendre en compte des données incertaines, ou de traiter des configurations où l’ensemble des conditions n’est pas respecté.

La proposition 1 permet de choisir une échelle de référence σ_n permettant une convergence rapide et robuste des contours actifs. Par exemple, si deux objets sont situés à une distance d , le choix d’une échelle $\sigma_n > d$ va faire fusionner les deux objets; dans ce cas, les contours actifs convergent vers une solution « à cheval » sur deux structures.

6. suivi de contours

6.1. suivi par amincissement de contours

Classiquement, la configuration trouvée après convergence à une échelle sert d’initialisation à l’échelle suivante. Si on dispose d’un

a priori sur les déplacements acceptables des contours (pas de recouvrement), la proposition permet d'adapter le pas d'échelle. Cette solution restreint le nombre d'échelles nécessaires au suivi de contours et limite le nombre de convolutions. Les déformations des contours actifs restant de faible amplitude, la convergence vers une configuration stable est de plus atteinte rapidement. Cette démarche constitue une nette amélioration de la technique suggérée par Kass *et al.* [11], qui considèrent l'échelle comme un paramètre continu en s'inspirant des idées de Witkin [34], mais ne donnent aucune indication pratique sur le choix des échelles.

La proposition 1 peut également être utilisée lorsque les échelles sont déterminées a priori sans tenir compte des informations présentes dans les images [20], et forment une suite croissante $\sigma_1 \dots \sigma_n$ (typiquement $\sigma_n = 2\sigma_{n-1}$). La configuration finale atteinte par une courbe déformable v à l'échelle σ_n est notée v_{σ_n} . Le problème est de définir une configuration initiale à l'échelle σ_{n-1} . En effet, une simple réplication s'avère insuffisante : dans certains cas, les contours actifs pourront être initialisés par réplication à l'intérieur des objets recherchés, et leur tendance naturelle à se rétracter les conduit alors à converger vers des configurations sans signification. La proposition 1 permet de prédire la localisation des contours à l'échelle σ_{n-1} : comme l'illustre la figure 5(a), ceux-ci se trouvent à l'intérieur d'une bande centrée sur v_{σ_n} et d'épaisseur $\Delta\sigma$. Il est alors possible d'aborder le passage entre deux échelles comme un problème d'amincissement.

– Elomary [42] propose d'explorer le squelette en niveaux de gris pour amincir la bande obtenue par la prise en compte des détails.

– Les contours extérieurs et intérieurs de la bande permettent aussi de définir deux marqueurs utilisés pour calculer la Ligne

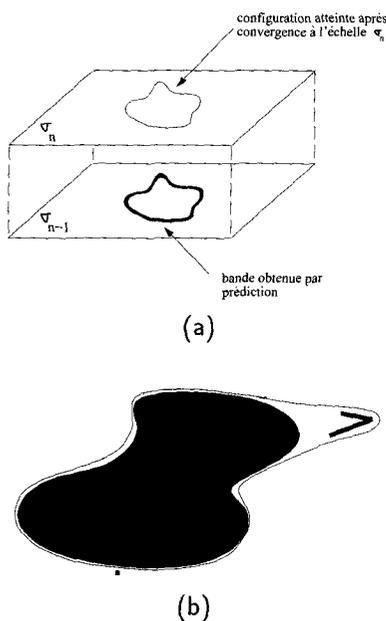


Figure 5. – Suivi de contours : (a) Passage entre deux échelles (b) Configuration sans signification.

de Partage des Eaux avec l'algorithme d'immersion. Celle-ci peut être utilisée comme configuration initiale d'une courbe déformable. Quelques itérations suffisent généralement pour éliminer les discontinuités et les points anguleux.

– La bande peut également être amincie à l'aide de contours actifs. En reprenant un schéma voisin de la croissance de marqueurs, deux courbes déformables peuvent être initialisées sur les contours de la bande. La courbe correspondant au contour extérieur évolue alors sous l'influence des forces externes et des forces de tension. Les déformations de la courbe initialisée sur le contour intérieur sont de plus influencées par une force d'expansion dans la direction de la normale. Les deux courbes évoluent simultanément, la configuration finale étant obtenue lorsqu'elles se rencontrent.

6.2. solution retenue

Nous utiliserons en pratique une technique simple pour limiter l'influence du phénomène de rétractation : le contour extérieur de la bande est choisi comme configuration initiale. La courbe initiale à l'échelle σ_{n-1} , notée $v_{\sigma_{n-1}}^{init}$, est alors donnée par

$$v_{\sigma_{n-1}}^{init} = v_{\sigma_n} + \Delta\sigma \vec{N} \quad (17)$$

en notant \vec{N} la normale unitaire à la courbe v_{σ_n} et $\Delta\sigma$ le pas d'échelle donné par $\sqrt{\sigma_n^2 - \sigma_{n-1}^2}$.

Remarquons cependant que les techniques de suivi n'ont d'intérêt que si la configuration obtenue après convergence à grande échelle est voisine de la configuration finale à l'échelle $\sigma = 0$. Il est cependant fréquent que les courbes déformables se déplacent rapidement vers les contours des objets recherchés, bien que certains points voient leur évolution freinée par des contours parasites ou par du bruit (*cf.* figure 5(b)). Lorsque les images sont composées d'objets se recouvrant partiellement ou très proches les uns des autres, ce problème limite fortement l'intérêt d'une approche multiéchelle. Il semble nécessaire d'avoir recours à des techniques complexes, par exemple à base de connaissances [43]. Il importe également de ne pas trop contraindre le passage entre deux échelles.

Dans le cas des objets réguliers et isolés auxquels nous nous intéressons, la plupart des contours parasites dus à du bruit ou à une texture peuvent être éliminés par filtrage, et le suivi n'est qu'une façon d'améliorer la localisation des contours. Il existe toutefois des situations où l'approche multiéchelle ne donne pas de bons résultats après convergence. Nous montrerons dans les exemples (*cf.* figure 12) que le recours à des énergies externes évoluées et la combinaison de plusieurs techniques de segmentation permet de résoudre ces cas.

6.3. paramètres

Cette partie sur le suivi de contours dans l'espace-échelle ne serait pas complète sans une discussion approfondie sur le choix des paramètres des contours actifs. En effet, nous avons mentionné plusieurs fois que la forme des objets évolue sous l'effet du lissage gaussien. L'ensemble des caractéristiques géométriques des objets, en particulier le rayon de courbure maximal, est ainsi fonction de l'échelle utilisée. Le rayon de courbure maximal n'étant évalué que sur les images initiales, il apparaît dès lors nécessaire de pouvoir prédire l'évolution de cette valeur pour calibrer automatiquement les paramètres des contours actifs à toutes les échelles.

De la même manière que le déplacement des contours, les variations du rayon de courbure se révèlent difficiles à caractériser par des calculs théoriques. Celles-ci sont en effet en grande partie liées à la géométrie de la scène et dépendent de la position des objets voisins. Pour conserver une certaine généralité, nous avons adopté la même démarche que dans les paragraphes précédents, qui consiste à étudier les effets du lissage dans des cas idéaux.

Deux phénomènes ont été mis en évidence. En premier lieu, tout contour fermé isolé a tendance à se transformer en cercle. De plus, le rayon des objets circulaires augmente lorsque l'échelle croît. La croissance du rayon de courbure ne s'effectue cependant pas de façon monotone : cette grandeur peut au contraire diminuer malgré les variations de l'échelle, comme le décrit la figure 6.

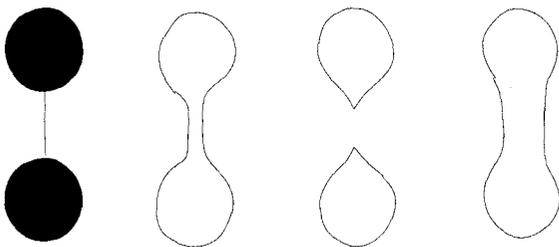


Figure 6. – Fusion-division d'un contour bidimensionnel sous l'influence du lissage (d'après [40]).

Ce contre-exemple réduit à néant tout d'espoir d'adapter automatiquement les paramètres des contours actifs à l'échelle d'analyse : l'évolution du rayon de courbure maximal peut difficilement être prédite de façon fiable. Il faut alors se résoudre à n'employer que des paramètres internes constants. Une telle démarche est cependant valide dans certains cas particuliers, comme le décrit la proposition 2.

Proposition 2

Le rayon de courbure maximal R_{max} des objets recherchés reste constant tant que $\sigma \ll R_{max}$

Remarquons que la proposition 2 est parfaitement cohérente avec la proposition 1. La prédiction du déplacement des contours ainsi que le choix de paramètres constants ne sont justifiés que si la valeur de l'échelle demeure modeste par rapport aux

caractéristiques géométriques des objets. Dans ces conditions, le lissage ne modifie que très peu l'allure des objets recherchés : la valeur du rayon de courbure ne change quasiment pas. Choisir un paramètre R_{max} constant n'a ainsi que peu de conséquences sur le comportement des courbes déformables.

6.4. approche multirésolution

Dans certaines applications, il est possible de n'utiliser en pratique qu'un nombre restreint de canaux fréquentiels. Les techniques de passage entre les différents niveaux de résolution peuvent être appliquées directement. En revanche, quelques modifications doivent être apportées pour déformer les contours actifs lorsque la représentation multirésolution est construite par une séquence de filtrages et sous-échantillonnages. Nous traiterons ici du cas d'une pyramide d'octave :

- La valeur du rayon de courbure R_{max} à tous les étages de la pyramide peut être calculée par un simple changement d'échelle, soit $R_{max}^{(r)} = R_{max}^{(r-1)}/2$, en notant r le niveau de résolution.
- Du fait de la suppression de détails par le lissage gaussien, les contours actifs peuvent être discrétisés à l'aide d'un moins grand nombre de points à faible résolution. Choisir un pas de discrétisation constant en dépit d'une géométrie différente conduit ainsi à une accélération des calculs.
- Le bruit ayant été éliminé par filtrage, des déplacements importants peuvent être autorisés à faible résolution. γ est ainsi choisi constant, ce qui permet une évolution rapide à faible résolution, tout en limitant l'amplitude des déformations, et donc des oscillations, lorsque la résolution est élevée.

6.5. autres approches

En suivant les idées de Witkin, nous nous sommes jusqu'à présent limités à l'utilisation de filtres linéaires. Le filtrage gaussien équivaut alors à un phénomène de diffusion régi par l'équation de la chaleur. Perona et Malik [35] montrent cependant que cette approche élimine une grande partie de l'information utile, en réduisant le contraste entre les différentes zones de l'image. De plus, les échelles ne sont pas choisies en tenant compte des caractéristiques des images. Perona et Malik suggèrent ainsi de filtrer sélectivement les images, en ne lissant fortement que les régions homogènes, et en limitant au contraire le lissage au voisinage des frontières des objets. D'autres travaux reprenant ce concept de « diffusion anisotropique » ont été publiés dans la littérature. Comme le notent Geiger et Yuille [6], les techniques proposées sont assimilables à des méthodes de régularisation préservant les discontinuités. Si elle permet en théorie d'obtenir de meilleurs résultats, cette approche voit son intérêt pratique restreint par des problèmes de minimisation d'énergie et de convergence vers des minima locaux.

Détection de contours réguliers

Les problèmes de fusion-division des contours lorsque l'échelle évolue pourraient être résolues en adoptant la démarche présentée indépendamment par Caselles *et al.* [44] et par Sethian *et al.* [45]. Ces approches s'appuient sur un formalisme différent, un contour actif étant considéré comme une ligne de niveau d'une surface évoluant sous l'effet de contraintes de douceur et de forces dérivées des images. Cette démarche permet à un contour actif de se diviser, de respecter des discontinuités ou de laisser apparaître de nouvelles branches. Cette méthode souffre cependant d'un coût algorithmique plus important, puisqu'il est nécessaire d'évaluer les déformations d'une grille et non plus d'une courbe. Le choix des paramètres est également empirique et ne s'appuie pas sur les caractéristiques géométriques des objets recherchés.

7. résultats expérimentaux

En plus des paramètres, les forces externes doivent être choisies avec soin pour garantir une convergence acceptable. Dans cette section, nous détaillons la construction des potentiels externes et discutons les résultats obtenus en combinant des forces de nature différente et en ayant recours à la multirésolution.

7.1. inspection de cuir

7.1.1. caractéristiques des objets recherchés

La construction des potentiels et des forces appliquées se base sur une modélisation des caractéristiques des traces de craie. Par exemple, après filtrage gaussien, leur allure est décrite figure 7 :

– **Maxima des niveaux de gris** : La minimisation de l'énergie $-\lambda_1 \int_0^1 G_\sigma * I(v(s)) ds$ permet d'attirer les contours actifs vers les lignes de crête des niveaux de gris. Cette solution revient à appliquer la force externe

$$F_{\text{ext1}}(v) = \lambda_1 \nabla G_\sigma * I(v) \quad (18)$$

– **Passages par zéro du Laplacien** : Les courbes déformables se déplacent en direction des bords des traces de craie lorsque l'énergie minimisée est donnée par $E_{\text{ext2}}(v) = \lambda_2 \iint_{\Omega_v} \Delta G_\sigma * I(v) d\Omega$ où Ω_v désigne le domaine délimité par la courbe v . Ce type d'énergie est également utilisée par [21,26]. En utilisant les théorèmes classiques de calcul différentiel, la force appliquée correspondante est donnée par

$$F_{\text{ext2}}(v) = \lambda_2 \Delta G_\sigma * I(v) \|v'\| \vec{N} \quad (19)$$

en notant \vec{N} la normale unitaire à la courbe v . Le signe de λ_2 permet de choisir si les courbes déformables seront attirées par le bord intérieur ou par le bord extérieur des traces de craie.

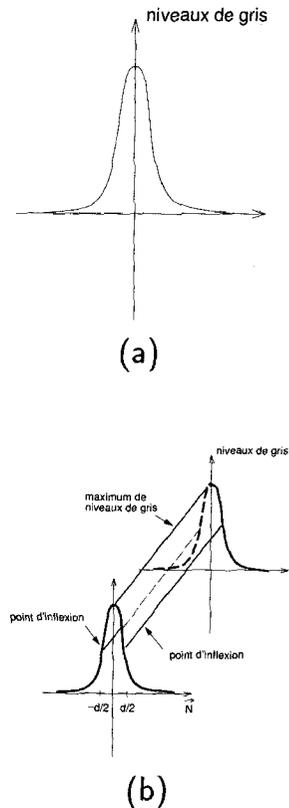


Figure 7. – Caractéristiques des courbes recherchées : (a) profil (b) représentation 2D.

– Opérateur directionnel :

L'emploi d'opérateurs directionnels est peu fréquent en analyse d'images : la lourdeur des calculs conduit dans de nombreuses applications à leur préférer des opérateurs isotropes et séparables. Ces opérateurs améliorent cependant le rapport signal-sur-bruit et améliorent la localisation des contours. En s'inspirant de la démarche proposée par Dinten et Trouvé [21], une modélisation de la surface des niveaux de gris par un modèle de type toit sur une fenêtre rectangulaire W permet de bien distinguer les traces de craie de la structure du cuir : la réponse de l'opérateur directionnel est ainsi très fiable lorsque l'orientation locale et l'orientation du toit sont identiques, ce qui est le cas pour les pixels appartenant aux traces de craie. De manière duale, les valeurs des pixels appartenant aux structures de la texture sont moyennées du fait de l'emploi de fenêtres allongées.

Le contraste local en chaque pixel i est estimé à l'aide de la différence $\hat{h}(i)$ des pentes des deux demi-plans (cf. figure 8(a)), soit $\hat{h}(i) = a_1^{(i)} - a_2^{(i)}$. Très schématiquement, les maxima des niveaux de gris correspondent à des minima de \hat{h} . Inversement, les points d'inflexion correspondent à des passages par zéro de \hat{h} .

Pour intégrer les résultats de l'opérateur en toit dans un modèle de contour actif, nous établissons une correspondance entre les passages par zéro de \hat{h} et ceux du Laplacien gaussien. Nous

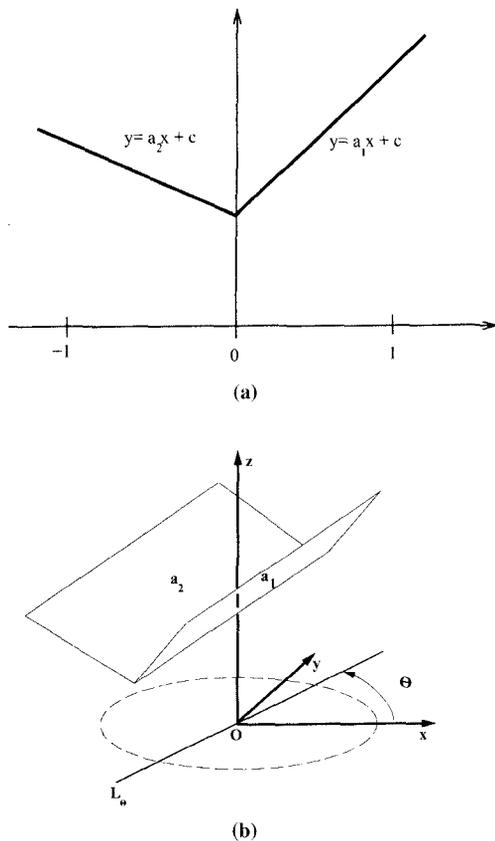


Figure 8. – Approximation par un toit : (a) cas 1D (b) cas 2D sur une fenêtre circulaire (d’après [21]).

proposons ainsi d’utiliser la force externe suivante lorsque l’approximation par un toit est employée :

$$F_{\text{ext}3}(v) = \lambda_3 \hat{h}(v) \|v'\| \vec{N} \quad (20)$$

7.1.2. déformations

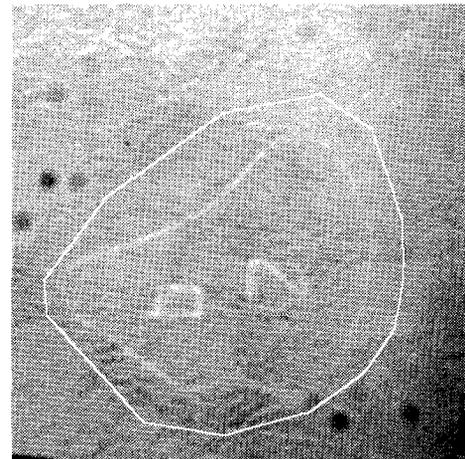
Utilisées indépendamment, ces trois forces ne conduisent pas à une solution acceptable. Pour combiner les informations, nous avons soumis les contours actifs à l’action de la force externe suivante

$$F_{\text{ext}}(v) = F_{\text{ext}1}(v) + F_{\text{ext}3}(v_{\text{ext}}) \quad (21)$$

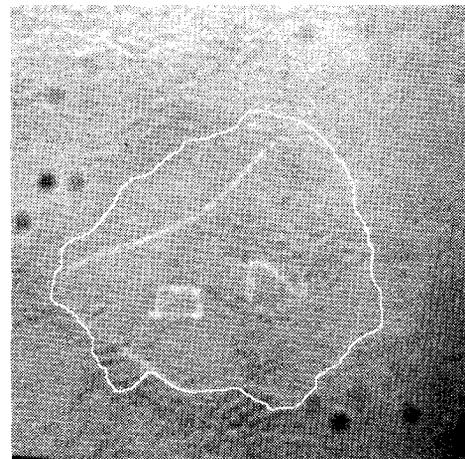
avec $v_{\text{ext}} = v - d/2 \vec{N}$. Les courbes déformables sont attirées par les lignes de crête des niveaux de gris situées à une distance $d/2$ d’un point d’inflexion. Les résultats de cette approche ont été décrits dans [15] et sont reproduits figure 9. On peut remarquer que cette technique conduit à une solution acceptable, mais que des phénomènes de compensation peuvent apparaître : les résultats de l’opérateur en toit ne sont pas bons au voisinage des points de forte courbure, d’où le léger décrochement figure 9(c).

Le recours à une approche multirésolution permet de limiter ces phénomènes de compensation (cf. figure 11(b)-(d)). Toutefois, il est impossible d’établir une correspondance entre les résultats

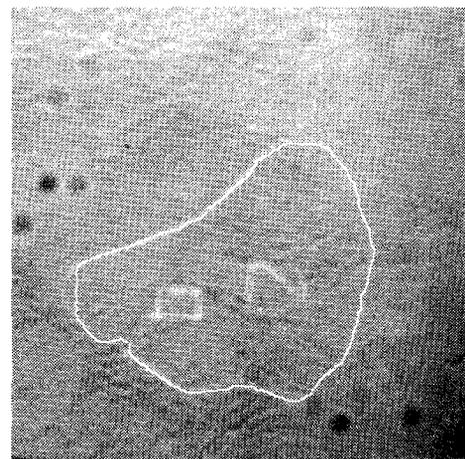
de l’opérateur directionnel évalué à plusieurs échelles. Pour permettre le suivi de contours, nous utilisons dans ce cas le Laplacien. L’initialisation dans ce cas est décrite au paragraphe



(a) Configuration initiale



(b) Configuration intermédiaire



(c) Configuration finale

Figure 9. – Résultats obtenus avec l’opérateur en toit.

Détection de contours réguliers

suivant et la force externe correspond à

$$F_{\text{ext}}(v) = F_{\text{ext}1}(v) + F_{\text{ext}2}(v_{\text{ext}}) \quad (22)$$

Bien qu'il s'agisse d'une combinaison de deux forces, celles-ci sont évaluées à la même échelle, ce qui réduit fortement les problèmes de compensation. La technique de prédiction présentée plus haut est utilisée lors du changement d'échelle, afin de limiter les problèmes dus à la rétraction des contours actifs. Remarquons qu'utiliser la même initialisation et les mêmes paramètres sans approche multirésolution ne conduit pas à une solution acceptable (cf. figure 11(e)). En effet, le contour actif se trouve piégé par des contours parasites en bas de l'image. De plus, le signe du Laplacien à droite de l'image conduit le contour actif à s'éloigner de la solution désirée. Une approche multiéchelle limite dans ce cas la dépendance par rapport à l'initialisation en filtrant ces contours parasites.

On peut remarquer que l'opérateur directionnel à la résolution la plus fine améliore les résultats, et permet au contour actif de s'échapper de minima locaux sans signification (cf. figure 12). L'opérateur directionnel peut également être utilisé pour valider les solutions obtenues après convergence [15].

7.1.3. initialisation

Nous montrons dans ce paragraphe que le problème de l'initialisation peut être résolu en ayant recours à plusieurs techniques de segmentation. Afin de propager des informations à longue portée, nous effectuons en chaque pixel une moyenne directionnelle sur plusieurs secteurs angulaires, et nous retenons l'orientation pour laquelle cette moyenne est maximale. On peut remarquer sur la figure 10 que les structures localement linéaires sont progressivement mises en évidence en itérant plusieurs fois cette technique.

Il est clair que le critère utilisé pour estimer l'orientation locale n'est pas complètement satisfaisant. Cette méthode se révèle cependant particulièrement intéressante, dans la mesure où les labels significatifs obtenus après un seuillage nous permettent d'initialiser une courbe au voisinage de la solution cherchée (cf. figure 11(a)).

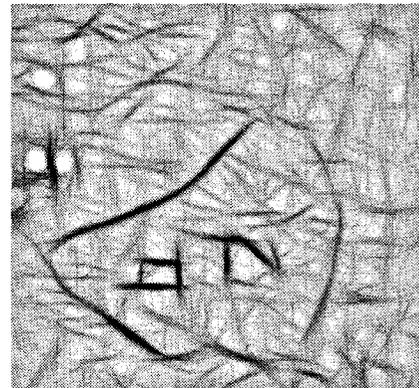
7.2. images échographiques

7.2.1. forces évaluées à des échelles différentes

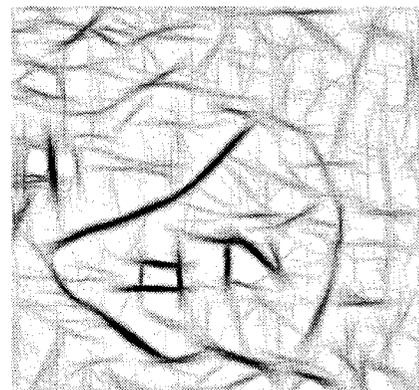
Nous reprenons ici la modélisation décrite dans le début de la section précédente. La force externe est donnée par

$$F_{\text{ext}}(v) = \lambda_1 \Delta G_{\sigma} * I(v) \|v'\| \vec{N} + \lambda_2 \nabla I(v) \quad (23)$$

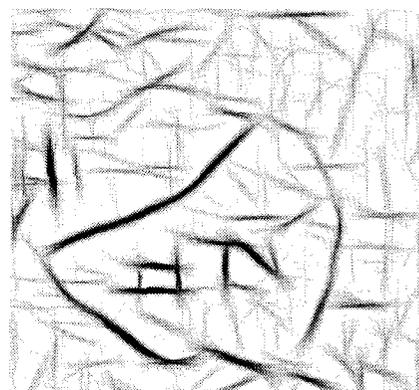
La première force est à grande échelle et ne permet qu'une localisation grossière (cf. figure 13(b)), tandis que la seconde force externe autorise une localisation fine (cf. figure 13(c)). La combinaison linéaire de ces deux termes conduit à une solution rapidement, alors que les deux forces utilisées séparément ne donnent aucun résultat.



(a) Première passe



(b) Deuxième passe



(c) Troisième passe

Figure 10. – Résultats obtenus par des moyennes directionnelles.

7.2.2. multirésolution

Des phénomènes de blocage peuvent cependant apparaître. Pour résoudre ce problème et accélérer les calculs, nous utilisons une approche multirésolution. Nous n'utilisons dans ce cas qu'une seule force attirant le contour actif vers les points de gradient élevé,

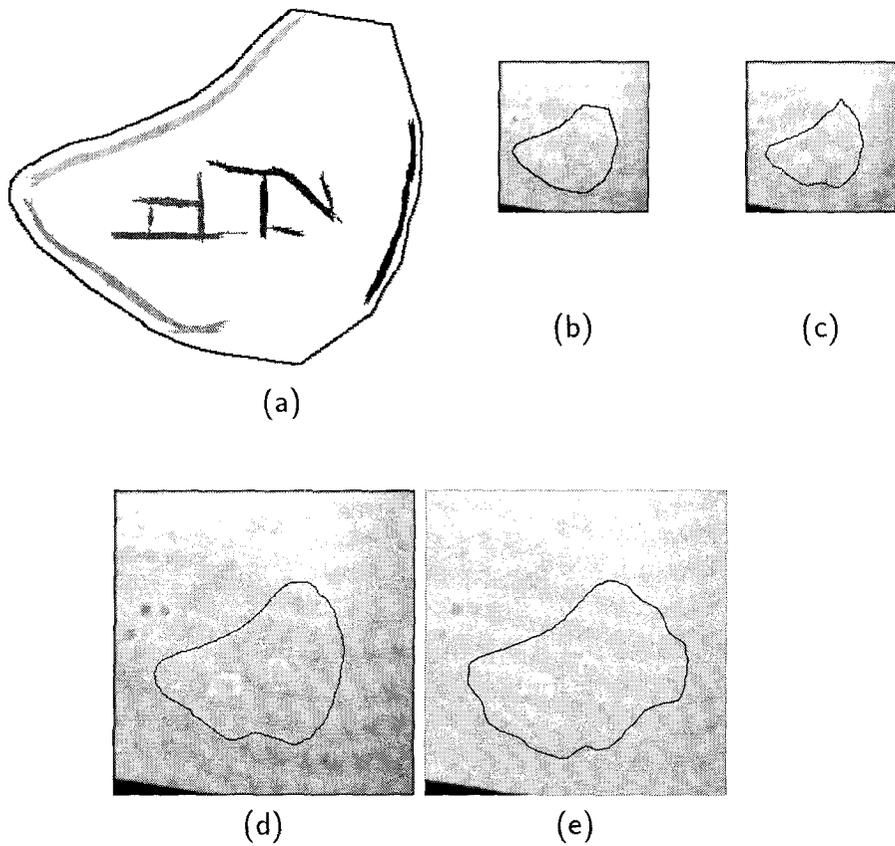


Figure 11. – Utilisation de la pyramide : (a) Initialisation (b) Configuration initiale au niveau 2 (c) Configuration finale au niveau 2 (d) Configuration finale au niveau 1 (e) Configuration finale sans stratégie multiéchelle.

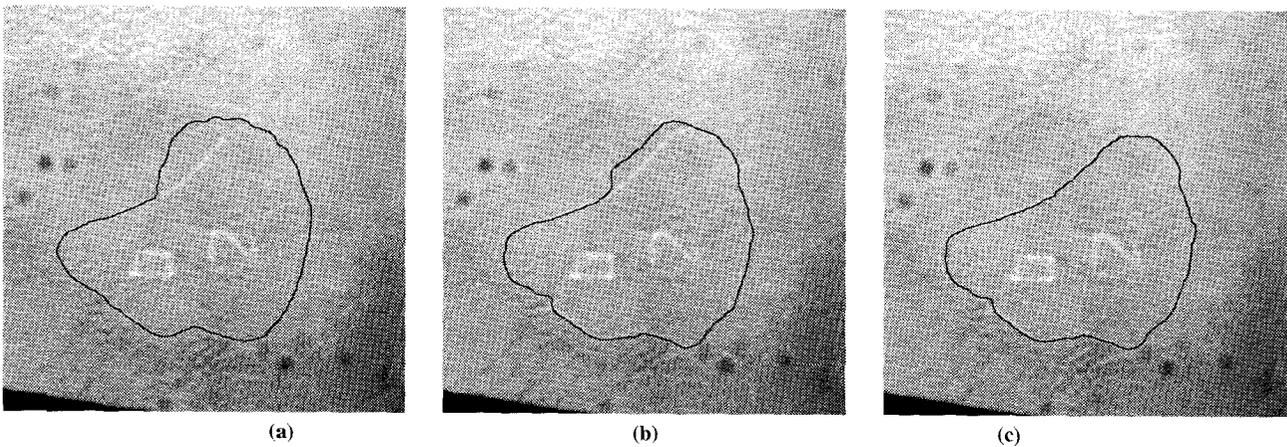


Figure 12. – Utilisation d'un opérateur directionnel : (a) configuration initiale (b) configuration intermédiaire (c) configuration finale.

ou de manière équivalente vers les passages par zéro du Laplacien. Dans cette application, il est également difficile d'initialiser une courbe à l'extérieur de la région sombre comme dans le cas de l'exemple précédent. Au contraire, il s'avère aisé de définir une configuration initiale à l'intérieur de la région. Afin de « gonfler » le contour actif, nous utilisons une force d'expansion [12], et la force résultante est donnée par

$$F_{ext}(v) = \lambda_1 \vec{N} + \lambda_2 \Delta G_\sigma I(v) \|v'\| \vec{N} \quad (24)$$

Bien qu'il ne s'agisse pas d'une force externe à proprement parler, la normalisation de F_{ext1} donne de bons résultats dans cette application. La stabilisation a lieu lorsque le contour actif se trouve arrêté par les sur-intensités. La figure 14 décrit les résultats

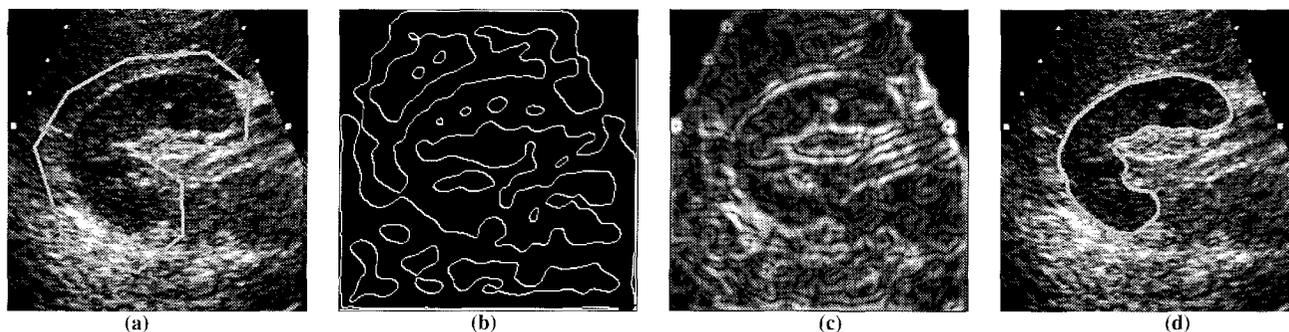


Figure 13. – Formalisme additif : (a) Initialisation (b) Image Gradient (c) Passages par zéro du Laplacien (d) Solution après 100 itérations ($R_{max}=25$).

obtenus en utilisant une représentation pyramidale. On peut constater que la convergence est très rapide à faible résolution. Le passage à des résolutions plus importantes permet de mieux prendre en compte les détails et de localiser plus précisément les frontières de la région sombre. Notons que le passage entre deux échelles repose sur une contraction des courbes, et non pas sur une dilatation, afin de limiter l'influence de la force d'expansion F_{ext1} .

L'intérêt de l'approche multiéchelle est clairement démontré par la figure 14(d). Dans ce cas, la même initialisation et les mêmes paramètres conduisent à une solution erronée. D'une part, le contour actif se trouve bloqué par une sur-intensité parasite. De plus, le Laplacien et son signe ne sont pas estimés de façon fiable du fait du bruit, et la force F_{ext2} s'oppose à la force d'expansion. Le contour actif a ainsi tendance à se rétracter dans le bas de l'image.

7.2.3. comparaison avec la Ligne de Partage des Eaux

Notons que les contours actifs ne tiennent pas réellement compte de la présence d'une région homogène. La figure 15(b) illustre au contraire les résultats obtenus en utilisant une technique de morphologie mathématique, plus précisément la Ligne de Partage des Eaux (LPE). Après une première extraction de marqueurs, la LPE est calculée à l'aide de l'algorithme d'immersion. On peut remarquer que la LPE est localisée exactement sur les lignes de crête de l'image gradient. Cette solution n'est cependant pas satisfaisante, dans la mesure où la frontière manque de régularité. Elle peut néanmoins être utilisée comme initialisation d'un contour actif. On peut également remarquer que la collaboration avec des techniques markoviennes suggérées par Herlin *et al.* [46] permettrait une meilleure association des approches régions et contours. Dans cet exemple, il est ainsi clair que la collaboration entre différentes méthodes de segmentation permet de dépasser leurs limites respectives.

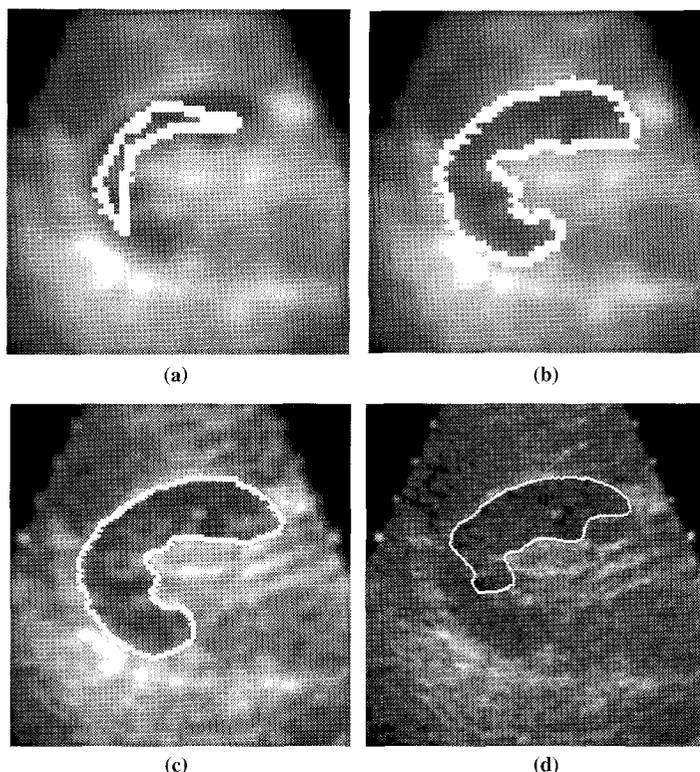
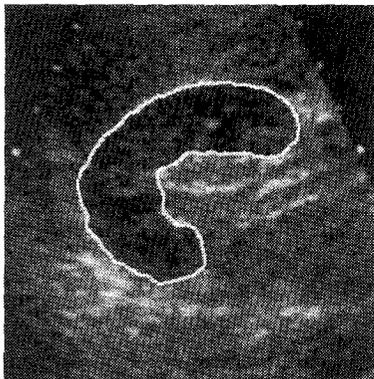


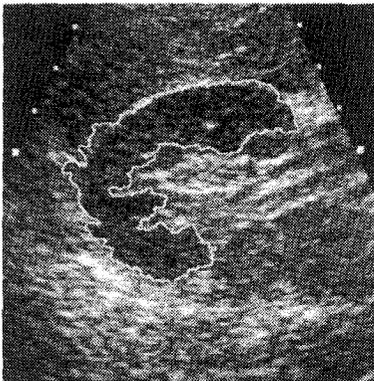
Figure 14. – Utilisation de la pyramide : (a) Configuration initiale au niveau 2 (b) Configuration finale au niveau 2 (c) Configuration finale au niveau 1 (d) Configuration finale sans stratégie multiéchelle.

8. conclusion

Nous avons présenté dans cet article une technique de détection de contours réguliers dans des images bruitées et texturées. Les limitations des opérateurs locaux nous ont conduit à utiliser une approche globale : nous avons montré l'intérêt des modèles de contours actifs, avant d'opter pour une démarche résolument expérimentale visant à simplifier leur mise en œuvre, afin de favoriser leur utilisation dans un contexte industriel. Nos contributions sont ainsi les suivantes :



(a)



(b)

Figure 15. – Comparaison entre méthodes : (a) contours actifs (b) Ligne de Partage des Eaux.

Nous avons tout d'abord modifié un algorithme de calibrage, qui permet de déterminer automatiquement l'ensemble des paramètres à l'aide d'informations sur la géométrie des objets cherchés.

Afin de réduire la dépendance des contours actifs vis-à-vis de l'initialisation, nous avons ensuite proposé de combiner linéairement plusieurs forces externes calibrées indépendamment. L'association des modèles de contours actifs à des représentations multiéchelles a également été étudiée. Après une évaluation du déplacement des frontières sous l'influence du filtrage gaussien, nous avons proposé des stratégies d'initialisation évoluées lors du passage entre deux échelles, en nous appuyant sur une technique de prédiction.

Enfin, nous avons montré en nous appuyant sur des résultats expérimentaux l'intérêt d'une collaboration entre processus de segmentation, qui permet notamment de résoudre le problème de l'initialisation et d'améliorer la convergence des contours actifs.

La généralisation de cette démarche nous paraît prometteuse, dans la mesure où elle permettrait d'intégrer des informations de nature différente provenant des images (contours, régions, texture,...), et de les corriger à l'aide de connaissances sur le contexte (géométrie

des objets, etc). La prise en compte de discontinuités et le recours à des techniques non-linéaires serait également possible. Une telle collaboration entre méthodes de segmentation pose cependant un problème de contrôle : un formalisme additif est clairement insuffisant. Au contraire, il est nécessaire de concevoir un module de haut-niveau permettant d'évaluer automatiquement la qualité des solutions obtenues par des techniques de bas-niveau et de les comparer entre elles.

La démarche décrite dans ce papier a également conduit à de nouveaux travaux, et au développement de VISU, un logiciel de visualisation et de segmentation interactive. VISU a été conçu dans les buts d'améliorer la convivialité des contours actifs à l'aide d'interfaces graphiques évoluées, ainsi de comparer visuellement les résultats de différentes techniques de segmentation, en les superposant de façon semi-transparente sur une image de référence. VISU intègre la plupart des techniques proposées dans ce papier, et permet une comparaison avec les contours actifs classiques et avec la Ligne de Partage des Eaux. VISU est écrit en C, et est à ce jour disponible pour l'ensemble des machines Unix. VISU est une extension du langage Tcl/Tk; l'interface graphique est générée par un interpréteur évaluant des « scripts », ce qui permet à l'utilisateur de reconfigurer l'interface graphique sans recompiler le code, et d'interagir avec les images de façon très flexible. VISU fait partie du domaine public et est disponible à l'adresse suivante : <ftp://redhook.llnl.gov/pub/visu> et sera disponible prochainement sur les serveurs du GDR-PRC ISTS et de l'IMAG. L'utilisation de VISU est décrite dans les références [47,48].

BIBLIOGRAPHIE

- [1] J. Canny. A computational approach to edge detection. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6) :679–697, November 1986.
- [2] J. Shen and S. Castan. An optimal linear operator for edge detection. In *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, FL*, pages 109–114, June 1986.
- [3] R. Deriche. Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International Journal of Computer Vision*, 1(2) :167–187, 1987.
- [4] L. Vincent. Algorithmes morphologiques à base de files d'attente et de lacets : Extension aux graphes. Thèse, Ecole des Mines de Paris, 1990.
- [5] S. Geman and D. Geman. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the bayesian restoration of images. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6(6) :721–741, November 1984.
- [6] D. Geiger and A. Yuille. A common framework for image segmentation. *International Journal of Computer Vision*, 6(3) :227–243, 1991.
- [7] L.H. Staib and J.S. Duncan. Boundary finding with parametrically deformable models. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(11) :1061–1075, November 1992.
- [8] U. Grenander, Y. Chow, and D.M. Keenan. *HANDS, A Pattern Theoretical Study of Biological Shapes*. Springer-Verlag, New-York, 1991.
- [9] A.L. Yuille, P.W. Hallinan, and D.S. Cohen. Feature extraction from faces using deformable templates. *International Journal of Computer Vision*, 8(2) :99–111, 1992.

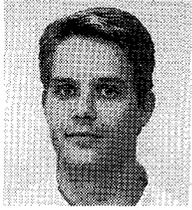
Détection de contours réguliers

- [10] F. Solina and R. Bajcsy. Recovery of parametric models from range images : The case for superquadrics. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(2) :131–147, February 1990.
- [11] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1 :312–331, 1988.
- [12] I. Cohen, L.D. Cohen, and N. Ayache. Using deformable surfaces to segment 3d images and infer differential structure. *CVGIP- Image Understanding*, 56(2) :242–263, September 1992.
- [13] S. Menet, P. Saint-Marc, and G. Medioni. Active contour models : Overview, implementation and applications. In *Proceedings of the I.E.E.E. Conference on Systems, Man and Cybernetics*, pages 194–199, 1990.
- [14] R. Cipolla and A. Blake. Surface shape from the deformations of apparent contours. *International Journal of Computer Vision*, 9(2) :83–112, 1992.
- [15] P-L. Bossart. Détection de contours réguliers dans des images bruitées et texturées : association des contours actifs et d'une approche multiéchelle. Thèse, Institut National Polytechnique de Grenoble, Octobre 1994.
- [16] M-O. Berger. Les contours actifs : Modélisation, comportement, convergence. Thèse, Institut National Polytechnique de Lorraine, Nancy, 1991.
- [17] N. Rougon and F. Prêteux. Régularisation directionnelle optimale et modèles déformables adaptatifs. In *Actes du Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, pages 51–62. AFCET, Janvier 1994.
- [18] L.D. Cohen. On active contour models and balloons. *CVGIP- Image Understanding*, 53(2) :211–218, March 1991.
- [19] D. Terzopoulos. On matching deformable models to images. In *Topical Meeting on Machine Vision (Optical Society of America), Technical Digest Series*, pages 160–163, Incline Village, Nevada, USA, March 1987.
- [20] F. Leymarie and M.D. Levine. Tracking deformable objects in the plane using an active contour model. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(6) :617–634, June 1993.
- [21] J-M. Dinten and A. Trouvé. A deformable model approach for the determination of transition strips on radiographic images. In *Proceedings of the 11th International Conference on Pattern Recognition, The Hague, The Netherlands*, pages 355–358, 1992.
- [22] P. Fua and Y.G. Leclerc. Model driven edge detection. *Machine Vision and Applications*, 3 :45–56, 1990.
- [23] C.A. Davatzikos and J.L. Prince. Adaptive active contour algorithms for extracting and mapping thick curves. In *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference, New York*, pages 524–529, 1993.
- [24] L.D. Cohen, E. Bardinet, and N. Ayache. Reconstruction of digital terrain model with a lake. In *Proceedings of the SPIE Vol. 2031 Geometric Methods in Computer Vision II*, pages 38–50, 1993.
- [25] T. McInerney and D. Terzopoulos. A finite element model for 3D shape reconstruction and nonrigid motion tracking. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 518–523, 1993.
- [26] L.D. Cohen, E. Bardinet, and N. Ayache. Reconstruction of digital terrain model with a lake. In *Proceedings of the SPIE Vol. 2031 Geometric Methods in Computer Vision II*, pages 38–50, 1993.
- [27] H. Delinguettes and M. Hebert and K. Ikeuchi. Shape representation and image segmentation using deformable surfaces. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 467–472, 1991.
- [28] D. Marr. *Vision*. W.H. Freeman, San Francisco, CA, 1982.
- [29] P.J. Burt. The laplacian pyramid as a compact image code. *I.E.E.E. Transactions on Communications*, 31(4) :532–540, April 1984.
- [30] J.L. Crowley and R.M. Stern. Fast computation of the difference of low-pass transform. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6(2) :212–222, March 1984.
- [31] A. Chéhikian. Algorithmes optimaux pour la génération de pyramides d'images passe-bas et laplaciennes. *Traitement du Signal*, 9(4) :297–307, 1992.
- [32] S. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7) :674–693, July 1989.
- [33] I. Daubechies. *Ten Lectures on Wavelets*, volume 61 of *CBMS Regional Conference Series in Applied Mathematics*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, 1992.
- [34] A. Witkin. Scale-space filtering. In *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, Karlsruhe*, pages 1019–1021, 1983.
- [35] P. Perona and J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(7) :629–639, July 1990.
- [36] J-M. Morel, P-L. Lions, and L. Alvarez. Image selective smoothing and edge detection by non-linear diffusion. Preprint, Université de Paris-Dauphine, 1991.
- [37] T. Lindeberg. Scale-space for discrete signals. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(3) :234–254, March 1989.
- [38] V. Berzins. Accuracy of Laplacian edge detectors. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 27 :195–210, 1984.
- [39] F. Bergholm. Edge focusing. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(6) :726–741, November 1987.
- [40] Y. Lu and R.C. Jain. Behavior of edges in scale-space. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(4) :337–356, April 1989.
- [41] R. Deriche and G. Giraudon. A computational approach for corner and vertex detection. *International Journal of Computer Vision*, 10(2) :101–124, 1993.
- [42] Y. Elomary. Modèles déformables et multirésolution pour la détection de contours en traitement d'images. Thèse, Université Joseph Fourier, Grenoble, 1994.
- [43] Y. Lu and R.C. Jain. Reasoning about edges in scale space. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(4) :450–468, April 1992.
- [44] V. Caselles, F. Catte, B. Coll, and F. Dibos. A geometric model for active contours in image processing. *Cahiers du CEREMADE, Université de Paris-Dauphine*, 1992.
- [45] R. Malladi, J.A. Sethian, and B.C. Vemuri. Shape modeling with front propagation : A level set approach. *I.E.E.E. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(2) :158–175, February 1995.
- [46] I. Herlin, C. Nguyen, and C. Graffigne. A deformable region model using stochastic processes applied to echocardiographic images. In *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1992.
- [47] P-L. Bossart. Hypertools in image and volume visualization. In *Proceedings of the Tcl'96 Workshop, Monterrey, CA, USENIX*, July 10–13 1996. Available at <ftp://redhook.llnl.gov/pub/visu/papers>.
- [48] P-L. Bossart, H.E. Martz, and K. Hollerbach. Finite element analysis of human joints. In *Proceedings of the ICIP'96 Conference, Lausanne, Switzerland*. I.E.E.E., September 16–19 1996. Available at <ftp://redhook.llnl.gov/pub/visu/papers>.

Manuscrit reçu le 5 janvier 1995

LES AUTEURS

Pierre-Louis BOSSART



Pierre-Louis Bossart est ingénieur de l'Université de Technologie de Compiègne et Docteur de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, spécialité Signal-Image-Parole (1994). Au cours de son post-doc au Lawrence Livermore National Laboratory, il a étudié des techniques permettant de construire des modèles 3D à partir de volumes reconstruits par tomographie. Ses domaines d'intérêt portent sur la visualisation et le traitement d'images, ainsi que sur les méthodes de compression.

Jean-Marc DINTEN



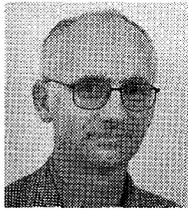
Jean-Marc Dinten est ancien élève de l'École Normale Supérieure de Saint-Cloud (1986) et agrégé de mathématiques. Il a obtenu le diplôme de Docteur en Sciences de l'Université de Paris XI Orsay en 1990. Ses principaux domaines de recherche sont le traitement d'images et la reconstruction intégrant des a-priori au moyen de modèles markoviens. En particulier, il s'intéresse à des applications dans le domaine du contrôle non-destructif et de l'aide au diagnostic en radiographie médicale.

Dominique DAVID



Dominique David est ingénieur de l'École Supérieure d'Electricité et a reçu le diplôme de Docteur en Electronique de l'Institut National Polytechnique de Grenoble en 1980. Il s'est intéressé à différents problèmes de traitement d'images et d'architectures temps réel dédiées, chez SME OPTION et depuis 1983 au CEALLETI dans le domaine de l'inspection visuelle pour l'industrie. Ses recherches actuelles portent sur des problèmes biomédicaux allant de la microchirurgie à l'imagerie par fluorescence.

Jean-Marc CHASSERY



Jean-Marc Chassery, Docteur es-sciences (1984), est Directeur de Recherches au CNRS. Ses activités de recherche portent sur la représentation discrète des images et des formes. Il a plus particulièrement contribué au domaine de la géométrie discrète (ouvrage chez Hermès) et de la segmentation (ouvrage chez Masson). Il dirige le GDR-PRC ISIS fédérant la communauté Information, Signal et images, aussi bien universitaire qu'industrielle.