

Estimation de mouvement par maillage actif avec prise en compte de discontinuités

An active mesh for movement estimation with discontinuities

par A.C PLANAT, I.E. MAGNIN

CREATIS CNRS, UMR 5515, affiliée à l'INSERM, Lyon, France

INSA 502 / 69621 Villeurbanne Cedex (France) e-mail : anne.planat-chretien@cea.fr, isabelle.magnin@creatis.insa-lyon.fr

résumé et mots clés

L'objectif de la méthode est d'introduire la notion de discontinuité dans l'estimation de mouvement d'objet déformable. L'approche est multi-échelle. Un champ de primitives de vecteurs de déplacement est construit à chaque niveau d'échelle à partir d'une distribution initiale du champ. Le support d'estimation du champ de vecteurs de déplacement est une partition spatiale de l'observation donnée par un maillage élastique plaqué sur l'image. Celui-ci se déforme selon des critères image sous contraintes géométriques, tout en assurant un mouvement cohérent uniforme dans chaque maille. Le champ et la partition associée sont obtenus par minimisation d'une énergie non convexe. Chaque terme de la fonctionnelle est défini dans un contexte markovien et minimisé selon le critère du MAP. L'estimation du champ de vecteurs de déplacement et la déformation du maillage contribuent alternativement au processus « haut-bas » de relaxation itératif. Ainsi, les arêtes du maillage se déplacent-elles progressivement vers les discontinuités du champ de vecteurs de déplacement, lorsqu'elles existent. Les performances de la méthode sont mises en valeur sur des séquences d'images de synthèse complexes en présence de bruit ; la méthode est ensuite utilisée pour effectuer l'estimation de mouvement cardiaque à partir de séquence d'images IRM petit axe.

Discontinuités, estimation de mouvement, segmentation, pyramide de graphes, multi-échelle, maillage adaptatif.

abstract and key words

We aim at modeling a motion vector field by processing a sequence of images. We focus on the detection of motion discontinuities experimented by a moving deformable object. The method is based on a multiscale approach. A Markov Random (MR) label field is built at each scale from an initial distribution of the field. The ground of the motion estimation is a spatial partition of the image given by an elastic mesh superimposed onto the data. The mesh deforms, driven by some selected image features (intensity gradients), under the constraint that the motion field remains locally coherent and uniform within each patch. The motion vector field and the elastic mesh are obtained by minimizing a non-convex energy function considering the image features and the motion vector field simultaneously. Each term of the energy function is defined in a multiscale Markovian context and minimized according to the maximum a posteriori (MAP) criterion. The mesh deformation and the modeling of the related vector field both contribute to the iterative « top-down » optimization process within an alternate relaxation scheme. The model copes with discontinuities thanks to the adaptive partition of the image. The ridges of

the mesh progressively move toward the motion discontinuities. The results on noisy complex synthetic sequences show a good estimation of the motion vector field with strong discontinuities at the object interfaces. We apply the proposed method to real short-axis IRM cardiac sequence.

Graph pyramids, multiscale, active mesh, discontinuities, motion estimation, segmentation, modeling.

1. introduction

L'estimation et le suivi du mouvement d'objets élastiques en déformation est encore un problème ouvert et des solutions originales restent à trouver. D'un point de vue strictement mathématique, l'estimation de mouvement est un problème mal posé, et des contraintes *a priori* doivent être ajoutées à la contrainte initiale de conservation de l'intensité au cours de la séquence pour restreindre l'espace des solutions possibles. Depuis la contrainte de lissage proposée dès 1981 par Horn et Schunck [15], de nombreux travaux ont permis d'améliorer l'estimation de mouvement obtenue en introduisant la notion de frontière de mouvement dès les années 80 avec les travaux de [11] en restauration et [28] en estimation de mouvement. On trouvera une revue des principales approches proposées pour la prise en compte des discontinuités de mouvement dans [29]. Les champs de Markov en particulier, définissent une classe de modèles mathématiques statistiques qui permettent d'intégrer facilement une telle information *a priori* liée au contexte local. Le formalisme markovien associé à l'estimation bayésienne présente l'avantage d'englober, dans un cadre plus général, à la fois les problèmes variationnels et les problèmes non linéaires. Certains travaux ont pu montrer un fort lien de parenté entre les approches énergétiques discrètes de type champ de Markov et les approches variationnelles continues [9-10][18]. Nous nous plaçons dans cet article dans un contexte markovien et nous nous intéressons à l'introduction de processus de lignes en estimation de mouvement, ceci afin d'autoriser l'inhibition locale de la contrainte de lissage aux frontières de mouvement. La formulation de tels processus peut être explicite [11][14][17] ou implicite [3][7-8][16]. L'équivalence implicite/explicite a, par ailleurs, pu être démontrée par les travaux de [4] [7] [12] [23] pour certains modèles. Les processus de lignes gèrent la présence de discontinuités de mouvement lorsqu'elles existent, et partitionnent l'observation en régions cohérentes au sens du mouvement. Dans ce cadre, les approches coopératives impliquant simultanément les deux étapes d'estimation du champ de vecteurs de déplacement et de segmentation au sens du mouvement apparaissent comme particulièrement prometteuses [6] [24-25] [39-40]. D'autres types d'approches ont été récemment proposées basées sur des éléments finis [44].

L'utilisation d'un maillage actif dans le cadre de l'estimation d'un champ de vecteurs de déplacement n'est pas nouvelle, en particulier dans le domaine de la compression [22][43][45], où les maillages fournissent une représentation compacte du champ de vecteurs de déplacement par l'intermédiaire des nœuds du maillage. La compensation de mouvement est réalisée, à l'intérieur de chaque maille, par une transformation spatiale dont les paramètres sont calculés à partir des nœuds. La structure du maillage est préservée. Une description succincte des principales approches basées sur l'utilisation d'un maillage élastique peut être trouvée dans Wang *et al.* [46]. L'une d'entre elles propose un maillage adaptatif, encore appelé « maillage actif », qui se déforme sur la première observation de la séquence grâce à des informations image extraites de cette observation (intensité, gradients d'intensité). La position des nœuds évolue au cours de la séquence en fonction du critère choisi et le mouvement estimé est donné par les différentes trajectoires. Il n'y a pas d'étape explicite de segmentation. Un champ dense de mouvement est obtenu par interpolation des vecteurs estimés en chaque nœud. Plus récemment, Altunbazak et Tekalp [1] ont proposé une toute autre approche où les paramètres d'un modèle de mouvement affine sont estimés sur chaque maille à partir du champ de vecteurs préalablement estimés ou à partir des gradients spatio-temporels de l'intensité. La connectivité du maillage est préservée. Notre contribution, dans ce contexte, consiste à définir un champ de vecteurs de mouvement explicite sur une partition fournie par un maillage actif dont la déformation dépend aussi bien de critères image (gradient d'intensité) que du champ de vecteurs estimés (section 2). Plaqué sur l'observation à l'instant t , le maillage se déforme, pour « coller » au mieux aux informations image extraites de l'observation, tout en favorisant la cohérence du mouvement estimé entre les instants t et $t + 1$, à l'intérieur de chaque maille. L'estimation de mouvement proprement dite, de même que la déformation du maillage, sont obtenues par la minimisation alternée d'énergies non convexes, à l'aide d'un processus itératif de relaxation, défini dans un contexte multi-échelle (section 3). Les arêtes du maillage se déplacent progressivement, au cours de la minimisation, vers les discontinuités de mouvement, lorsqu'elles existent.

Le modèle gère la présence de discontinuités de mouvement. Il est dédié aux objets élastiques déformables, soumis à des déformations d'amplitudes extrêmement variables, en présence de

bruit important. Pour assurer dans ce contexte les meilleures performances à la méthode, nous avons choisi d’approcher le mouvement par une méthode de mise en correspondance. La section 4 est consacrée aux résultats obtenus par la méthode appliquée à des séquences synthétiques et réelle. Enfin, une discussion, section 5 permet de conclure cet article (section 6).

2. définition du modèle de mouvement

Considérons une scène comportant des objets en mouvement. La scène est observée par un capteur qui fournit une séquence d’images numériques bidimensionnelles à niveaux de gris, appelée séquence d’observations. La fonction d’intensité, à l’instant t , d’un pixel $p(x, y)$ de l’observation d_t , est notée $I(x, y, t)$. Soit P l’ensemble des pixels $p(x, y)$ de d_t et m un maillage régulier initialement plaqué sur cette observation. Le maillage m est muni de propriétés élastiques qui lui permettent de se déformer sous l’effet de contraintes locales extraites de l’observation [35][45] (figure 1).

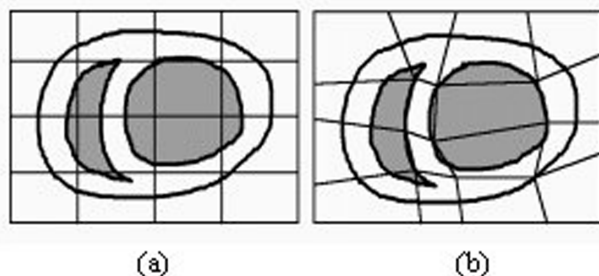


Figure 1. – (a) Partition régulière de l’observation obtenue grâce au maillage élastique initial. (b) Partition obtenue grâce au maillage après déformation.

On définit le graphe $G(S, V_S)$ tel que S soit l’ensemble des sites s et V_S le voisinage 8-connexe associé. Le nombre total de sites est noté N . Chaque site s , appelé cellule, correspond à une maille de m . L’ensemble des pixels p de l’image contenus dans la maille forme le support B_s de la cellule s . La partition de l’observation obtenue grâce au maillage élastique est notée $B_S, s \in S$. A chaque cellule s du graphe, on associe une primitive de mouvement (figure 2). Le modèle de mouvement retenu est constant par morceaux, et caractérisé par un vecteur de mouvement unique u_s pour chaque s . Ce vecteur est une réalisation sur l’espace d’état discret Λ de la variable aléatoire U_s , associée à s . On définit ainsi un champ de Markov U sur $G(S, U_s)$ tel que $U = U_{s_1}, U_{s_2}, \dots, U_{s_N}$ suit une distribution de Gibbs explicitée au paragraphe 2.1.2. Une réalisation du champ U est notée u et $\Omega = \Lambda^N$ est l’ensemble des réalisations possibles de U .

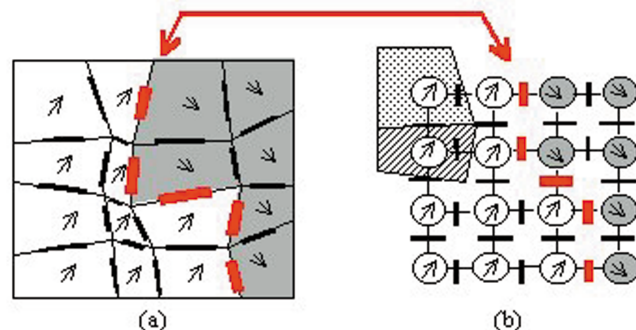


Figure 2. – Modélisation des discontinuités de mouvement. Le maillage élastique (a) se déforme progressivement pour coïncider avec les frontières de mouvement (b). Chaque maille de m détermine le support B_s associé à la cellule s . Une réalisation du vecteur de déplacement u_s estimé sur B_s est affichée pour chaque cellule s . Le graphe des cellules ainsi défini est régulier, quelle que soit la déformation du maillage. Les voisinages V_S représentés sont en connexité 4 pour simplifier les schémas proposés.

L’estimation du champ de primitives U est réalisée sur la partition $(B_s, s \in S)$. De façon à préserver l’hypothèse initiale d’un champ de mouvement constant par morceaux, nous déformons le maillage élastique selon des critères image, tout en assurant l’homogénéité du champ de vecteurs de mouvement à l’intérieur de chaque maille, et ce, quelle que soit sa forme. De plus, nous faisons l’hypothèse que les frontières de mouvement coïncident avec les frontières photométriques. De cette manière, les arêtes du maillage se déplacent progressivement vers les discontinuités de mouvement, lorsqu’elles existent (figure 2, a). Nous modélisons ces discontinuités de mouvement par un processus de « points aberrants », plus connu sous le nom de processus d’« outliers » en anglais, $Z(u)$ tel que :

$$(1) \quad Z(u) = (Z_{s,r}(u)), \quad \forall \{s, r\} \subset S \text{ tel que } r \in V_S$$

Ces processus, introduits par Black et Rangarajan [5], généralisent les processus de lignes et ont un rôle similaire (Annexe A). Ainsi $Z(u)$ modélise les discontinuités possibles de toute réalisation u de U sur S . De même qu’il existe une continuité/discontinuité locale du champ de vecteurs de déplacement, il peut exister une continuité/discontinuité des frontières de mouvement elle-même. Geman et Geman [11], dès 1984, introduisent la notion d’interactions entre discontinuités grâce à l’utilisation de contraintes géométriques. Plus récemment, les travaux de Teboul *et al.* [42] ont un objectif similaire en restauration, où c’est un procédé de diffusion pratiqué sur la variable auxiliaire $z_{s,r}$ elle-même qui permet d’introduire la notion de continuité des discontinuités. On trouve également la notion de frontière adaptative dans [37-38]. Nous proposons une autre manière de modéliser ces interactions entre discontinuités de mouvement grâce à l’utilisation de la structure du maillage.

2.1. formulation du problème d'optimisation au sens du Maximum A Posteriori

La structure des primitives étant définie, il s'agit d'expliciter les lois d'évolution qui adaptent cette structure aux observations. Il s'agit d'estimer conjointement la partition spatiale de l'observation donnée par le maillage m et le champ de vecteurs de déplacement \mathbf{u} associé à cette partition. La formulation du problème d'optimisation au sens du Maximum A Posteriori permet d'écrire :

$$(2) \quad \hat{\mathbf{u}}_t, \hat{m}_t \in \arg \max_{\mathbf{u}_t, m_t} [p(\mathbf{u}_t, m_t/d)]$$

avec $d = (d_0, \dots, d_t, \dots, d_T)$ une réalisation du T-uplet des champs d'observations si T est le nombre total d'images de la séquence, \hat{m}_t une estimée optimale du maillage à l'instant t et $\hat{\mathbf{u}}_t$ une estimée optimale du champ de vecteurs de déplacement au même instant. En pratique, on utilisera un support temporel tronqué, limité aux deux instants successifs t et $t + 1$. La probabilité a posteriori devient, avec la règle de Bayes :

$$(3) \quad p(\mathbf{u}_t, m_t/d) \propto p(d_{t+1}/\mathbf{u}_t, m_t, d_t) p(\mathbf{u}_t/m_t, d_t) p(m_t/d_t)$$

Le maximum de la probabilité a posteriori (2) est atteint pour un couple optimal $(\hat{\mathbf{u}}_t, \hat{m}_t)$ qui minimise la fonction d'énergie E , telle que :

$$(4) \quad \hat{\mathbf{u}}_t, \hat{m}_t \in \arg \min_{\mathbf{u}_t, m_t} E$$

avec

$$(5) \quad E = -\ln[p(\mathbf{u}_t, m_t/d)]$$

L'énergie E peut s'écrire comme la somme de trois termes :

$$(6) \quad E = E_{att} + E_u + E_m$$

que nous détaillons successivement.

2.1.1. énergie d'attache aux données E_{att}

La probabilité conditionnelle $p(d_{t+1}/\mathbf{u}_t, m_t, d_t)$ est la probabilité d'avoir l'observation d_{t+1} connaissant le champ \mathbf{u}_t , le maillage m_t et l'observation d_t . Ce terme définit la relation du champ de vecteurs de mouvement \mathbf{u}_t aux données. L'observation d_{t+1} peut être considérée comme une transformée de l'observation d_t , corrompue par un bruit additif gaussien, de moyenne nulle et de variance σ^2 . Étant donné la partition de l'observation $(B_s, s \in S)$ fournie par le maillage m telle que tout pixel $p \in B_s$ ait un déplacement unique \mathbf{u}_s pour $s \in S$, la probabilité $P(d_{t+1}/\mathbf{u}_t, m_t, d_t)$ s'écrit :

$$(7) \quad p(d_{t+1}/\mathbf{u}_t, m_t, d_t) = \frac{1}{\prod_{p \in P} \sqrt{2 \prod \sigma^2}} \exp \left(- \sum_{s \in S} \sum_{p \in B_s} \|I(\mathbf{p}, t) - I(\mathbf{p} + \mathbf{u}_s, t + 1)\|^2 / 2\sigma^2 \right)$$

La différence $(I(\mathbf{p}, t) - I(\mathbf{p} + \mathbf{u}_s, t + 1))$ mesure la « différence inter-image déplacée », ou DFD pour « Displaced Frame Difference » en anglais, c'est-à-dire la différence d'intensité entre le pixel courant \mathbf{p} et ce même pixel déplacé du vecteur de déplacement estimé \mathbf{u}_s . Cette mesure de déplacement présente l'avantage de ne nécessiter aucune hypothèse *a priori* sur l'amplitude des déplacements, qui s'avère être fortement variable localement dans le cas d'objets animés très déformables. Le logarithme de la probabilité conditionnelle (équation 7) permet d'écrire l'énergie d'attache aux données comme suit :

$$(8) \quad E_{att} = \sum_{s \in S} \sum_{p \in B_s} \|I(\mathbf{p}, t) - I(\mathbf{p} + \mathbf{u}_s, t + 1)\|^2 / 2\sigma^2$$

avec l'estimée de σ^2 calculée à partir des données. En pratique, nous utilisons l'interpolation bilinéaire pour le calcul de $I(\mathbf{p} + \mathbf{u}_s, t + 1)$ lorsque $\mathbf{p} + \mathbf{u}_s$ n'a pas valeur entière sur la grille des pixels.

Tout comme l'hypothèse de continuité, l'hypothèse de conservation de l'intensité au cours du temps peut s'avérer fautive localement. L'influence du terme d'attache aux données dans cette région est alors limitée pour éviter de propager l'erreur sur le voisinage. Ceci est particulièrement vrai dans les régions très texturées ou au voisinage des discontinuités de mouvement. Un estimateur robuste est introduit dans le terme d'attache aux données [5][25], qui devient :

$$(9) \quad E_{att} = \sum_{s \in S} \sum_{p \in B_s} g_{att}(\|I(\mathbf{p}, t) - I(\mathbf{p} + \mathbf{u}_s, t + 1)\|, \sigma^2)$$

où $g_{att}(\Delta I, \sigma^2)$ est la fonction de Geman et MacClure [13]. Nous reviendrons sur ce point au paragraphe 4.2.1.

2.1.2. énergie de régularisation spatiale E_u

La probabilité conditionnelle $p(\mathbf{u}_t/m_t, d_t)$ d'avoir le champ \mathbf{u}_t connaissant le maillage m_t et l'observation d_t définit la relation entre la partition $(B_s, s \in S)$ et le champ de vecteurs de mouvement \mathbf{u}_t estimé sur cette partition. Le champ \mathbf{u}_t dépend en réalité de d_t et d_{t+1} , et nous retenons l'approche de Chang *et al.* [6] qui proposent de négliger la dépendance de \mathbf{u}_t par rapport à la seule observation d_t ; le champ de Markov \mathbf{u}_t défini sur le graphe $G(S, V_S)$ suit une distribution de Gibbs (théorème d'Hammersley Clifford) qui s'écrit :

$$(10) \quad p(\mathbf{u}_t/m_t, d_t) \approx p(\mathbf{u}_t/m_t) = \frac{1}{Z} \exp \left(- \sum_{\langle s,r \rangle} V_{s,r}(\mathbf{u}_t) \right)$$

avec Z , constante de normalisation, et $V_{s,r}(\mathbf{u}_t)$ une fonction de potentiel définie sur la clique d'ordre 2 $\langle s,r \rangle$ en 8-connexité définie sur les cellules s et r . Avec la notation simplifiée \mathbf{u} pour \mathbf{u}_t , $V_{s,r}(\mathbf{u})$ est donnée par la relation :

$$(11) \quad V_{s,r}(\mathbf{u}) = q_{s,r}(\mathbf{u}_s - \mathbf{u}_r) = q_{s,r}g(\Delta\mathbf{u})$$

où \mathbf{u}_s et \mathbf{u}_r sont les vecteurs de mouvement uniques associés aux cellules s et r respectivement. Le coefficient $q_{s,r}$ pondère la contribution du coût $g(\mathbf{u}_s - \mathbf{u}_r)$ associé à la clique $\langle s,r \rangle$. Il est égal à la longueur du segment séparant les deux supports B_s et B_r des cellules s et r (figure 3,a). On note que lorsque la clique $\langle s,r \rangle$ est diagonale, les cellules s et r ne sont en contact que par un pixel et dans ce cas $q_{s,r}$ prend la valeur minimale égale à 1 (figure 3, a : $q_{s,r'} = 1$).

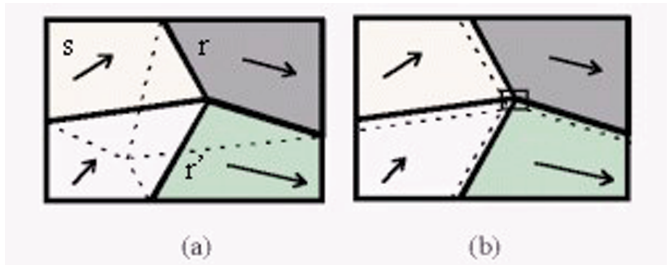


Figure 3. – (a) Avant déformation : les arêtes du maillage (-----) ne correspondent pas aux frontières des régions images homogènes au sens du critère photométrique choisi, ici l'intensité image. (b) Après déformation : le nœud central a été déplacé vers la solution de coût minimal et le maillage coïncide maintenant avec les discontinuités photométriques.

La fonction $g(\Delta\mathbf{u})$ autorise la prise en compte des discontinuités du premier ordre du champ de mouvement. Nous avons retenu la fonction du champ moyen [19] qui permet d'une part de contrôler l'amplitude de la discontinuité de mouvement prise en compte par le paramètre d'échelle β_u et d'autre part, de définir la valeur maximale du processus d'« outliers » ou « points aberrants » équivalent grâce au couple (α_u, β_u) (figure 4). La fonction $g(\Delta\mathbf{u})$ s'écrit :

$$(12) \quad g(\Delta\mathbf{u}) = K_u - \frac{1}{\beta_u} \ln(1 + \exp(-\beta_u (|\Delta\mathbf{u}|^2 - \alpha_u)))$$

où K_u est une constante dépendant de α_u et β_u , calculée pour $g(0) = 0$.

La fonction du champ moyen vérifie les conditions de Charbonnier déduites des conditions de Geman étendues [7] [12], ainsi que celles de Li [23]. On peut de ce fait, définir le processus explicite d'« outliers » $Z(\mathbf{u})$ associé tel que :

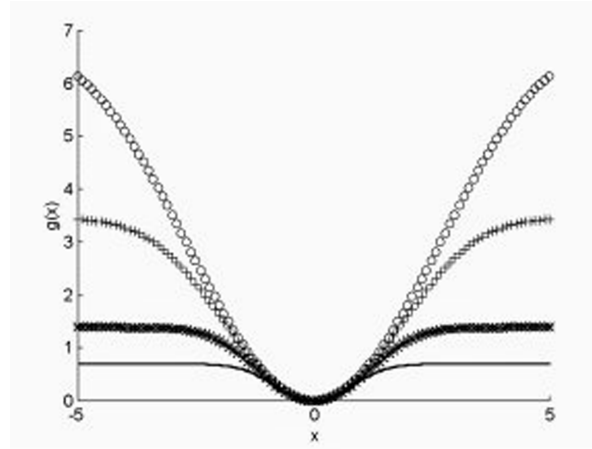


Figure 4. – Fonction du champ moyen : Influence du paramètre β_u dans la définition de la fonction de régularisation spatiale. $\alpha_u = 0$, $\lambda = 1$, et $\beta_u = 0.1, 0.2, 0.4, 1$, de haut en bas.

$$(13) \quad z_{s,r}(\mathbf{u}) = \frac{g'(\Delta\mathbf{u})}{2|\Delta\mathbf{u}|} = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-\beta_u (|\Delta\mathbf{u}|^2 - \alpha_u))}$$

où $g'(\cdot)$ représente la dérivée première de $g(\cdot)$.

Ainsi, le calcul de $V_{s,r}(\mathbf{u})$ permet-il d'introduire les discontinuités de mouvement cherchées grâce à la formulation implicite du processus d'« outliers » $Z(\mathbf{u})$ donnée par la fonction $g(\Delta\mathbf{u})$. Il dépend de la structure du maillage du fait des supports d'estimation B_s et B_r , mais aussi du coefficient $q_{s,r}$. Cette dépendance par rapport à l'organisation géométrique du maillage conduit à une prise en compte des interactions entre les frontières de mouvement de manière implicite, sans avoir recours à une minimisation alternée selon le processus d'« outliers » explicite et le champ à estimer. L'énergie de régularisation spatiale est alors donnée par la relation suivante, vraie à une constante près :

$$(14) \quad E_u = \sum_{\langle s,r \rangle} q_{s,r}g(\Delta\mathbf{u})$$

2.1.3. énergie associée au maillage

La probabilité $p(m_t/d_t)$, donnée par la relation (3), est la probabilité conditionnelle d'avoir le maillage m_t , connaissant l'observation d_t . Nous considérons le maillage comme un réseau de ressorts [36][45]. Il se déforme sous l'influence de deux types de forces : les premières attirent le maillage vers les forts gradients d'intensité ; les secondes, les forces tension, assurent la non dégénérescence du maillage. L'énergie due aux forces d'attraction, notée E_{grad} , et l'énergie due aux forces de tension, notée E_{ten} sont liées par la relation $E_{ten} - E_{grad} = 0$. Cette relation garantit l'équilibre du système qui se traduit par un maillage régulier lorsque l'image sous-jacente est parfaitement uniforme. L'énergie de maillage E_m s'écrit :

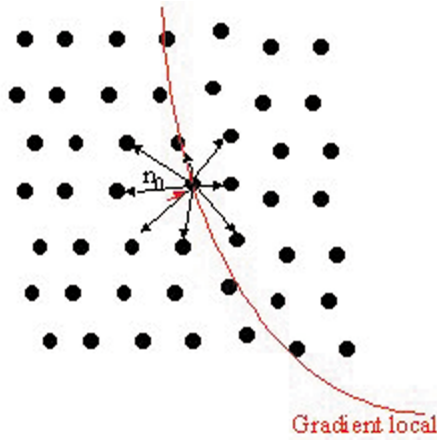


Figure 5. – Forces de tension locales (noir) et forces de gradient locales (rouge) au nœud n_0 pour un voisinage V_{n_0} en 8-connexité.

$$(15) \quad E_m = E_{ten} - E_{grad}$$

La contribution de chaque terme est illustrée figure 5.

Nous simplifions l'écriture en supprimant, dans ce qui suit, l'indice temporel t .

Le maillage m est défini par N_m nœuds, notés n_k pour $k \in [1, N_m]$. Seuls les maillages quadrilatéraux sont considérés. Chaque maille est donc définie par 4 nœuds. Le voisinage local du nœud n_k en 8-connexité est noté V_{n_k} .

• Énergie de tension E_{ten}

Chaque nœud n_k du maillage est relié à ses voisins n_j par une force de rappel \mathbf{f}_{kj} (figure 5) de la forme :

$$(16) \quad \mathbf{f}_{kj} = K_{kj}(\mathbf{n}_k - \mathbf{n}_j) = K_{kj}\mathbf{n}_{kj}$$

où K_{kj} est le coefficient de raideur du ressort placé entre les nœuds n_k et n_j .

Pour éviter la dégénérescence du maillage, Wang [45] introduit une distance minimale entre nœuds. La force tension s'écrit :

$$(17) \quad \mathbf{f}_{kj} = K_{kj} \frac{\|\mathbf{n}_{kj}\| - d_{min}}{\|\mathbf{n}_{kj}\|} \mathbf{n}_{kj}$$

Plus la distance d_{min} est grande, plus le maillage est élastique. Au contraire, une petite valeur de d_{min} rend le maillage rigide. Nous proposons d'adapter localement cette limite, telle que :

$$(18) \quad d_{min}(n_k) = \begin{cases} \min \left(\frac{\|\mathbf{n}_{kj}\|}{2}, \forall n_j \in V_{n_k} \right), & \text{si } > 2 \\ 2 & \text{sinon} \end{cases}$$

L'énergie de tension associée au réseau de ressorts ainsi défini est donnée par la relation :

$$(19) \quad E_{ten} = \frac{1}{\Delta_{ten}} \sum_{n_k} \left\| \sum_{n_j} \mathbf{f}_{kj} \right\|^2 = \sum_{n_k} g_{ten} \left(\left\| \sum \mathbf{f}_{kj} \right\|, \Delta_{ten} \right)$$

pour $k \in [1, N_m]$ et $n_j \in V_{n_k}$

où g_{ten} est la fonction quadratique et Δ_{ten} est un coefficient de normalisation qui est calculé grâce aux propriétés géométriques du maillage et des conditions limites de non dégénérescence.

• Énergie de gradient E_{grad}

Le maillage se déforme selon des critères photométriques issus de l'image tout en assurant la cohérence de chaque maille au sens du mouvement. L'hypothèse initiale de correspondance entre les discontinuités de mouvement et les frontières photométriques permet de définir un processus image $Z'(m)$ de « points aberrants » selon :

$$(20) \quad Z'(m) = (Z'_{s,r}(m)), \forall \{s, r\} \subset S \text{ tel que } r \in V_s$$

tel que (voir équation 13)

$$(21) \quad z'_{s,r}(m) = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-\beta_m(I_s - I_r)^2 - \alpha_m)}$$

Les grandeurs I_s et I_r sont les moyennes des intensités des pixels appartenant aux supports B_s et B_r des cellules s et r . La déformation du maillage consiste alors à trouver localement la meilleure répartition spatiale qui assure l'homogénéité en intensité des quatre régions adjacentes au nœud déplacé (figure 3, b). On note que les processus $Z'(m)$ et $Z(u)$ ne sont pas équivalents, puisque seules les localisations des discontinuités photométriques et des frontières de mouvement coïncident par les arêtes du maillage, et pas nécessairement leurs modules respectifs. L'égalité des processus (13) et (21) impliquerait en effet qu'une frontière de mouvement coïncide systématiquement avec un gradient d'intensité présent dans l'objet ce qui n'est évidemment pas le cas.

La déformation du maillage est réalisée par les déplacements successifs d'un seul nœud à la fois. Ainsi, le déplacement d'une arête du maillage n'est possible qu'à travers le balayage complet des nœuds du maillage pendant le processus de relaxation. Au déplacement du nœud n_k , on associe une fonction coût $\varepsilon(\nabla I(n_k))$, déduite de (21), telle que :

$$(22) \quad \varepsilon(\nabla I(n_k)) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta_m((\nabla I(n_k))^2 - \alpha_m))}$$

où $\nabla I(n_k)$ représente le gradient de l'intensité de l'image considéré comme un bon estimateur des frontières photométriques au nœud n_k ; il est obtenu par le filtre de Deriche. Du fait de la propriété récursive de ce filtre, la valeur du gradient au nœud n_k est calculée sur une région centrée en ce point. On peut noter que la fonction $\varepsilon(\nabla I(n_k))$ est la fonction sigmoïdale proposée par [45]. L'énergie gradient est définie par :

$$(23) \quad E_{grad} = \sum_{k=1, N_m} \varepsilon(\nabla I(n_k))$$

3. optimisation

Avec les énergies précédemment décrites, la résolution de :

$$(24) \quad \hat{u}_t, \hat{m}_t \in \arg \min_{u_t, m_t} [E_{att} + E_u + E_m]$$

fournit un champ optimal \hat{u}_t et un maillage optimal \hat{m}_t associé.

3.1. minimisation alternée

Nous simplifions l'écriture en supprimant, dans ce qui suit, l'indice temporel t . Nous proposons de résoudre cette minimisation d'énergie par un schéma de relaxation alternée de la façon suivante :

Estimation de Mouvement (EM)

Pour un maillage donné, et donc pour une partition de l'observation fixée, le champ de vecteurs de mouvement est estimé sur ce support. Cette étape d'« Estimation de Mouvement » (EM) gère les discontinuités de mouvement, si elles existent, grâce au terme E_u de régularisation spatiale.

• Connaissant \tilde{m} , on estime \tilde{u} en minimisant une énergie de la forme :

$$(25) \quad \tilde{u} = \underset{u}{\operatorname{argmin}} [E_{att} + \gamma_u E_u]$$

où on note le coefficient de pondération $\gamma_u = 2\sigma^2$, σ correspondant à l'écart-type du bruit estimé à partir des données.

Déformation du Maillage sous la Contrainte du Mouvement (DMCM)

Le maillage se déforme selon deux énergies qui sont l'énergie E_m associée au maillage (15), et l'énergie E_{att} (9) qui assure la cohérence de chaque maille au sens du mouvement. Les interactions entre discontinuités de mouvement, lorsqu'elles existent, deviennent progressivement accessibles, au cours de la relaxa-

tion, grâce à la structure du maillage : on obtient la localisation et la longueur des discontinuités de mouvement, ainsi que leur position relative. Cette étape est appelée « Déformation du Maillage sous la Contrainte du modèle de Mouvement » (DMCM).

• Connaissant une estimée du champ de déplacement \tilde{u} , le maillage se déforme de façon à minimiser l'énergie :

$$(26) \quad \tilde{m} = \arg \min_m [\gamma_{att} E_{att} + \gamma_{grad} E_{grad} + E_{ten}]$$

avec $\gamma_{att} = \frac{\Delta_{ten}}{2\sigma^2}$ et $\gamma_{grad} = -\Delta_{ten} < 0$

La méthode proposée a l'avantage de combiner une approche région à une estimation de mouvement plus classique, grâce à l'utilisation du maillage comme support adaptatif de l'estimation de mouvement. Cette approche coopérative entre segmentation au sens du mouvement et estimation permet une grande robustesse au bruit (voir la section 4 résultats).

La minimisation de chacune de ces deux étapes (EM) et (DMCM) est réalisée par recuit simulé. Dans le cas d'une énergie non convexe unique, le principal avantage du recuit est qu'il fournit un minimum global de la fonction d'énergie à minimiser. Dans le cas de la minimisation alternée qui nous intéresse, le minimum global théorique est perdu ; cependant, le recuit nous permet d'être indépendant – au moins en partie – de l'initialisation et facilite la remise à jour du maillage lors d'une itération par un parcours aléatoire des nœuds. En pratique, nous obtenons d'excellents résultats. Afin d'accélérer le processus de minimisation et de s'approcher au mieux de la solution, nous avons couplé la minimisation par recuit à une approche dite multi-échelle [33-34]. Cette approche nous permet de plus de travailler dans des espaces de configurations emboîtées. De nombreux algorithmes ont été proposés pour la minimisation d'une fonction non convexe, dans un contexte similaire. Une revue des différents modèles markoviens hiérarchiques est donnée dans [20]. Parmi ceux-ci, nous avons retenu l'approche de Pérez [32] qui permet l'estimation progressive d'une solution (\tilde{u}, \tilde{m}) . Le choix du recuit permet de s'affranchir en partie des sauts d'énergie artificiellement créés par l'étape de projection de l'approche retenue (voir paragraphe 3.2), grâce à la définition d'un schéma de refroidissement particulier, défini au paragraphe 3.3.3.

3.2. approche multi-échelle

3.2.1. principe

L'approche multi-échelle consiste à travailler dans des espaces de configurations emboîtées tels que $\Omega^n \subset \dots \subset \Omega^i \subset \dots \subset \Omega^0 = \Omega$ avec n le nombre total de réductions effectuées. Soit m^0 et u^0 respectivement le maillage et le champ de déplacement initiaux. On construit m^i et u^i tels que chaque cellule associée au maillage m^i du niveau i soit incluse dans une cellule unique du niveau supérieur. Soit N^i le nombre total de cellules au

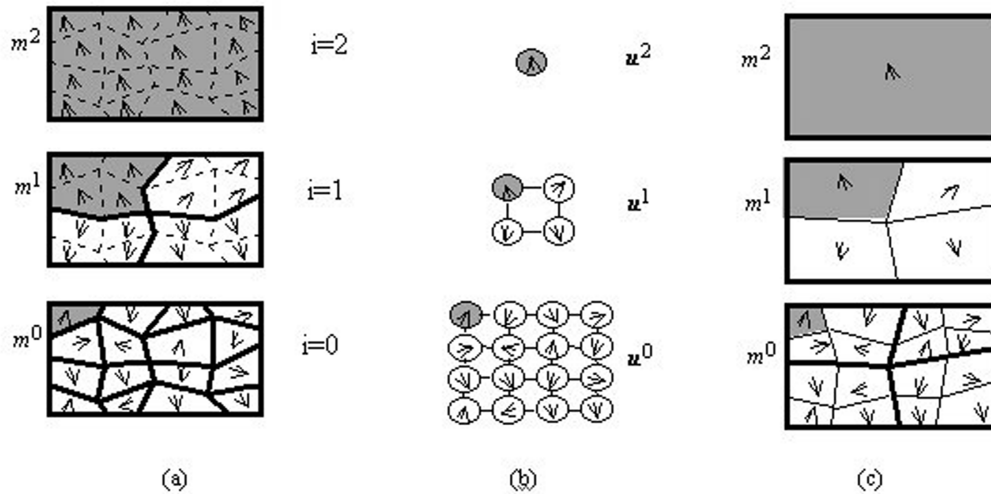


Figure 6. – Approche multi-échelle adaptative. (a) Construction ascendante des espaces de configurations emboîtées à partir de la partition initiale ($i = 0$) donnée par le maillage m^0 (b) Construction de la pyramide de primitives u^i de type « quadarbre » associée à (a) et (c). (c) Construction descendante des espaces de configurations emboîtées.

niveau i et S^i l'ensemble des cellules s au niveau i . Le support de la cellule s à ce niveau est noté B_s^i .

$$(27) \quad \forall k \in \{1, \dots, N^i\}, \exists ll \in \{1, \dots, N^{i+1}\} / B_{s_k}^i \subset B_{s_{ll}}^{i+1}$$

Il existe une relation de voisinage entre les deux cellules s si $r \in S^{i+1}$ et seulement si il existe une relation de voisinage ($\langle s, r \rangle \in V_s^i$) entre les deux supports B_s et B_r des cellules s et r au niveau inférieur i . La valeur du champ de déplacement est constante sur des supports de cellules de plus en plus grands alors qu'on monte dans la pyramide (figure 6, a).

En assimilant le support B_s^i à son représentant unique $s \in S^i$, on obtient le graphe $G^i(S^i, V_{S^i})$ (figure 6, b). Soit N^i le nombre de cellules au niveau i , on définit l'ensemble des configurations réduit par $\Gamma^i = \Lambda^{N^i}$, à chaque niveau de la pyramide. La construction pyramidale obtenue est particulièrement intéressante car elle permet de définir à chaque niveau de la pyramide un champ markovien de primitives dont les propriétés sont directement héritées du champ de Markov initial [21] [32]. La paramétrisation du modèle est mathématiquement déduite d'un niveau à l'autre de la pyramide. La construction des régions par agglomération des cellules du niveau inférieur peut être réalisée de plusieurs manières. Le choix de l'héritage de type « quadarbre » permet de conserver une structure régulière isotrope à tous les niveaux.

3.2.2. construction descendante de la pyramide

La construction du maillage à travers les niveaux de la pyramide peut être ascendante ou descendante. Lorsque la construction est ascendante, une cellule s du niveau i est composée de 2^{i+1}

enfants au niveau 0, regroupés selon la stratégie « quadarbre ». Le support de la cellule s ainsi définie n'est plus quadrangulaire. Cette construction n'implique aucune étape de projection en ce qui concerne le maillage, puisqu'il est toujours défini au niveau 0 (figure 6, a). Lorsque la construction est descendante, le maillage lui-même a une structure pyramidale (figure 6, c) : du niveau i , il est projeté sur le niveau $i - 1$, en respectant l'hypothèse initiale des espaces de configurations emboîtés. Ceci entraîne un certain nombre de contraintes géométriques, résumées figures 7 et 8. Le support de la cellule parente est partagé en 4, pour donner quatre cellules-enfants au niveau immédiatement inférieur, selon la structure « quadarbre ». Chaque support est défini par 4 nœuds, et ce quel que soit le niveau dans la pyramide ; le maillage reste donc quadrangulaire. Les nœuds obtenus à la fin du processus de relaxation au niveau i sont définitivement fixés aux niveaux inférieurs (nœuds noirs). Parmi les nouveaux nœuds créés au niveau $i - 1$, on distingue ceux qui appartiennent aux arêtes de la maille parente (nœuds gris), de ceux qui sont à l'intérieur (nœuds blancs). Les premiers sont autorisés à se déplacer le long de l'arête. Les seconds peuvent se déplacer dans une région définie par leurs voisins 4-connexes (figure 8). Cette région, réduite, permet d'assurer la convexité des mailles, et ce quel que soit le déplacement du nœud central. Cette contrainte facilite l'étape de projection, et les nœuds créés du niveau i au niveau $i - 1$ sont simplement pris comme les milieux des arêtes de la maille parente pour les nœuds gris, ou le barycentre des 4 nœuds connexes pour les nœuds blancs.

De manière à limiter le nombre de nœuds utiles nécessaires à la définition du maillage, la maille parente est « découpée » en 4 mailles enfants, si et seulement si un certain critère est vérifié. Cette idée a déjà été exploitée par [22][24][46] ou encore [41] dans le contexte de « quadtree splines ». Dans notre application,

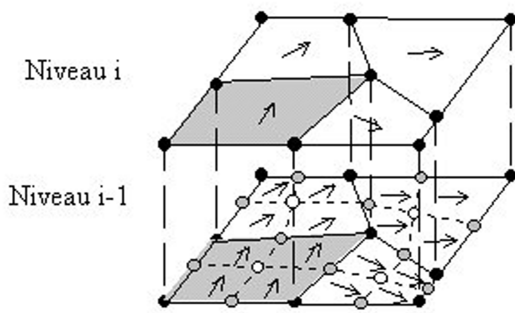


Figure 7. – Projection du maillage du niveau i au niveau $i - 1$.

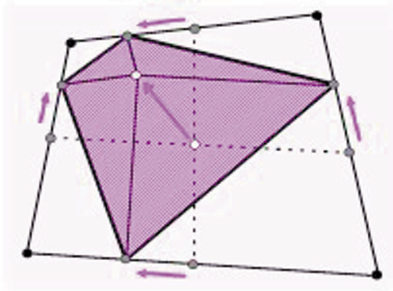


Figure 8. – Déplacements autorisés pour les nouveaux nœuds créés : les nœuds appartenant aux arêtes de la maille parente peuvent se déplacer le long de ces arêtes. Le nœud central peut se déplacer dans la seule région grisée convexe, donnée par les voisins 4-connexes.

une maille n'est divisée que si la variance des niveaux de gris des pixels appartenant à la maille est supérieure à un seuil préfixé. Le champ de vecteurs de déplacement est également construit selon une procédure descendante, par duplication du vecteur de déplacement attaché à la cellule parente (figure 7).

En pratique, l'étape de projection limite progressivement le nombre de nœuds à déplacer au cours de la déformation du maillage, c'est donc la construction descendante que nous retiendrons par la suite, malgré une certaine rigidité du maillage due aux nœuds fixés au cours de la relaxation.

3.3.3. optimisation et convergence

La minimisation des étapes EM et DMCM se fait, à chaque niveau de la pyramide, par recuit simulé, en utilisant la dynamique de Métropolis [26]. Nous proposons un schéma de refroidissement qui prend en compte la structure pyramidale du modèle (figure 9). La température initiale T_n est déterminée au niveau n de la pyramide, puis chaque température initiale au niveau i en découle selon :

$$(28) \quad T_i = \frac{T_n \ln 2}{\ln(2 + n - i)} \quad \text{pour } 0 \leq i \leq n$$

La loi de décroissance à chaque niveau suit une loi logarithmique de la forme :

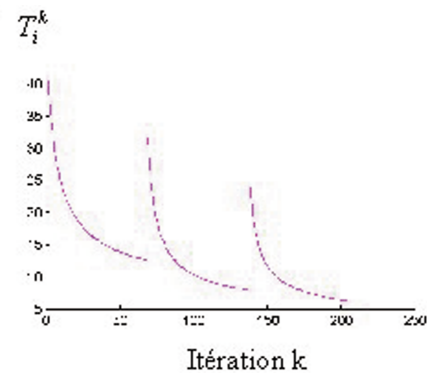


Figure 9. – Décroissance de la température T_i^k dans la mise en œuvre du modèle pyramidal. $\kappa = 5$, $T_n = 50$ et $n = 2$.

$$(29) \quad T_i^k = \frac{T_i \ln 2}{\ln(1 + k/\kappa)} \quad \text{pour } k > 0$$

avec k l'indice de l'itération courante, et κ une constante réelle contrôlant la vitesse de décroissance.

Cette loi est heuristique. L'idée est d'autoriser, à chaque niveau i , des solutions suffisamment éloignées de la solution initiale à ce même niveau, pour éventuellement échapper à un puits d'énergie artificiellement créé par l'étape de projection. La convergence est atteinte lorsque la variation d'énergie ΔE de l'énergie E est inférieure à un seuil prédéfini ou lorsque le nombre d'itérations atteint une valeur maximum. Une itération consiste en un balayage exhaustif de l'ensemble des nœuds et des cellules.

4. résultats

Nous proposons, dans un premier temps, de préciser les paramètres définis dans la méthode (paragraphe 4.1) pour ensuite montrer les performances de l'algorithme sur des séquences de synthèse animées de mouvements connus (paragraphe 4.2) ; les images synthétiques utilisées ont une texture proche de celle des images réelles cardiaques visées. Nous donnons ensuite les résultats obtenus à partir d'une séquence d'images cardiaques IRM acquise chez un patient selon une incidence petit axe. (paragraphe 4.3).

4.1. choix des paramètres et mise en œuvre de la méthode

Dans cette section, nous précisons les différents paramètres intervenant dans la méthode. On présente de manière similaire les paramètres liés à l'intensité (déformation du maillage) et

ceux liés au champ de déplacement (estimation de mouvement). Les paramètres liés au schéma de refroidissement proposé en 3.3.3 dans le cadre de la méthode de relaxation par recuit sont ensuite précisés.

Paramètres liés à l'intensité

Contrairement à Wang [45], nous favorisons la mobilité du maillage dans les zones de forts gradients (coefficient minimum), et limitons la déformation du maillage dans les zones uniformes (coefficient maximum). Ainsi, les arêtes du maillage se déplacent pour mieux *coller* aux gradients présents dans l'image et bougent peu dans les zones uniformes où une partition adaptative n'apporte aucune information utile. Ceci nous conduit à proposer la définition du coefficient de raideur K_{kj} suivante :

$$(30) \quad K_{kj} = 1 - \varepsilon_{kj} + \varepsilon(0)$$

avec $\varepsilon_{kj} = \frac{\varepsilon(\nabla I(\mathbf{n}_k)) + \varepsilon(\nabla I(\mathbf{n}_j))}{2}$ où ε est la fonction sigmoïdale définie par la relation (22), et

$$(31) \quad \varepsilon(0) = \frac{1}{1 + \exp(\alpha_m \beta_m)}, \quad \varepsilon(0) \in]0; 0.5]$$

Le coefficient $\varepsilon(0)$, appelé *mobilité du maillage*, est destiné à contrôler l'élasticité du maillage dans les zones de forts gradients. Plus la valeur $\varepsilon(0)$ est faible, plus le maillage est élastique. Cependant, un compromis doit être réalisé, pour éviter l'accumulation des nœuds du maillage dans les zones de forts gradients d'intensité. On fixe $\varepsilon(0) = 0.4$.

Le paramètre d'échelle β_m dépend du gradient d'intensité de l'observation que l'on souhaite pouvoir détecter. Soit $(\nabla I)_{obs}$ ce gradient ; le paramètre β_m est donné par la relation :

$$(32) \quad \beta_m = \frac{1}{(\nabla I)_{obs}^2}$$

Le paramètre α_m est ensuite déduit de la relation (31)

Paramètres liés au mouvement

La méthode proposée fait l'hypothèse initiale d'une coïncidence entre discontinuités de mouvement et frontières photométriques. Nous avons précisé au paragraphe 2.1.3 que les processus d'« outliers » $Z'(m)$ et $Z(\mathbf{u})$ n'étaient pas identiques ; cependant, dans le cas où il n'y a pas de discontinuité, c'est-à-dire lorsque $\nabla I = 0$ ou $\nabla \mathbf{u} = \mathbf{0}$, nous imposons :

$$(33) \quad \begin{aligned} z_{s,r}(\nabla \mathbf{u} = \mathbf{0}) &= \frac{\exp(\beta_u \alpha_u)}{1 + \exp(\beta_u \alpha_u)} \\ &= z'_{s,r}(\nabla I = 0) = \frac{\exp(\beta_m \alpha_m)}{1 + \exp(\beta_m \alpha_m)} \end{aligned}$$

c'est-à-dire :

$$(34) \quad z_{s,r}(0) = 1 - \varepsilon(0), \quad z_{s,r}(0) \in [0.5; 1[$$

Le paramètre d'échelle β_u dépend du module de la discontinuité de mouvement estimé que l'on souhaite pouvoir détecter. Soit $|\mathbf{u}|_{obs}$ le module de cette discontinuité de mouvement ; le paramètre β_u est donné par la relation :

$$(35) \quad \beta_u = \frac{1}{c|\mathbf{u}|_{obs}} \quad \text{avec} \quad c \in]0; 1]$$

De façon heuristique, nous avons pu estimer un coefficient c égal à 0.53.

Le paramètre α_u est ensuite directement déduit de la relation (34).

Les coefficients de pondération

Le coefficient $\gamma_{grad} = -\Delta_{ten}$ permet d'équilibrer les contributions des énergies tension et gradient (équation 26). Le coefficient Δ_{ten} est un coefficient de normalisation. Il est égal au module de la force tension locale maximale due à la déformation du maillage non dégénéré. Du fait de la 8-connexité du voisinage des nœuds, le déplacement du nœud change l'énergie tension qui lui est associée mais aussi celle de ces voisins, puisque les longueurs et les directions des « ressorts » ont été modifiées. Ainsi un voisinage 5×5 est concerné, et c'est ce voisinage qui est retenu pour calculer $\gamma_{grad} = -\Delta_{ten}$.

Le coefficient γ_u permet d'équilibrer les contributions des énergies d'attache aux données et de régularisation du champ (équation 25). Nous avons pu constater expérimentalement qu'un coefficient γ_u peut être défini en fonction des discontinuités de mouvement présentes dans la scène : il réalise un compromis entre une surface de transition et une erreur quadratique moyenne sur l'amplitude du mouvement estimés minimales.

Paramètres liés au schéma de refroidissement du recuit

La loi de refroidissement donnée par les équations (28) et (29) est heuristique. On fixe $\kappa = 5$ et $T_n = 50$, pour tous les résultats reportés par la suite. Le seuil prédéfini de variation d'énergie est égal à $\Delta E = 1000$, et le nombre d'itérations maximum $k = 270$.

Un tableau récapitulatif permet de regrouper les différents paramètres impliqués dans la méthode :

Tableau 1. – Récapitulatif des paramètres définis par la méthode.

σ^2	Calculé à partir des données	α_m	Calculé (Eq 31)
$z_{s,r}(0)$	Calculé (Eq 34)	$q_{s,r}$	Calculé (paragraphe 2.1.2)
β_u	Calculé (Eq 35)	d_{min}	Calculé (Eq 18)
α_u	Calculé (Eq 33)	Δ_{ten}	Calculé (paragraphe 2.1.3)
K_u	Calculé par $g(0) = 0$	κ, k	fixé

4.2. séquences de synthèse animées de mouvement complexes

L'objectif est d'évaluer la méthode sur des séquences de synthèse animées de mouvements complexes et dont les images ont une texture proche des images cardiaques visées. Sur une image petit-axe acquise en imagerie par Résonance Magnétique (IRM), les contours épicaudique (1) et endocaudique (2) sont tracés manuellement de façon à extraire l'« objet », arbitrairement placé sur une image texturée (figure 10).

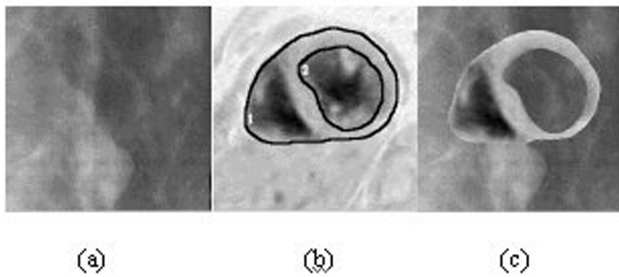


Figure 10. – Séquence de synthèse. (a) Le fond est constitué d'une image texturée. (b) Les contours épi-(1) et endo-(2) cardiaques sont manuellement tracés sur l'image initiale IRM petit axe. (c) L'objet extrait est placé sur le fond (a).

L'objet et le fond sont animés de mouvements indépendants. La méthode est initialisée par un maillage régulier et un champ de vecteurs de déplacement aléatoire. L'espace d'état discret Λ est précisé pour chacune des séquences traitées ; le pas de discrétisation δ de l'espace d'état est égal 0.1. On donne les résultats sur 4 types de séquences différentes. Nous souhaitons dissocier l'erreur due au choix du modèle de mouvement, c'est-à-dire un champ constant par morceaux, de la méthode elle-même. C'est pourquoi nous comparons les résultats obtenus avec le « champ théorique moyen » : c'est un champ éparé obtenu en calculant la moyenne sur chaque maille des vecteurs de déplacement associés à chaque pixel du support de la maille.

L'image ainsi constituée présente plusieurs particularités susceptibles de tester la méthode proposée : l'objet est constitué d'une partie en mouvement étroite (partie basse de l'objet), d'une partie gauche en mouvement comprenant de forts gradients d'intensité non corrélés à une discontinuité de mouvement, enfin, il y a peu de contraste entre l'objet et le fond de l'image le long de la frontière basse de l'objet.

4.2.1. résultats sans bruit

Dans cette section, on retient $\gamma_{att} = 0$, ce qui signifie que les étapes d'estimation de mouvement EM et déformation du maillage DM sont indépendantes au cours de la relaxation alternée. On utilise les paramètres suivants :

Tableau 2. – Paramètres utilisés dans cette section.

$z_{s,r}(0)$	$\varepsilon(0)$	γ_{att}	γ_{grad}	γ_u	β_u	β_m	$n + 1$
0.6	0.4	0	-1000	60	1.	0.001	4

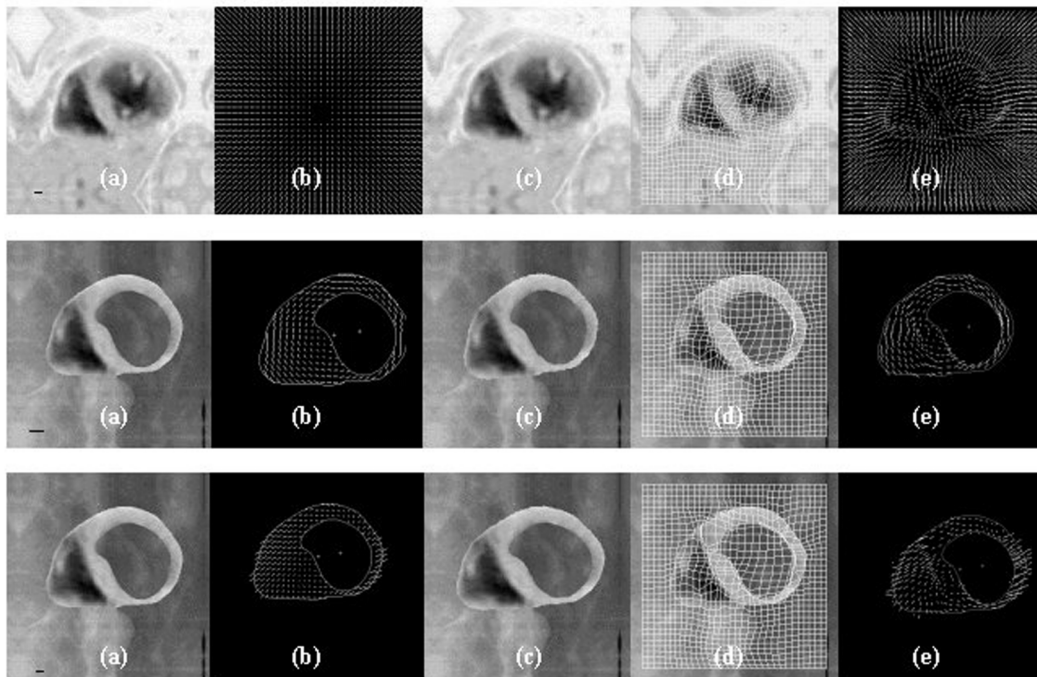


Figure 11. – Séquence « Homothétie » (A) : toute l'image subit une dilatation centrée dans les deux directions. Séquences « Rotations » (B) et « Déformable » (C) : l'« objet » est placé sur une image texturée, il subit seul une transformation. (a) Observation à t , (b) champ théorique, (c) observation à $t + 1$, (d) Maillage et (e) champ de vecteurs de déplacement estimés. Niveau 1.

Pour ces premiers résultats, la fonction g_{att} est définie dans le terme d'attache aux données comme étant la fonction quadratique.

Séquence « Homothétie »

Dans ce cas particulier, toute l'image subit une dilatation centrée dans les deux directions. L'amplitude maximale du mouvement est 16.46 pixels. L'espace d'état est donné par $\Lambda = -[20; 20] \times [-20; 20]$.

On donne un résultat qualitatif figure 11, A.

Une évaluation quantitative, faite sur 10 expérimentations, est donnée tableau 3, A. Ces résultats montrent que la méthode gère la présence de grands déplacements. L'erreur quadratique moyenne (en X et Y) calculée sur deux régions distinctes délimitées par le contour épicaudique est d'environ 1 pixel à l'extérieur du contour et 0.8 pixels à l'intérieur du contour. Or, si le déplacement à l'extérieur du contour est important (maximum à 16.46 pixels), il est réduit à l'intérieur du fait de l'homothétie centrée. Ce résultat montre clairement les limites de la méthode et de la DFD, non optimale dans le cas de déplacements sub-pixéliques. Nous reviendrons sur ce point dans la section 5.

Tableau 3. – Séquence « Homothétie » (A), « Rotation » (B) et « Déformable » (C). Erreur quadratique moyenne sur les modules et angles des vecteurs de déplacement estimés, sur toute l'image. Niveau 1.

	X	écart type	Y	écart type	Norme	écart type	Angle	écart type
	pixel		pixel		pixel		radian	
A : Homothétie	1.03	0.03	1.04	0.01	1.30	0.01	0.13	0.01
B : Rotation	0.71	0.09	0.77	0.12	0.94	0.14	0.67	0.27
C : Déformable	1.04	0.08	0.85	0.17	1.15	0.11	0.68	0.26

Séquence « Rotation »

Dans ce cas, seul l'objet est animé d'un mouvement. Il s'agit d'une rotation de 5 degrés centrée sur le barycentre de l'objet. L'amplitude maximale du mouvement est 8.85 pixels. L'espace d'état est donné par $\Lambda = [-10; 10] \times [-10; 10]$.

On donne un résultat figure 11, B. Une évaluation quantitative, faite sur 10 expérimentations, est donnée tableau 3, B. Ces résultats montrent que la méthode gère la présence de discontinuités de mouvement lorsqu'elles existent dans la scène, en particulier aux frontières de l'objet.

Séquence « Déformable »

Dans ce cas, seul l'objet subit une transformation. C'est une rotation de 3 degrés composée à une homothétie spatialement variante telle que $h_x = 1. + (H_x - 1)\cos a$ avec $H_x = 1.1$. L'angle a est donné par l'angle $(O\vec{x}, O\vec{p})$ avec p le pixel courant dans l'image et 0 le barycentre de l'épicarde, centre de transformation. L'amplitude maximale du mouvement est 10.83 pixels. L'espace d'état est donné par $\Lambda = [-12; 12] \times [-12; 12]$.

On donne un résultat figure 11, C. Une évaluation quantitative, faite sur 10 expérimentations, est donnée tableau 3, C. Les amplitudes et directions des discontinuités de mouvement présentes dans les deux séquences « Rotation » et « Déformable » sont très variables le long des frontières de l'objet (de 2 à 11 pixels par unité de temps). Les résultats montrent que la méthode gère une large gamme de discontinuités, sans être trop sensible aux paramètres définis dans le modèle. Dans le cas de la séquence « Déformable », la régularisation spatiale isotrope donne de meilleurs résultats en X qu'en Y pour l'estimation des vecteurs de déplacement. Ceci est directement lié au champ théorique utilisé, qui présente une direction privilégiée dans les discontinuités de mouvement (figure 11, C).

Séquence « Mouvements Multiples »

Dans ce cas, l'objet et le fond sont animés de mouvements indépendants. L'objet a un mouvement de translation de 2 pixels sur la droite, et le fond subit une rotation centrée sur l'image de 3 degrés. L'amplitude maximale du mouvement est 9.47 pixels. L'espace d'état est donné par $\Lambda = [-10; 10] \times [-10; 10]$.

On donne un résultat figure 12. Une évaluation quantitative, faite sur 10 expérimentations, est donnée tableau 4.

Tableau 4. – Séquence « Mouvements Multiples ». Erreur quadratique moyenne sur les modules et angles des vecteurs de déplacement estimés, sur toute l'image.

X	écart type	Y	écart type	Norme	écart type	Angle	écart type
pixel		pixel		pixel		radian	
0.87	0.01	0.80	0.02	0.69	0.02	0.40	0.01

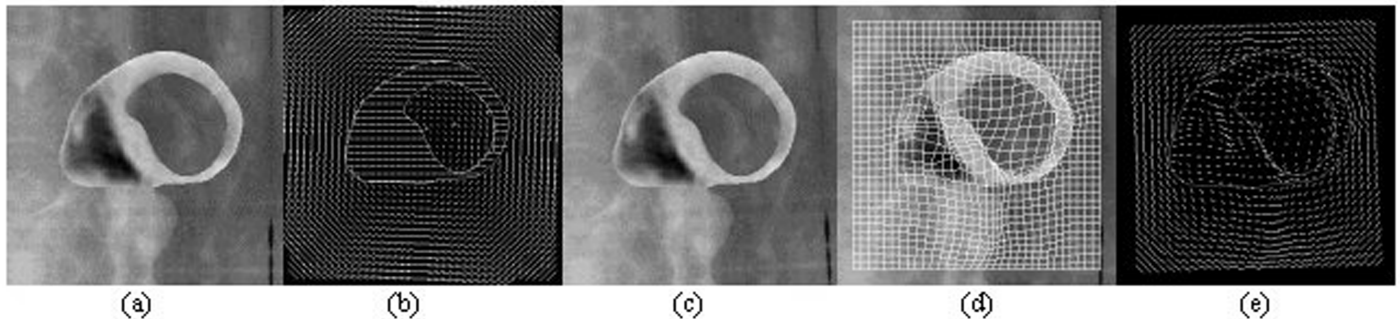


Figure 12. – Séquence « Mouvements Multiples ». (a) Observation à t , (b) champ théorique, (c) observation à $t + 1$, (d) Maillage et (e) champ de vecteurs de déplacement estimés. Niveau 1

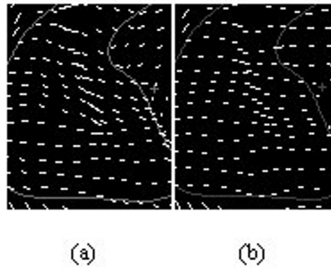


Figure 13. – Séquence « Mouvements Multiples ». Mise en évidence de l'influence d'un estimateur robuste g_{att} dans le terme d'attache aux données pour l'estimation du champ de vecteurs de déplacement. Le champ théorique dans la région observée correspond à une translation horizontale de 2 pixels sur la droite. (a) Vue d'une partie du champ obtenu sans estimateur robuste, (b) vue de la même région avec estimateur robuste.

L'erreur obtenue est subpixelique sur toute l'image. Cependant, lorsqu'on effectue un agrandissement d'une partie du champ de vecteurs de déplacement estimé sur l'objet (figure 13, a), il semble que la présence de gradients d'intensité dans l'objet parasite localement l'estimation du champ. Pour améliorer ces résultats, nous introduisons un estimateur robuste dans le terme d'attache aux données, comme nous l'avons fait dans le terme de régularisation spatiale.

La fonction g_{att} retenue est la fonction de Geman et MacClure [13], définie par la relation :

$$(36) \quad g_{att}(DFD(\mathbf{p}, \mathbf{u}_s, t, t+1)) = \frac{\|DFD(\mathbf{p}, \mathbf{u}_s, t, t+1)\|/\sigma^2}{1 + \|DFD(\mathbf{p}, \mathbf{u}_s, t, t+1)\|/\sigma^2}$$

où la différence inter_image déplacée DFD est explicitée en équation 7.

Tout comme la fonction du champ moyen retenue pour la régularisation spatiale, la fonction de Geman et MacClure est non convexe bornée, avec une asymptote horizontale à 1 à l'infini (elle permet de définir un processus d'« outliers » équivalent, voir annexe A). De façon à conserver les mêmes ordres de grandeur pour les valeurs d'énergie E_{att} ainsi calculée, nous avons normalisé ce terme par un coefficient expérimentalement trouvé égal à 200. On utilise les paramètres suivants :

Tableau 5. – Paramètres utilisés dans cette section (A), « Séquence Rotation », (B) « Séquence Déformable », (C) « Séquence Mouvements multiples ».

	$z_{s,r}(0)$	$\varepsilon(0)$	γ_{att}	γ_{grad}	γ_u	β_u	β_m	$n+1$	σ^2
A	0.6	0.4	0	-1000	60	1.	0.001	4	1
B	0.6	0.4	0	-1000	30	0.18	0.001	4	1
C	0.6	0.4	0	-1000	60	1.	0.001	4	1

On représente figure 13 un agrandissement d'une partie du champ de vecteurs de déplacement estimé sur l'objet avec et sans l'utilisation d'un estimateur robuste g_{att} introduit dans le

terme d'attache aux données. Il est clair que l'amélioration est significative. Elle est quantitativement évaluée sur les séquences « Rotation », « Déformable », et « Mouvements Multiples » tableau 6.

Tableau 6. – Erreur quadratique moyenne sur les modules et angles des vecteurs de déplacement estimés, sur toute l'image. Résultats obtenus avec l'utilisation de la fonction de Geman et MacClure dans le terme d'attache aux données, pour les séquences « Rotation » (A), « Déformable » (B) et « Mouvements Multiples » (C). Niveau 1.

	X	écart type	Y	écart type	Norme	écart type	Angle	écart type
	pixel		pixel		pixel		radian	
A	0.48	0.03	0.56	0.02	0.67	0.01	0.39	0.14
B	0.95	0.05	0.59	0.03	1.05	0.06	0.45	0.15
C	0.57	0.01	0.51	0.03	0.33	0.02	0.34	0.01

Des résultats similaires sont obtenus, tableau 7, lorsqu'un critère sélectif est appliqué pour ne diviser la maille au cours de la construction descendante de la pyramide que lorsque la variance des niveaux de gris des pixels appartenant à cette maille est supérieure à un seuil préfixé (voir paragraphe 3.2.2) (figure 14).

Tableau 7. – Erreur quadratique moyenne sur les modules et angles des vecteurs de déplacement estimés, sur toute l'image. Résultats obtenus avec l'utilisation d'un critère de « découpage » dans la construction descendante de la pyramide, pour les séquences « Rotation » (A), « Déformable » (B) et « Mouvements Multiples » (C). Niveau 1.

	X	écart type	Y	écart type	Norme	écart type	Angle	écart type
	pixel		pixel		pixel		radian	
A	0.44	0.02	0.54	0.03	0.63	0.03	0.38	0.12
B	0.93	0.09	0.58	0.04	1.03	0.09	0.43	0.15
C	0.58	0.03	0.51	0.01	0.35	0.01	0.35	0.01

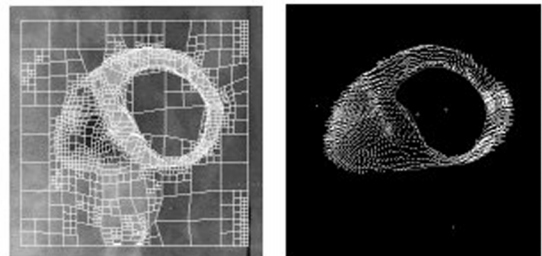


Figure 14. – « Séquence Déformable ». Construction descendante du maillage avec utilisation d'un critère de « découpage ». Ici, une maille est découpée lorsque la variance de l'intensité calculée sur la maille est supérieure à 100.

4.2.2. résultats avec bruit

Dans cette section, l'estimation du champ de vecteurs de déplacement EM et la déformation du maillage DMCM sont réalisées conjointement pour un coefficient de pondération $\gamma_{att} = 0.05$. Dans ce cas, on peut constater une amélioration des résultats calculés pour les paramètres donnés tableau 5.

Tableau 8. – Erreur quadratique moyenne sur les modules et angles des vecteurs de déplacement estimés, sur toute l'image. Résultats obtenus grâce à l'estimation de mouvement (EM) et la déformation réalisées conjointement (DMCM) au cours de la minimisation alternée, pour les séquences « Rotation » (A), « Déformable » (B) et « Mouvements Multiples » (C). Niveau 1.

	X	écart type	Y	écart type	Norme	écart type	Angle	écart type
	pixel		pixel		pixel		radian	
A	0.48	0.04	0.53	0.01	0.65	0.04	0.38	0.15
B	0.88	0.14	0.57	0.04	1.00	0.15	0.41	0.14
C	0.57	0.03	0.50	0.04	0.33	0.02	0.34	0.02

Ces paramètres sont conservés pour tester la méthode en présence de bruit (figure 15). Il s'agit d'un bruit additif gaussien de moyenne nulle et de variance successivement égale à 1, 5, 8, 13, 20, 32, 52, pour un rapport signal à bruit (RSB) respectivement égal à 30, 20, 18, 16, 14, 12 et 10 dB.

Quand une erreur de un pixel (en module) est tolérée, sachant que les déplacements impliqués ont des modules maximum égaux à 8.85, 10.83 et 9.47 pixels respectivement, la méthode permet d'atteindre un RSB d'environ 12 dB.

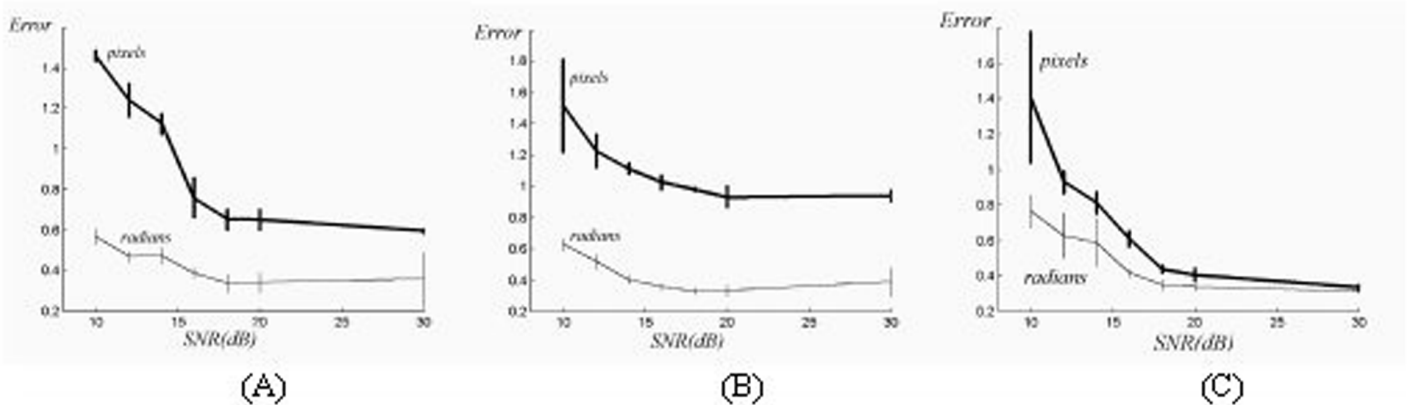


Figure 15. – Erreur quadratique moyenne sur les modules et angles des vecteurs de déplacement estimés, sur toute l'image. Résultats obtenus en présence de bruit additif gaussien de moyenne nulle et de variance successivement égale à 1, 5, 8, 13, 20, 32 et 52, pour les séquences « Rotation » (A), « Déformable » (B) et « Mouvements Multiples » (C). Niveau 1.

4.3. séquence cardiaque réelle

Nous illustrons la méthode sur une séquence d'images cardiaques IRM en incidence petit axe acquise à l'hôpital universitaire de Genève. Nous rappelons sur le schéma ci-dessous les principales nomenclatures utilisées dans ce qui suit pour décrire les résultats obtenus.

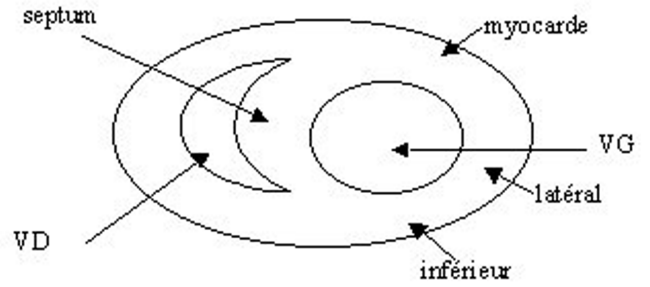


Figure 16. – Schéma d'une coupe anatomique du muscle cardiaque petit axe.

En pratique, le contraste d'une image à l'autre est très variable au cours d'une même séquence. Pour remédier à ce problème, certains auteurs [31] proposent de réécrire la DFD comme suit :

$$(37) \quad DFD(\mathbf{p}, \mathbf{u}_t, t, t + 1) = I(\mathbf{p} + \mathbf{u}_t, t + 1) - I(\mathbf{p}, t) = \varepsilon$$

autorisant ainsi une variation globale de l'intensité sur une région donnée. Cette variation ε est estimée sur les images réelles comme étant la moyenne des différences d'intensité entre images successives pour tous les pixels appartenant au support B_s de la cellule s . L'énergie d'attache aux données (équation 9) s'écrit alors :

$$(38) \quad E_{att} = \sum_{s \in S} \sum_{\mathbf{p} \in B_s} g_{att}([I(\mathbf{p} + \mathbf{u}_s, t + 1) - I(\mathbf{p}, t) - \varepsilon_s], \sigma^2)$$

La variance du bruit σ^2 est calculée à partir des images comme étant égale à la variance des différences d'intensité entre images successives calculées sur une zone d'intérêt prédéfinie.

Nous proposons d'illustrer les résultats sur un exemple. Cette séquence concerne un patient sous surveillance médicale. La résolution temporelle de la séquence dépend du cycle cardiaque du patient et de la séquence d'acquisition utilisée. Le nombre d'images par séquence varie de façon générale entre 8 et 16 images pour un cycle, ce qui implique des amplitudes de déplacement très différentes d'une séquence à l'autre. Dans cet exemple, la séquence est constituée de 16 images 316×260 pixels. Les déplacements observés sont dus au flux sanguin et à la contraction musculaire. L'amplitude des discontinuités de mouvement, à l'interface du muscle et de la cavité est extrêmement variable, en fonction du lieu d'observation (et éventuellement de la pathologie cardiaque, si elle existe), et de l'instant où cette discontinuité est observée. La méthode doit donc être à même de gérer la présence de fortes variations spatio-temporelles du mouvement ; on donne l'espace d'état égal à $\Lambda = [-10; 10] \times [-10; 10]$. Nous utilisons les paramètres suivants :

Tableau 9. – Paramètres utilisés dans cette section.

$z_{s,r}(0)$	$\varepsilon(0)$	γ_{att}	γ_{grad}	γ_u	β_u	β_m	$n + 1$
0.6	0.4	0.05	-1000	100	1.	0.001	4

La variance en deçà de laquelle la cellule n'est pas divisée est fixée à 150. La variance σ^2 du bruit, estimée à partir des données est égale à 8. Nous donnons figure 17 le résultat de deux maillages obtenus par la méthode en diastole (dilatation maximum) et en systole (contraction maximum) ainsi que les images construites à partir de ces maillages, obtenues en affectant à chaque support de cellule la valeur moyenne des niveaux de gris des pixels sous-jacents à la maille figure 18. Le champ de vecteurs de déplacements obtenu sur toute la séquence est donné figure 19. Nous utilisons le code couleur suivant pour indiquer les directions des vecteurs de déplacement : jaune $\longleftrightarrow + 45^\circ$, vert $\longleftrightarrow + 135^\circ$, bleu $\longleftrightarrow - 135^\circ$, rouge $\longleftrightarrow - 45^\circ$.

Le mouvement de contraction débute dans la partie supérieure du muscle cardiaque (a). Il se propage dans le mur latéral puis latéro-inférieur du muscle (b), dans un mouvement de torsion (c), pour atteindre le septum en (d). La contraction, totale en (e) décroît par la suite jusqu'en (g). Le mouvement s'inverse alors (h), et la dilatation débute dans la partie supérieure du muscle cardiaque. Elle se propage dans le septum pour atteindre le mur latéral. Elle se poursuit jusqu'en fin de séquence, progressivement atténuée.

La description qualitative du mouvement cardiaque n'a bien entendu pas valeur d' « expertise médicale », mais met en évidence la propagation temporelle de l'excitabilité électrique et donc mécanique du muscle cardiaque, difficile à visualiser sur les images réelles d'origine. La méthode ne permet pas une éva-

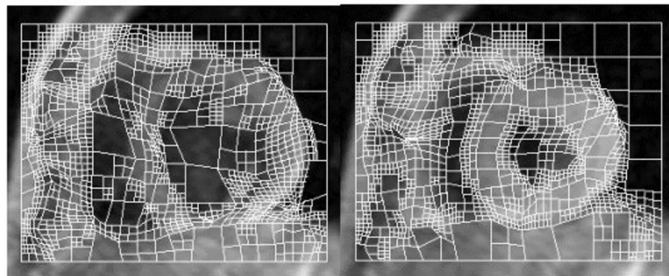


Figure 17. – Maillages obtenus en diastole (dilatation maximum) et systole (contraction maximum).

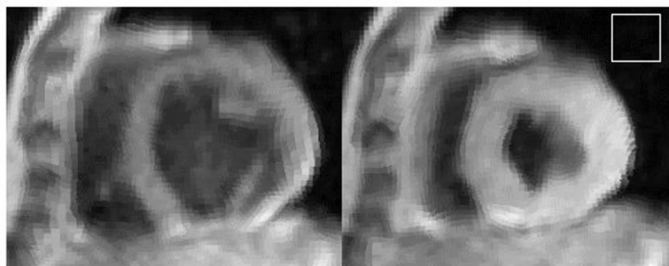


Figure 18. – Coupe IRM petit axe du cœur à deux instants du cycle cardiaque. Moyenne locale des niveaux de gris calculée sur les maillages obtenus. On indique en blanc une zone d'intérêt possible où peut être calculée la variance du bruit σ^2 .

luation quantitative du mouvement 3D du cœur observé à travers une coupe (une partie de la coupe anatomique initiale va sortir du plan d'observation au cours de la séquence). Cependant, la méthode est suffisamment robuste pour fournir des résultats cohérents, en accord avec la physiologie cardiaque : en particulier, nous observons que la mobilité du mur latéral est plus importante que celle du septum, ce qui correspond bien à la réalité, le septum étant confiné entre les deux cavités ventriculaires alors que le mur latéral a une paroi libre. Les résultats de propagation de la contraction puis de la dilatation que nous présentons ont été validés par un cardiologue.

5. discussion

Nous avons retenu la DFD comme critère d'estimation du mouvement dans le terme d'attache aux données car celle-ci ne nécessite aucune hypothèse *a priori* sur l'amplitude du mouvement. Elle permet donc, en théorie, d'estimer à la fois de faibles et de fortes amplitudes de déplacements présents dans la scène. Les résultats obtenus dans la section 4 confirment la validité de ce choix pour les déplacements d'amplitude supérieure au pixel. En revanche, la DFD n'est pas adaptée à l'estimation de déplacements subpixeliques. Nous l'avons d'ailleurs mis en évidence dans la section résultat à propos de la séquence *Homothétie*. Une estimation aux moindres carrés multirésolution [27] dans

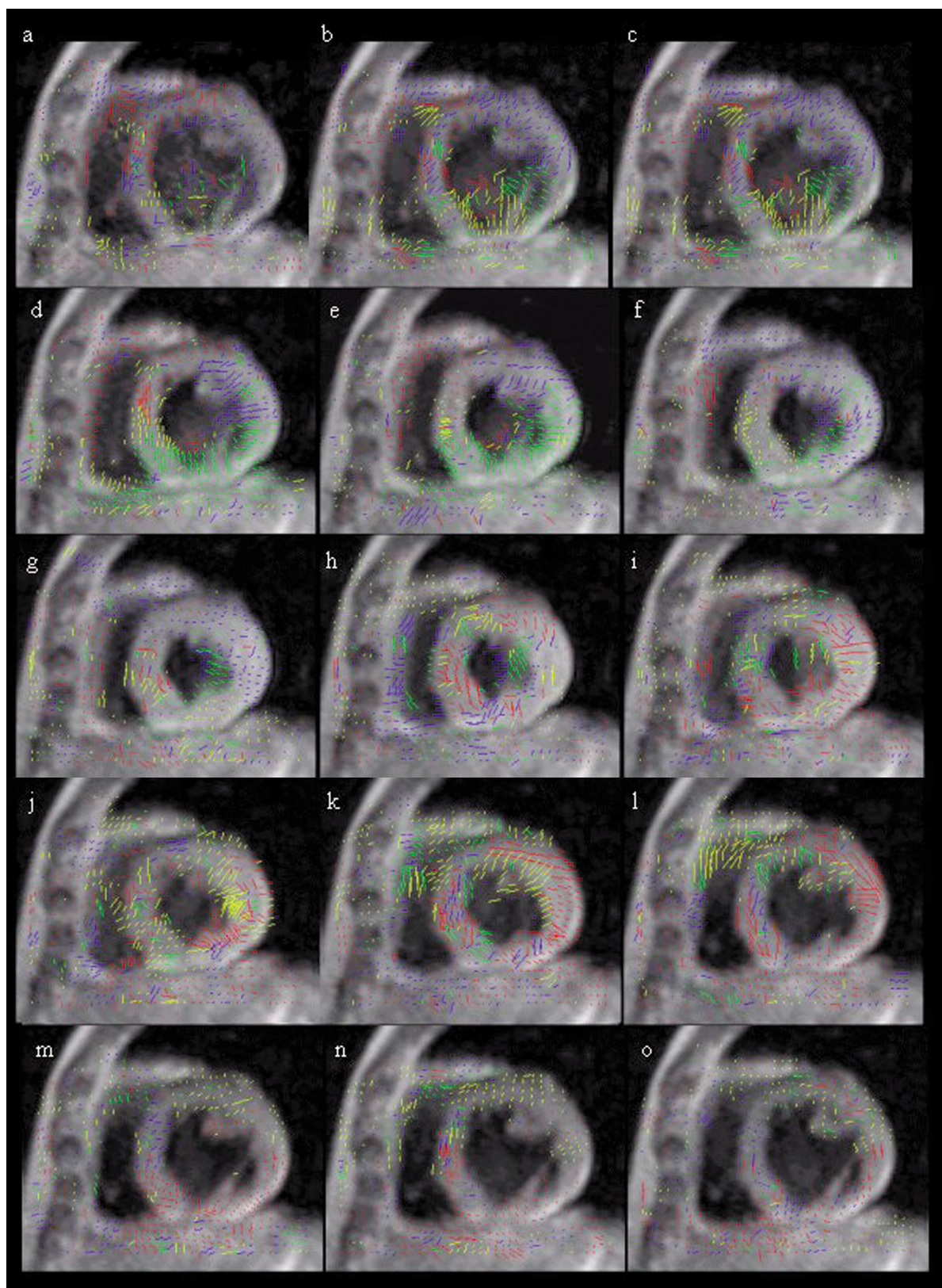


Figure 19. – Champ de vecteurs de déplacements obtenus sur une séquence temporelle du cœur acquise en IRM petit axe à une hauteur de coupe donnée.

laquelle le modèle de mouvement affine est progressivement estimé par un schéma d'estimation incrémentale serait préférable. Une extension de cette approche, telle que celle présentée dans [30] où le paramètre ε_s discuté à propos de séquence réelle cardiaque (équation 38) est introduit dans le schéma d'estimation, pourrait être intéressante, dans la mesure où elle permettrait d'accéder à un modèle plus complexe de mouvement sur chaque maille, tout en permettant d'accélérer la convergence par une approche déterministe.

En effet, l'espace d'état Ω est d'autant plus grand que le déplacement escompté est lui-même important et l'utilisation, dans ce contexte, du recuit simulé comme méthode de relaxation utilisée à chaque niveau des pyramides de primitives et ce pour chaque résolution de la pyramide image peut paraître un *arsenal coûteux* en temps de calcul. Plusieurs solutions sont envisageables pour réduire les temps de calcul dont la plus immédiate consiste à construire une pyramide multi-résolution puis utiliser la méthode proposée à chaque niveau de cette *pyramide image*. Une telle stratégie a récemment été proposée par [24] dans un contexte similaire, mais pour un maillage rigide. La structure du maillage ne s'adapte pas à la présence de discontinuités de mouvement présentes dans la scène, comme le fait le maillage que nous proposons. La solution étant estimée progressivement à travers les niveaux, il est possible d'accélérer la convergence de l'algorithme en calculant les vecteurs de déplacements à partir des gradients des fonctions d'énergie et de remettre à jour les positions des nœuds du maillage. Dans ce cas, la solution obtenue dépend généralement de la *bonne initialisation* choisie au début de la relaxation. De plus, la remise à jour de l'ensemble des nœuds du maillage lors d'une itération devient plus complexe que le parcours aléatoire des nœuds utilisé pour le recuit.

6. conclusion

Nous avons proposé un nouveau modèle d'estimation du champ de vecteurs de déplacement réalisée sur un support adaptatif, modélisé par un maillage élastique. Il permet de réaliser conjointement l'estimation et la segmentation du champ de vecteurs de déplacement.

- *Régularisation et prise en compte des discontinuités de mouvement du champ de déplacement.* L'utilisation d'un estimateur de mouvement robuste associé à l'ajustement progressif des arêtes du maillage sur les discontinuités de mouvement permet d'estimer correctement les frontières de mouvement. La définition d'une structure maillée permet d'introduire la notion d'interaction entre éléments de frontières de mouvement et le bord même de la maille élastique permet d'accéder à des discontinuités de longueur variable. Nous avons introduit un estimateur robuste dans le terme d'attache aux données ainsi que dans le terme de régularisation spatiale.

- *Partitionnement de l'observation en régions cohérentes au sens du mouvement.* Nous avons pu montrer que l'approche région introduite par le support d'estimation donné par le maillage rend la méthode plus robuste au bruit. En effet, la contrainte d'homogénéité du mouvement à l'intérieur de chaque maille conduit à un partitionnement efficace de l'espace en régions de mouvements cohérents. L'estimation conjointe du champ de vecteurs de déplacement et de son support d'estimation étant réalisée, la partition obtenue peut être exploitée par une étape supplémentaire de classification.

Enfin, du fait de sa structure et de son caractère adaptatif, le maillage s'adapte mieux aux formes molles qu'aux formes structurées, au sens de manufacturées. Nous avons pu valider l'algorithme sur des séquences synthétiques et réelles. Notons que la construction du maillage est générique, elle peut être utilisée dans le cadre d'autres applications [2].

7 remerciements

Ce travail est soutenu par la région Rhône-Alpes dans le cadre du projet « Santé et HPC ». Les auteurs remercient Pierre Croisille et Dominique Didier qui ont acquis les séquences d'images IRM cardiaques à l'hôpital cardiologique de Lyon et l'hôpital universitaire de Genève, ainsi que Didier Revel pour son expertise radiologique.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Y. Altunbasak, A. Tekalp. Closed-form connectivity-preserving solutions for motion compensation using 2D meshes. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1997 6(9) :1255-1269.
- [2] H. Benoit-Cattin, A.C. Planat, P. Joachimsmann, A. Baskurt, P. Clarysse, I.E. Magnin. On the Coding of Active Quadtree Mesh. *IEEE Signal Processing Society, 1998 Int. Conf. on Image Processing (ICIP'98)*. 1998 2 : 895-898.
- [3] M.J. Black, P. Anandan. Robust dynamic motion estimation over time. *Int. Conf. Vision and Pattern Recognition CVPR'91*, Lahaïna, Mavi, Hawaï, 1991: 296-302.
- [4] M.J. Black, A. Rangarajan. On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision. *IJCC*, july 1996 : 19 (1) : 57-91.
- [5] M.J. Black, A.D. Jepson. Estimating optical flow in segmented images using variable-order parametric models with local deformations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996 18(10) : 972-986
- [6] M.M. Chang, M.I. Sezan , A.M. Tekalp. An algorithm for simultaneous motion estimation and scene segmentation. *IEEE Int. Conf. Acous. Speech and Signal Proc.* 94, April 19-22, Adelaide Australia, 1994, V : 221-224.
- [7] P. Charbonnier. Reconstruction d'image: régularisation avec prise en compte des discontinuités. *Thèse de Doctorat, Université de Nice, Sophia Antipolis, Sciences de l'ingénieur*, 1994 : 211 p.

- [8] P. Charbonnier, L. Blanc-Féraud, G. Aubert and M. Barlaud. Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1996 5(12) :1-14.
- [9] R. Deriche, P. Kornprobst, G. Aubert. Optical-flow estimation while preserving its discontinuities: a variational approach. *Proc. 2nd ACCV, Singapour*, Décembre 1995 : 71-80.
- [10] R. Deriche, O. Fougères. Les edp en traitement des images et vision par ordinateur. Sophia Antipolis : INRIA, 1995, 60 p, Rapport Technique N°2697.
- [11] S. Geman, D. Geman. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984 6(6) : 721-741.
- [12] D. Geman, G. Reynolds. Constrained restoration and the recovery of discontinuities. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992 14(3):367-383.
- [13] S. Geman, McClure D. Bayesian image analysis : An application to single photon emission tomography. *Proc. Statist. Comput. Sect., Amer. Statist. Assoc.* Washington DC, 1985 :12-18
- [14] F. Heitz, P. Bouthemy. Multimodal estimation of discontinuous optical flow using Markov Random Fields. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993 15(12) :1217-1232.
- [15] B. Horn, B. Schunck. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 1981 17 :185-203.
- [16] M. Kardouchi, A. Dipanda, F. Marzani, L. Legrand. A convex approximation of regularization models for motion estimation with Markov Random Fields. *IEEE Int. Conf. on Image Processing*, Lausanne 16-19 Sept 1996 1 :121-124.
- [17] J. Konrad, E. Dubois. Bayesian Estimation of motion vector fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992 14(9) : 910-927.
- [18] P. Kornprobst, R. Deriche, G. Aubert. EDP, débruitage et réhaussement en traitement d'images: Analyse et contributions. *Reconnaissance de Forme et Intelligence Artificielle RFIA '98*, Clermont-Ferrand, 1998 1 : 277-286.
- [19] D. Geiger, F. Girosi. Parallel and deterministic algorithms from MRF's surface reconstruction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991 13(5) :401-412.
- [20] C. Graffigne, F. Heitz, P. Pérez, F. Prêteux, M. Sigelle and J. Zerubia. Hierarchical Markov Random Field models applied to image analysis : A review. *Neural Morphological and Stochastic Methods in Image and Signal Processing*, Ed. Dougherty E.R., Prêteux F. and Shen S. *Proc. SPIE*, 1995 2568 : 2-17.
- [21] F. Heitz, P. Pérez, P. Bouthemy. Multiscale minimization of global energy functions in some visual recovery problems. *Computer Vision Graphics and Image Processing, Image Understanding*, 1994 59(1) : 125-134.
- [22] CL. Huang, C. Hsu. A new motion compensation method for image sequence coding using hierarchical grid interpolation. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 1994 4(1) : 42-52.
- [23] S.Z. Li. Markov Random Field modeling in computer vision. *Computer Science Workbench. New York : Springer-Verlag*, 1995 : 264 p.
- [24] E. Mémin, P. Pérez. A multigrid approach for hierarchical motion estimation. *Int. Conf. On Computer Vision, ICCV'98*, Janvier, Bombay Inde, 1998.
- [25] E. Mémin, P. Pérez. Dense estimation and object-based segmentation of the optical flow with robust techniques. *IEEE Image Processing*, 1998, 7(5) : 703-719.
- [26] N. Métropolis, A. Rosenbluth, M. Rosenbluth, A. Teller, E. Teller. Equations of state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, 1953 21 :1087-1091.
- [27] F. Meyer, P. Bouthemy. Region-based tracking using affine motion models in long image sequences. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 1994 60(2) :119-140.
- [28] H.H. Nagel. On the estimation of optical flow: Relations between different approaches and some new results. *Artificial Intelligence*, 1987 33 : 299-324.
- [29] M. Orkisz, P. Clarysse. Estimation du flot optique en présence de discontinuités : une revue. *Traitement du Signal*, 1996 13(5) : 489-513.
- [30] JM. Odobez, P. Bouthemy. Robust multiresolution estimation of parametric motion models. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 1995 6(4), 384-365.
- [31] JM. Odobez. Estimation, détection et segmentation du mouvement : une approche robuste et markovienne. *Thèse de Doctorat*, Université de Rennes I (Traitement du Signal et Télécommunications), N°1304, 1994, 223 p.
- [32] P. Pérez, F. Heitz. Une approche multiéchelle à l'analyse d'images par champs markoviens. *Traitement du Signal*, 1992 9(6) : 459-472.
- [33] A.C. Planat, I.E. Magnin, O. Ratib, D. Didier, D. Revel. Estimation de mouvement par approche multi-échelle souple avec prise en compte des discontinuités. *Reconnaissance de Forme et Intelligence Artificielle RFIA '98*, Clermont-Ferrand, 1998 3 : 81-90.
- [34] A.C. Planat. Estimation de mouvement maillage actif multiéchelle avec prise en compte des discontinuités : Application à l'imagerie cardiaque en Résonance Magnétique. *Thèse de Doctorat*, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, (Electronique, Electrotechnique, Automatique), N° 99ISAL0011, 1999, 201 p.
- [35] P.J. Reissman, P. Clarysse, I.E. Magnin. Modélisation et mise en correspondance avec la pyramide neuractive. *Traitement du Signal*, 1997 14 (4) : 394-403.
- [36] P.J. Reissman, I.E. Magnin. Modeling 3D deformable object with the active pyramid. *Int. J. of Pattern Recognition And Artificial Intelligence*, 1997 11(7) : 1129-1139.
- [37] C. Schnörr. Computation of discontinuous optical flow by domain decomposition and shape optimization. *Int. J. of Computer Vision*. 1992 8(2) : 153-165.
- [38] C. Schnörr. A Study of a Convex Variational Diffusion Approach for Image Segmentation and Feature Extraction, *JMIV May 1998 8(3) 271-292*
- [39] C. Stiller, B. Hürtgen. Combined displacement estimation and segmentation in image sequences. Aachen, Germany: Institute for Communication Engineering, Aachen University of Technology, 1993, 12p., Technical report.
- [40] C. Stiller. Object-based estimation of dense motion fields, *IEEE Trans. Image Processing* Fev 1997 6(2): 234-250.
- [41] R. Szeliski, HY. Shum. Motion estimation with quadtree splines. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996 18(12) :1199-1210
- [42] S. Teboul, L. Blanc-Féraud, G. Aubert, M. Barlaud. Variational approach for edge-preserving regularization using coupled PDE's. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1998 7(3) : 387-397.
- [43] D. Terzopoulos, M. Vasilescu. Sampling and reconstruction using adaptive meshes. *Proc. Int. Conf. Comput. Vision Pattern Recognition CVPR'91*, Lahaïna, Mavi, Hawaï, June 3-6 1991 :70-75.
- [44] L.V. Tsap, D.B. Goldgof, S. Sarkar. Nonrigid motion analysis based on dynamic refinement of finite element models. Motion estimation with quadtree splines. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000 22(5) : 526-543
- [45] Y. Wang, O. Lee. Active mesh. A feature seeking and tracking image sequence representation scheme. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1994 3(5) : 610-624
- [46] Y. Wang, O. Lee, A. Vetro. Use of two-dimensional deformable mesh structures for video coding, part II : The analysis problem and a region-based coder employing an active mesh representation. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 1996 6(6) : 647-659

Annexe A

Considérons la reconstruction d'une surface lisse u par approximation d'un ensemble de points de mesure d_p , le problème peut être formulé sous la forme d'une fonctionnelle d'énergie telle que :

$$(A.1) \quad E(u, d) = \sum_{p \in P} \left[(u_p - d_p)^2 + \lambda \sum_{r \in V_p} (u_p - u_r)^2 \right]$$

où $p \in P$ est un pixel, V_p est son voisinage et u_p la valeur de u au point p .

Le premier terme de (A.1) constitue le terme d'attache aux données, le deuxième terme est celui de régularisation spatiale. Le paramètre λ pondère la contribution respective des deux énergies.

En introduisant les techniques d'estimation robuste dans la formulation aux moindres carrés précédemment donnée par la relation (A.1), l'énergie à minimiser peut s'écrire :

$$(A.2) \quad E(u, d) = \sum_{p \in P} \left[g_{att}(u_p - d_p) + \sum_{r \in V_p} g_u(u_p - u_r) \right]$$

où g_{att} et g_u sont deux estimateurs robustes introduits respectivement dans le terme d'attache aux données et le terme de régularisation spatiale. A partir des travaux de Geman et Reynolds [12], Black et Rangarajan [5] font la relation explicite entre les estimateurs robustes et les processus de lignes continus et proposent une méthode systématique de conversion des estimateurs vérifiant les conditions de Geman en processus de « points aberrants » ou d'« outliers ». Ces processus, notés Z , de réalisations z , généralisent les processus de lignes et concernent également les termes de régularisation. À partir de :

(A.3)
$$\hat{u} \in \arg \min_u \sum_{p \in P} \left[g_{att}(u_p - d_p) + \sum_{r \in V_p} g_u(u_p - u_r) \right]$$

les auteurs obtiennent, de façon équivalente :

$$(A.4) \quad \hat{u}, \hat{z}_1, \hat{z}_2 \in \arg \min_{u, z_1, z_2} \sum_p \left[(u_p - d_p)^2 z_1 + \Psi_{att}(z_1) + \lambda \sum_{r \in V_p} (u_p - d_r)^2 z_2 + \Psi_u(z_2) \right]$$

où Z_1 et Z_2 sont les processus de « points aberrants » associés respectivement au terme d'attache aux données et au terme de régularisation. Les fonctions Ψ_{att} et Ψ_u pénalisent l'introduction d'une discontinuité, c'est-à-dire lui attribuent un coût $\Psi(z)$.

$$(A.5) \quad g(x) = \inf_{0 \leq z \leq 1} (x^2 z + \Psi(z))$$

Manuscrit reçu le 31 mars 1998

LES AUTEURS

Anne PLANAT-CHRÉTIEN



Anne Planat-Chrétien est ingénieur de l'Institut National des sciences Appliquées de Lyon (1993). Elle possède une thèse de Génie Biologique et Médical (1999) effectuée à CREATIS, grâce à une bourse de la région Rhône-Alpes. Elle travaille actuellement au Commissariat à l'Énergie Atomique de Grenoble dans l'équipe « BioModel » pour la modélisation de phénomènes électrochimiques dans le cadre des puces ADN.

Isabelle E. MAGNIN



Isabelle E. Magnin, ingénieur, docteur d'État ès sciences physiques, directeur de recherche de l'INSERM, directeur STIC de CREATIS, elle est spécialiste en traitement d'image médicale et modélisation. Elle est l'auteur de plus de 100 publications, expert auprès de plusieurs organismes nationaux et internationaux dont la Communauté Européenne et référé de revues nationales et internationales parmi lesquelles *IEEE Transactions on MI, BME, IP*. Elle est membre IEEE et membre actif du PRG-GDR ISIS.