

Modélisation et mise en correspondance avec la pyramide neuractive

Model Computation and Matching With the Neuractive Pyramid

par Pierre-Jean REISSMANN, Patrick CLARYSSE, Isabelle E. MAGNIN

CREATIS, INSA 502,
69621 Villeurbanne Cedex, France.

résumé et mots clés

Cet article présente les pyramides neuractives pour la modélisation des objets subissant des déformations élastiques. Une pyramide est construite pour chaque image de la séquence. Chaque niveau de la pyramide est un graphe régulier construit récursivement sur l'image de départ convoluée par un filtre passe-bas. Les cellules de ce graphe s'adaptent au contenu local des images. L'adaptation du graphe est obtenue en minimisant une fonction énergétique basée sur le gradient de l'image et la déformation des cellules. Chaque cellule reçoit un vecteur de moments statistiques calculé sur sa zone d'intérêt et celles de ses voisines. La mise en correspondance des pyramides permet d'accéder au champ de vecteurs des transformations élastiques locales. L'algorithme de mise en correspondance est fondé sur une approche neuronale auto-organisatrice. La souplesse et l'aspect multirésolution des structures permettent d'obtenir des résultats robustes et précis. L'application à des images cardiaques obtenues par résonance magnétique (IRM) 2D montre l'intérêt de la méthode pour la modélisation d'objets complexes.

Pyramide, Multirésolution, Modélisation, Auto-organisation, Mise en correspondance.

abstract and key words

This paper introduces the neuractive pyramids to model objects under elastic deformations. One pyramid is built on each frame of the image sequence. Each level of the pyramid is a regular graph that is recursively built on a low-pass version of the original picture. Cells of this graph deform to model the local information of the picture. Deformations are obtained by the minimization of an energy function computed both on the gradient of the picture and the graph structure. Each cell contains a vector of statistical moments computed on its domain and its neighborhood. Matching pyramids defines a vector field of local elastic transformations. The matching operator is based on a self-organizing map, introduced by Kohonen. Softness and multiresolution aspects of the pyramids allow accurate and robust results. An application to the matching of 2D cardiac MRI scans shows the interest of the method for deformable objects.

Pyramid, Multiresolution, Modeling, Self-organization, Matching.

1. introduction

La modélisation d'objets déformables élastiques est facilitée par une structure de données idoine. Le modèle doit pouvoir s'adapter au contenu des images tout en conservant certaines propriétés topologiques et géométriques. Le domaine d'application visé est

l'imagerie médicale. L'objectif est le suivi d'objets en mouvement, localement déformables, comme le cœur, à partir d'une séquence d'images de coupes. L'information extraite des images est un champ de vecteurs de déplacement. L'application de ce champ de transformation à une image d'étiquettes permet de suivre les déformations de l'objet d'intérêt. Horn et Shunck [6] calculent le champ des vecteurs de déplacement par la méthode du flux optique, leur méthode se base sur la minimisation d'une

fonction des gradients. De nombreuses références se rapportent à cette classe d'algorithme [8][9][11]. Le champ obtenu permet de modéliser les transformations mais pas les objets. Les modèles déformables constituent un groupe de méthodes utilisé pour les problèmes de segmentation et de calcul des déformations élastiques [7]. Kass, Witkin et Terzopoulos [1] ont proposé une méthode de contours actifs par minimisation de fonctionnelle. Wang et Lee [2] et Benayoun [4] utilisent ce formalisme énergétique pour un maillage actif des images. Le même formalisme est utilisé pour les surfaces d'objets volumiques [3][5][25]. Une autre approche pour la mise en correspondance de modèles consiste à coupler des graphes construits sur les objets d'intérêt par programmation dynamique [24][10]. Ces méthodes traitent les données à un seul niveau de résolution. Les approches pyramidales [14] ont montré l'intérêt de coupler plusieurs modes de représentation en structurant horizontalement et verticalement l'information [17][18]. Le mouvement a été étudié au moyen de ces structures [12][13][22]. En revanche, la structure des pyramides rigides les rend mal adaptées pour modéliser les objets. En effet la cellule de base est un carré et le voisinage est fixé à priori. De nouvelles formes pyramidales souples ou adaptatives permettent de résoudre ces problèmes de structure [16][19][20], en laissant tous les degrés de liberté aussi bien pour la forme de la cellule que pour celle de son voisinage. Cet article propose une pyramide active [15] pour la représentation des images. Un algorithme de type neuronal [21] permet de les mettre en correspondance et d'obtenir le champ de vecteurs des transformations. Une pyramide est construite sur chaque image de la séquence. Les niveaux de cette pyramide sont des graphes de cellules d'adjacence élémentaire à quatre ou huit voisins. La construction d'un niveau est effectuée en itérant un processus dynamique de minimisation d'énergie, basé sur le gradient de l'image et la déformation mécanique des cellules. Ce processus permet de modifier les cellules du graphe afin qu'elles s'adaptent au contenu local des images et plus particulièrement aux zones de détails. Le contour de la cellule est un quadrilatère qui représente une partie de l'image sur laquelle est calculée une série de moments statistiques. Les différents niveaux de la pyramide sont construits sur des versions sous-échantillonnées de l'image après convolution de celle-ci par un filtre passe-bas. La résolution est divisée par deux à chaque étape. L'apex de la pyramide est rapidement atteint. La modélisation sous forme d'un graphe permet d'associer dans les cellules toutes les informations utiles comme des contraintes locales ou de la connaissance *a priori* sur le comportement de l'objet. L'aspect multirésolution fournit plusieurs descriptions de l'objet et de son environnement avec un raffinement progressif de la qualité de la représentation. Les niveaux supérieurs de la pyramide contiennent une description à faible résolution du modèle, peu sensible au bruit. Les niveaux inférieurs apportent les détails plus fins mais sont structurés par les niveaux supérieurs. La mise en correspondance des pyramides est effectuée par un processus haut-bas entre graphes de même niveau. Une énergie de mise en correspondance entre graphes est définie par l'intermédiaire des vecteurs de paramètres des cellules. Chaque graphe est considéré comme

une carte auto-organisatrice. Le réseau obtenu à un niveau donné est entraîné sur le réseau de l'image suivante. L'adaptation se fait par déplacement géométrique des cellules afin de minimiser une énergie définie entre les graphes. Après convergence, le graphe de la pyramide de départ s'est déformé pour s'adapter au graphe d'arrivée. Chaque cellule contient un vecteur de la transformation élastique. Les cellules transmettent l'information à leurs cellules filles au niveau de résolution inférieur jusqu'à aboutir à la base de la pyramide. La construction de la pyramide neuractive et les notations utilisées sont détaillées dans la section II. La section III décrit l'algorithme neuronal de mise en correspondance et les résultats obtenus sur des images de synthèse. Une application concrète à l'imagerie cardiaque IRM 2D est réalisée dans la section IV. Dans la section V nous rappelons les principaux résultats.

2. structure de la pyramide neuractive

La pyramide neuractive (fig.1) est constituée de N niveaux de résolution. Chaque niveau de résolution est un graphe d'adjacence élémentaire constitué d'une matrice de cellules (fig. 1). Les bords des cellules sont définis par les nœuds du dual du graphe des cellules qui décompose l'image en quadrilatères élémentaires (fig.2). Le nœud c'_{ij} est situé en haut et à gauche de la cellule c_{ij} .

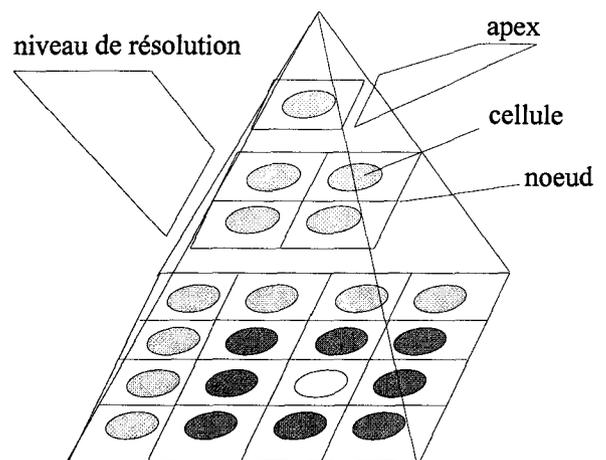


Figure 1. - Structure de la pyramide et terminologie. Les cellules foncées entourant la cellule blanche constituent son voisinage V_c .

Les notations suivantes sont utilisées pour chaque niveau L de la pyramide :

- I : image courante.
- I_t : image à l'instant t .
- D : domaine de l'image.
- p_{ij} : valeur du pixel de I correspondant au nœud d'index i, j .
- G : graphe construit sur I .

- c_{ij} : cellule de G d'index i,j et de coordonnées x,y .
- V_c : voisinage de la cellule c .
- v_c : nombre des voisines de la cellule c .
- S_c : support de la cellule c défini par les quatre nœuds c' adjacents.
- \vec{V} : vecteur de paramètres associé à la cellule c .
- s : surface du support de la cellule c .
- G' : graphe dual de G définissant les quadrilatères élémentaires.
- c'_{ij} : nœud de G' d'index i,j et de coordonnées x,y .
- V'_c : voisinage du nœud c' (fig. 2).
- P_t : pyramide neuractive construite sur l'image I_t .
- N : nombre de niveaux de la pyramide.
- \vec{U} : champ discret des vecteurs de déplacement défini sur D en chaque cellule c .
- \vec{c} : vecteur de coordonnées x,y associé à la cellule c .

Pour les notations, les indices L et t indiquent respectivement le niveau de représentation et l'instant dans la séquence. Lorsque il n'y a pas d'ambiguïté ils sont omis pour alléger les notations.

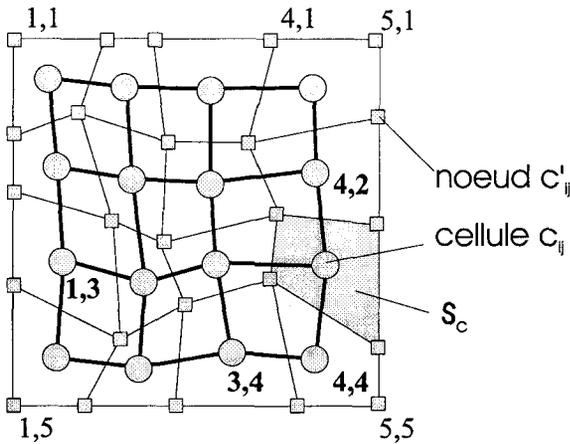


Figure 2. – Graphes duaux constituant un niveau L de la pyramide neuractive. Les carrés représentent les nœuds du maillage G' constitué de quadrilatères. Les cercles représentent les cellules du graphe G (pour alléger la figure seules les quatre plus proches voisines sont reliées). Le support de la cellule est formé par le quadrilatère S_c (en gris).

2.1. génération du maillage

- Plusieurs contraintes sont utilisées pour garantir certaines propriétés aux graphes :
- Le maillage de l'image doit être régulier : la topologie est conservée (pas de recouvrement possible entre les mailles).
 - Les mailles sont déformées sous l'effet des contraintes locales de l'image.
 - Les nœuds situés sur les bords de l'image se déplacent parallèlement à ces bords.

– Les nœuds des coins sont fixes.

Le graphe G' est initialisé de façon à recouvrir uniformément l'image qu'il découpe en carrés. Chaque nœud c' est connecté à ses huit voisins par une force de rappel \vec{f}_k dont le module est égal à la distance euclidienne qui sépare le nœud de son voisin. L'abscisse et l'ordonnée d'un nœud sont données par sa position dans l'image. Une énergie de déformation est associée à ce nœud :

$$E_d = \left\| \sum_{V'_c} \vec{f}_k \right\|^2 \tag{1}$$

En l'absence d'information image, le maillage est régulier, les forces s'annihilent du fait de la symétrie du voisinage local. L'adaptation des cellules au contenu de l'image se fait par la prise en compte de la norme du gradient qui intervient comme un terme d'énergie dans la fonction à minimiser. La minimisation de l'énergie en chaque nœud par la descente de gradient local, entraîne leur déplacement vers les points de gradient maximum. Le paramètre β est utilisé pour rehausser les contours faibles de l'image, plus β est proche de 0, plus les détails faibles sont accentués ($0 < \beta < 1$).

$$E_g = - \left(\frac{\|\nabla I_{ij}\|}{\max_I(\|\nabla I_{ij}\|)} \right)^\beta \tag{2}$$

l'énergie associée à chaque nœud c' est

$$E_{c'} = E_d + \gamma E_g \tag{3}$$

où γ est un coefficient de pondération pour la contribution des énergies. Plus la valeur de γ est élevée plus le maillage est déformé par le contenu local de l'image. L'énergie totale associée au système est :

$$E_T = \sum_{c' \in G'} E_{c'} \tag{4}$$

Le processus de génération du maillage est itératif. Chaque nœud contribue à E_T , le gradient de l'énergie est calculé en ces points et permet de modifier la position des nœuds. Le processus s'arrête lorsque l'énergie E_T ne diminue plus de façon significative (le rapport des énergies devient inférieur à un seuil proche de 1), ou que le nombre maximal d'itérations prévu est atteint. Les coefficients β et γ permettent de modifier les propriétés dynamiques du système, leur réglage est simple et permet d'obtenir des maillages très réguliers ou au contraire fortement déformés en fonction du contenu local de l'image (fig. 3).

2.2. extraction du vecteur de paramètres :

Le graphe G est obtenu en prenant le dual de G' . Chaque cellule c a pour support S_c : un quadrilatère de l'image (de surface s) et un voisinage V_c . Afin de modéliser le contenu de l'image, un vecteur de paramètres \vec{V} est calculé sur ce support et attaché à la cellule correspondante.



Figure 3. – (a) Image de synthèse réalisée à partir d'une projection perspective. Cette image de synthèse est utilisée comme une coupe et non pas comme une projection. (b) Gradient de l'image originale. (c) Niveau de représentation obtenu en utilisant des éléments de taille initiale 8X8, les cellules s'adaptent au contenu local de l'image.

Voici la liste des paramètres associés à la cellule :

– valeur moyenne de la cellule.

$$m_1 = \frac{1}{s} \sum_{p \in S_c} p_{ij} \quad (5)$$

– variance de la cellule.

$$m_2 = \frac{1}{s} \sum_{p \in S_c} (p_{ij} - m_1)^2 \quad (6)$$

– valeur moyenne du voisinage de la cellule.

$$M_1 = \frac{1}{v_c} \sum_{c \in V_c} m_1(c) \quad (7)$$

– variance du voisinage de la cellule.

$$M_2 = \frac{1}{v_c} \sum_{c \in V_c} (m_1(c) - M_1)^2 \quad (8)$$

– entropie de la cellule.

$$H = -\frac{1}{s} \sum_{p \in S_c} P(p_{ij}) \ln(P(p_{ij})) \quad (9)$$

où $P(x)$ est la probabilité d'occurrence d'un pixel de valeur x .

– modèle d'objet : étiquette(s) E , d'appartenance à une classe donnée, fournie par un modèle d'objet.

L'ensemble des champs ainsi définis constitue le vecteur de paramètres, attaché à chaque cellule. $\vec{V}(m_1, m_2, M_1, M_2, H, E)$.

2.3. construction de la pyramide :

Ces différentes étapes permettent de construire un niveau de résolution de la pyramide neuractive P_t . La pyramide P_t est construite de la même manière niveau par niveau jusqu'à l'apex de la pyramide (G_N ne contient qu'une cellule). L'image I_L est construite par convolution de l'image I_{L-1} avec un filtre passe-bas dont la fréquence de coupure est $f_c = f_{max}(I_{L-1})/2$ suivi d'un sous-échantillonnage par deux dans chaque dimension. Les images ainsi construites sont des versions basse-fréquence de l'image de départ. L'information est structurée horizontalement par les graphes G_L et verticalement par inclusion progressive des hautes fréquences dans la structure.

3. opérateur neuronal de mise en correspondance

3.1. description de l'algorithme :

La mise en correspondance de deux images successives de la séquence consiste à définir le champ de transformations élémentaires \vec{U} minimisant l'énergie de mise en correspondance J entre les graphes de représentation.

$$J = \sum_{c_{ij} \in G_t, c_{kl} \in G_{t+1}} \min d(c_{ij}, c_{kl})^2 \quad (10)$$

avec

$$d^2 = d_{\vec{V}}^2 + d_e^2 \quad (11)$$

où $d_{\vec{V}}$ représente l'écart entre deux cellules dans l'espace des paramètres :

$$d_{\vec{V}}(c_{ij}, c_{kl}) = \|\eta \left(\vec{V}(c_{ij}) - \vec{V}(c_{kl}) \right)\| \quad (12)$$

avec η , une matrice diagonale de pondération et \vec{V} le vecteur de paramètres de la cellule. Le terme d_e représente la distance euclidienne entre la cellule déplacée au moyen de \vec{U} et la cellule cible :

$$d_e \left(\vec{c}_{ij} + \vec{U}(c_{ij}) - \vec{c}_{kl} \right) = \|\vec{c}_{ij} + \vec{U}(c_{ij}) - \vec{c}_{kl}\| \quad (13)$$

La formulation de J n'inclue pas de régularisation de la forme du champ et la transformation qui en découle n'est pas nécessairement élastique. La démarche classique pour obtenir une déformation élastique consiste à imposer des conditions de régularité sur la forme du champ par des contraintes sur les dérivées successives de \vec{U} . La minimisation de la fonction J peut être réalisée en utilisant des méthodes déterministes (descente de gradient) [2] ou stochastiques (recuit simulé) [22]. La minimisation de J par descente de gradient converge vers un minimum local satisfaisant si les déformations réelles sont de faibles amplitudes par rapport à la solution initiale. La minimisation de J par des méthodes de type recuit simulé [22] permet en théorie d'obtenir le minimum global, cependant les coûts de calcul liés à l'espace des configurations en limitent les applications pratiques. Nous proposons une approche neuronale à régularisation implicite de la solution pour la minimisation de l'énergie. Les réseaux auto-organisés [21] sont basés sur un apprentissage non-supervisé d'un ensemble de vecteurs de paramètres. Lors de l'apprentissage, les cellules du réseau s'adaptent aux vecteurs présentés. Cet apprentissage s'effectue par une diffusion globale puis locale de l'information en minimisant l'énergie J . Chaque niveau de représentation de la pyramide neuractive est un réseau. Les cellules de G_{t+1} constituent la base d'apprentissage du réseau constitué par G_t . Les vecteurs d'apprentissage sont constitués par le vecteur de paramètres et la position des cellules dans le domaine de l'image. L'adaptation des cellules de G_t au moyen de \vec{U} , est effectuée par translation géométrique vers les cellules de G_{t+1} . Le vecteur de paramètres \vec{V} n'est pas modifié, seule leur position varie.

L'algorithme de minimisation de J est itératif (fig. 4). Il comprend plusieurs étapes :

– Calcul de distance et sélection de la cellule gagnante :

A chaque itération, chaque cellule de G_t sélectionne une cellule c_w dans G_{t+1} , nommée cellule gagnante. La cellule gagnante est la cellule cible pour laquelle la distance d^* est minimale.

$$d^*(c_{ij}, c_{kl}) = d(c_{ij}, c_{kl}) + w(c_{kl}) \quad (14)$$

où $w(c_{kl})$ est un terme de pénalité proportionnel à la fréquence de sélection de c_{kl} au cours des itérations.

$$c_w = \arg \min_{c_{kl} \in G_{t+1}} d^*(c_{ij}, c_{kl}) \quad (15)$$

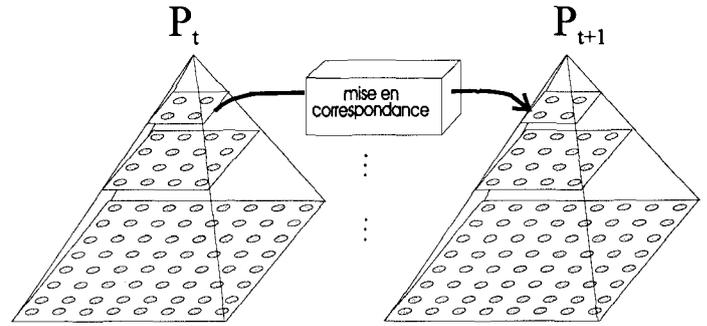


Figure 4. – Mise en correspondance des pyramides neuractives selon un processus récursif haut-bas.

La recherche de c_w est effectuée sur un domaine centré autour de la cellule gagnante à l'itération précédente.

– Déplacement des cellules et transmission de l'information.

A chaque cellule est attribué un vecteur de déplacement permettant de diminuer localement l'énergie de mise en correspondance. L'addition directe de ce vecteur au centre de gravité de la cellule peut aboutir à des déformations trop importantes du graphe (recouvrement de cellules). Afin de conserver au graphe sa structure plane, le champ de déplacement discret est convolué avec un noyau gaussien dont la variance σ diminue au cours des itérations selon une loi géométrique (cf. fig 5).

$$h_\sigma(x) = \exp \left(\frac{-x^2}{\sigma^2} \right) \quad (16)$$

$$\vec{U}^*(c_{ij}) = \frac{\sum_{c \in G_t} h_\sigma \left(\|\vec{c}_{ij} - \vec{c}_{kl}\| \right) \vec{U}(c_{kl})}{\sum_{c \in G_t} h_\sigma \left(\|\vec{c}_{ij} - \vec{c}_{kl}\| \right)} \quad (17)$$

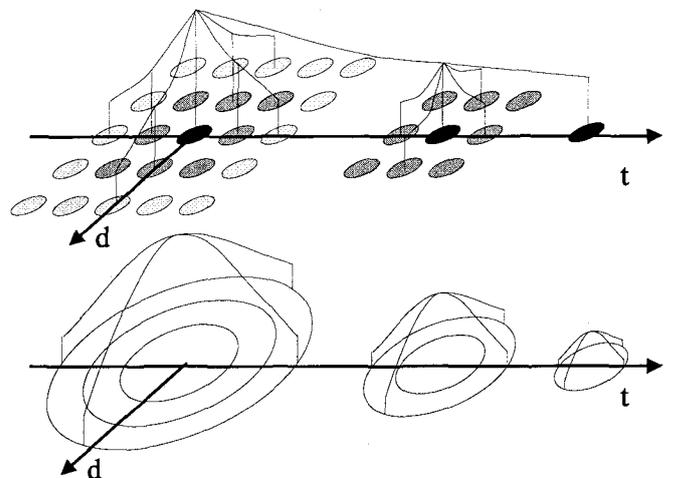


Figure 5. – Diminution de la zone d'influence gaussienne (en fonction de la distance euclidienne d à la cellule source) et de l'adaptativité des cellules (en fonction du temps t). La partie inférieure de la figure représente l'enveloppe du niveau d'adaptation en fonction de la distance à la cellule source (en noir) et du temps.

Les cellules c sont alors déplacées au moyen du champ \vec{U} . Lorsqu'une cellule sort du domaine défini par V_c , une étape de recentrage est effectuée. Cette étape consiste à déplacer la cellule vers le centre du polygone défini par les cellules de V_c .

– Itération du processus :

Le processus est itéré en diminuant la valeur de σ , jusqu'à ce que le rapport des J successifs ne décroissent plus de façon significative ou que le nombre maximum d'itérations fixé soit atteint.

– Héritage :

Lorsque le processus de mise en correspondance est achevé à un niveau L , les cellules de $G_{L,t}$ transmettent leur déplacement aux cellules de $G_{L-1,t}$, puis la même stratégie est mise en œuvre pour mettre en correspondance les représentations du niveau inférieur. L'ensemble des étapes est répété jusqu'au niveau de résolution le plus fin. La pyramide neuractive (fig. 7) contient alors les champs de déplacements pour passer d'une image à l'autre de la séquence. Ce champ de déplacement a plusieurs propriétés, il est lisse du fait des contraintes liées au déplacement, il modélise des transformations élastiques (il n'y a pas de recouvrement possible), les vecteurs de déplacement définissent des domaines de transformations (pour l'interpolation bilinéaire par exemple). L'erreur résiduelle (fig. 8) entre l'image déformée et l'image réelle est très faible dans le cas des images de synthèse.

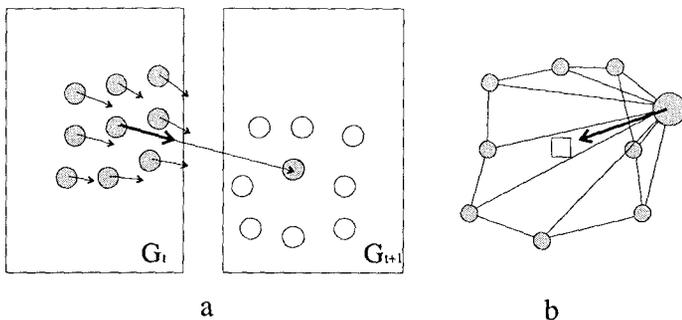


Figure 6. – (a) Déplacement des cellules : la cellule de G_t et les cellules de sa zone d'influence sont déplacées vers la cellule gagnante de G_{t+1} , les vecteurs de translation sont convolués avec une gaussienne pour diffuser l'information et éviter les recouvrements dans le graphe. (b) Processus de normalisation du graphe par recentrage des cellule : Les cellules qui sortent du domaine défini par leur voisinage sont ramenées vers le centre de gravité défini par leur voisinage (carré blanc).

3.2. choix et influence des paramètres, convergence :

Les paramètres sont de deux types : ceux relatifs à la structure de la pyramide et ceux relatifs à la mise en correspondance de deux pyramides. L'influence des paramètres sur la structure de la pyramide permet de pondérer l'information extraite de l'image. L'énergie interne permet de conserver une structure de graphe planaire, appropriée pour la modélisation d'objets élastiques. Pour

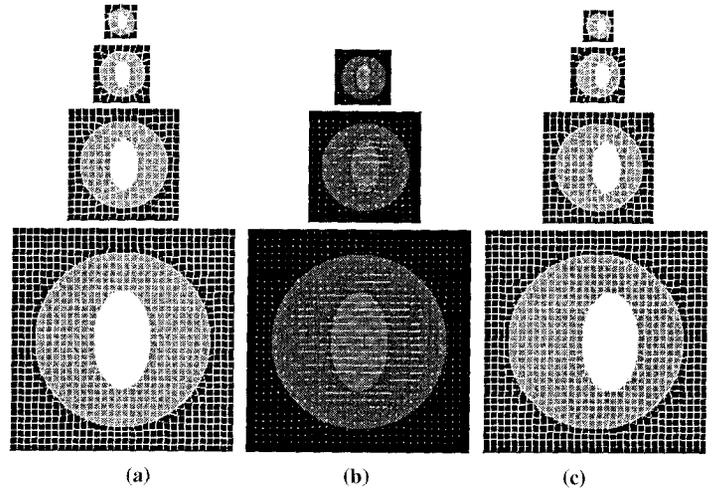


Figure 7. – Application au déplacement d'une ellipse incluse dans un disque. Pyramides construites sur les images de l'ellipse (a) et de l'ellipse traduite (c). Les champs de vecteurs correspondant aux différents niveaux de résolution (b)représentent la translation de l'ellipse dans le disque (le champ de vecteur est superposé à la première image).

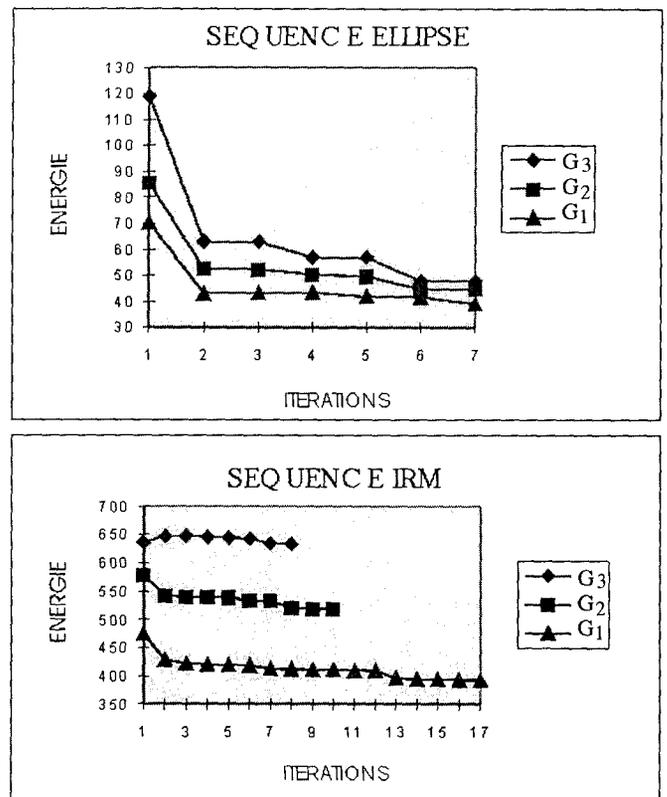
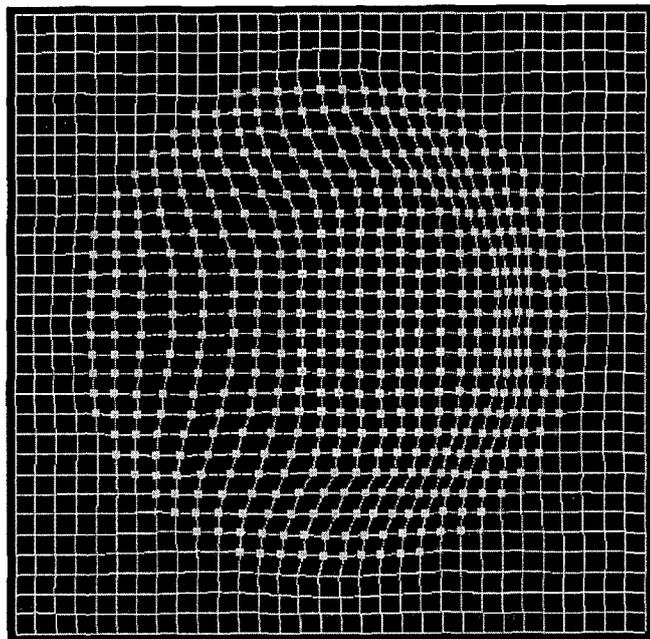


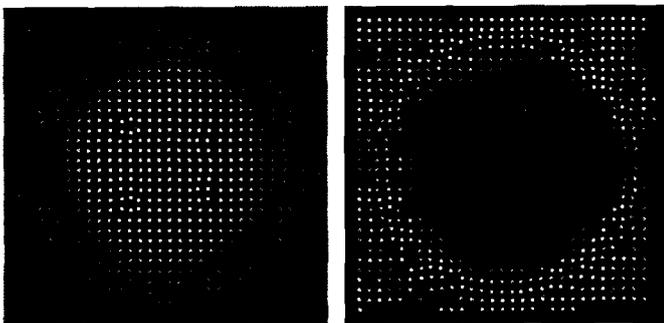
Figure 8. – Énergie J_G en fonction du nombre d'itérations pour trois niveaux de la pyramide.

la mise en correspondance, les paramètres influent sur la forme de la solution, ils permettent d'obtenir un champ très lisse ou au contraire fortement dépendant des déformations locales. Plus la valeur finale de σ est faible moins le champ de déformation est lisse. Le graphique de décroissance de l'énergie J (fig. 8)

montre que pour la séquence ellipse, le gain énergétique est faible en augmentant le nombre de niveaux. En effet les objets sont constitués de basse-fréquences. La translation est retrouvée dès les niveaux de faible résolution. A l'opposé, la séquence IRM contient des déformations dans toutes les bandes de fréquence et la décroissance de l'énergie est continue jusqu'au niveau de résolution le plus élevé. Le temps de convergence est de l'ordre de la minute sur une Sparcstation 10 pour des images de taille 256×256 et des cellules de taille initiale 4×4 . L'erreur quadratique moyenne est de 300,72 pour les images d'ellipse, après convergence cette erreur est réduite à 7,18. Pour les coupes IRM les valeurs sont respectivement de 327,04 et 77,81, sachant que ces images sont perturbées par un bruit de type impulsif.



(a)



(b)

(c)

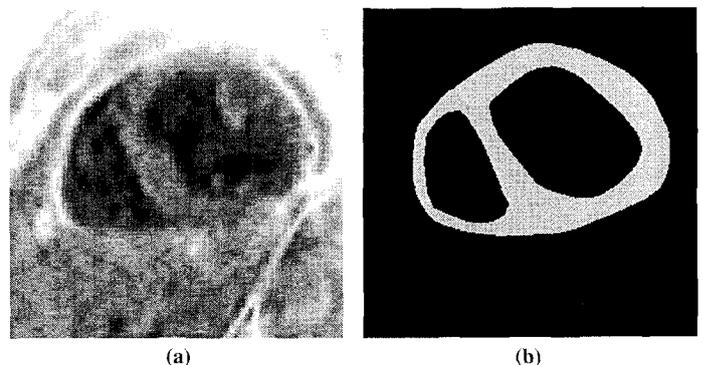
Figure 9. – (a) Visualisation des déformations du graphe G_t après mise en correspondance à G_{t+1} au niveau de résolution le plus fin de la pyramide. La translation de l'ellipse se traduit par une compression de la partie droite du disque et une expansion de sa partie gauche. (b) L'image de module des vecteurs de déplacement montre l'activité des cellules (et de leur voisinage) qui modélisent l'ellipse. (c) L'image de phase montre que les vecteurs de déplacement dans le disque sont horizontaux (le blanc correspond à des déplacements verticaux et le noir à des déplacements horizontaux).

La matrice diagonale de normalisation utilisée pour le calcul de la distance entre cellules permet de rendre prépondérants les paramètres les plus pertinents pour une séquence donnée. Le réglage de ces paramètres est dicté par l'expérience. Le réglage optimal ouvre la voie à d'autres recherches qui sortent du cadre strict de cet article. Cet article présente avant tout une méthode générale reposant sur la notion de cellule et de diffusion de l'information entre cellules, aussi bien pour la représentation que la mise en correspondance des images.

4. application à l'imagerie IRM 2D

Le cœur est un organe élastique dont les déformations sont complexes. La quantification de ces déformations est d'un réel intérêt pour le diagnostic médical. Les images sont acquises en IRM. Cette modalité d'acquisition est non invasive et donne des images de bonne qualité tant en résolution spatiale que temporelle malgré l'effet de moyennage dû à l'acquisition des images sur plusieurs cycles cardiaques. Il est nécessaire de relativiser les résultats en ce qui concerne la précision à obtenir. Le bruit de ce type d'images est assez important, l'utilisation de méthodes multi-échelles permet d'augmenter la robustesse des traitements face au bruit et aux variations locales de la densité et du contraste, tout en diminuant les temps d'exécution. Les cellules sont des objets très souples. Nous utilisons un modèle binaire (fig. 10) du muscle cardiaque pour étiqueter les cellules d'intérêt et les suivre tout au long de la séquence. Ce modèle est construit en définissant les contours des ventricules et du péricarde sur une image de référence au moyen de splines cubiques.

Ces étiquettes permettent d'attacher tous types d'informations (*a priori* ou non) sur des zones particulières des images. De même l'obtention automatique des contours (par approche de type spline sur le graphe des nœuds) ou de toute autre information



(a)

(b)

Figure 10. – (a) Coupe IRM cardiaque extraite de la séquence. (b) Image binaire utilisée pour identifier et suivre une région d'intérêt.

(contractilité, courbure locale ou autre) est grandement facilitée par les possibilités d'extension de la pyramide neuractive. La mise en correspondance de deux pyramides permet d'obtenir le champ des vecteurs de déplacement à chaque niveau de résolution.

Les champs de vecteurs (fig. 11) sont obtenus sans information *a priori* sur la contractilité locale des cellules ni hypothèses fortes sur le champ (du type contrainte sur la divergence). La régularisation intrinsèque permet d'obtenir un champ lisse. L'étiquetage (fig. 12) des cellules permet de suivre directement leur transformation et d'utiliser cette information supplémentaire pour générer directement la surface externe du muscle cardiaque ou pour introduire des aspects particuliers de la modélisation (contraintes géométriques, mécaniques). Ces aspects ne sont pas abordés dans le cadre de cet article. A titre d'exemple, la caractérisation des contractions locales du muscle est effectuée par le calcul de l'évolution de la surface du support S_c attaché aux cellules.

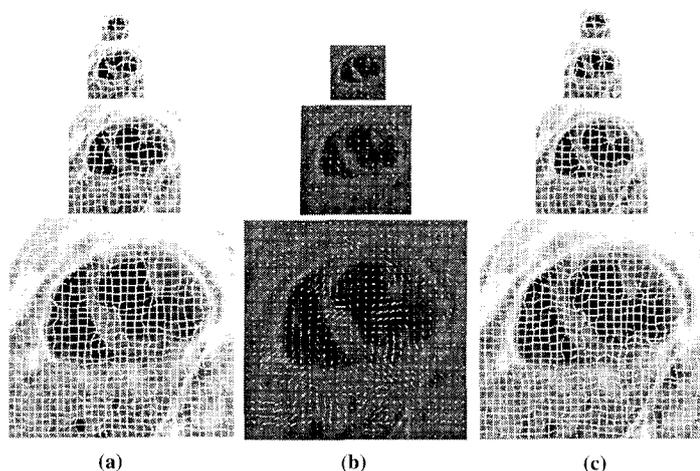


Figure 11. – Pyramides construites sur les images 3 (a) et 4 (c) de la séquence IRM cardiaque de 16 images. (b) Champs de vecteurs correspondants aux différents niveau de résolution.

5. résumé et discussion

Nous avons proposé un nouvel outil pour l'imagerie dynamique basé sur la pyramide neuractive. Cette pyramide de structure classique est composée de deux graphes duaux à chaque niveau de représentation. Un graphe G' d'éléments géométriques de type quadrilatère est construit sur les images à différentes résolutions. Ce maillage s'adapte aux images par minimisation d'une fonction d'énergie globale du graphe. Les éléments déformés définissent des zones d'intérêt dans l'image. Le graphe dual G est constitué de cellules qui reçoivent un vecteur de paramètres calculés sur les mailles de G' . Ces paramètres sont des moments statistiques et des étiquettes pour l'identification et la caractérisation des zones étudiées. La mise en correspondance des pyramides par un opérateur neuronal de type carte auto-organisatrice est une méthode

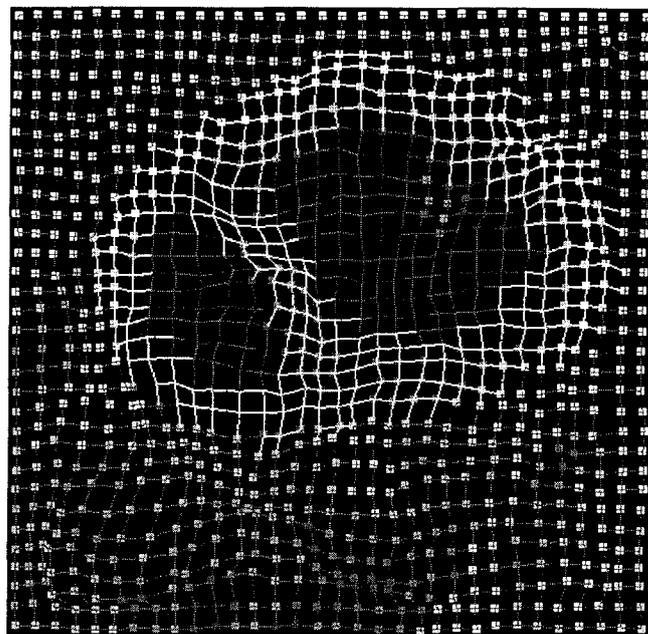


Figure 12. – Visualisation des déformations du graphe G_t après mise en correspondance avec G_{t+1} au niveau de résolution le plus fin de la pyramide. Les contractions et expansions locales des ventricules apparaissent clairement. L'information binaire d'étiquetage correspondant à la zone myocardique est visualisée en blanc sur les liens entre les cellules.

robuste, précise et rapide pour le calcul du champ de vecteurs de déplacement des structures. Les cellules permettent d'accéder sélectivement à l'information. Cette approche multirésolution permet de modéliser les transformations élastiques. L'application de la pyramide à l'imagerie volumique dynamique est directe. Les niveaux de représentations constitués par les cellules deviennent des grilles tridimensionnelles et le support des cellules est cubique. Le voisinage des cellules est alors considéré en 26 connexité.

Remerciements

Ce travail est soutenu par la région Rhône-Alpes dans le cadre du projet « nouvelles architectures parallèles et développement d'applications ». Il s'inscrit dans la thématique du GT3 « modèles déformables dynamiques » du GDR-PRC ISIS du CNRS.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] M. Kass, A. Witkin et D. Tezopoulos, « Snakes : active contour models. » *Int. J. Comput. Vision*, vol. 4, pp. 321-331, 1988.
- [2] Y. Wang et O. Lec, « Active Mesh-A Feature Seeking and Tracking Image Sequence Representation Scheme », *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 3 n°. 5 pp 610-624 Sept 1994.
- [3] L. Cohen and I. Cohen, « finite element methods for active contour models and balloons for 2D and 3 D images », *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, Vol. 15, n°. 11, pp 1131-1147, Nov. 1993.

- [4] S. Benayoun, «calcul local du mouvement : application à l'imagerie médicale multidimensionnelle», *Thèse*, Université de Paris IX - Dauphine, 1994.
- [5] W. C. Huang and D. B. Goldof, «Adaptive-size meshes for rigid and nonrigid shape analysis and synthesis», *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol 15, n° 6, pp 11-616, jun 1993.
- [6] B.K.P. Horn et B.G. Schunk, «Determining the Optical Flow», *Artif. Intell.*, vol. 17 pp 185-203, 1981.
- [7] D. Geiger and J. A. Vlontzlos, «Matching elastic contours», *Comp. Vision and Patt. Recognition*, pp. 602-614, New-York (USA), 1993.
- [8] S.M. Song and R.M. Leahy, «Computation of 3D velocity fields from Cine CT images of a human heart», *IEEE Trans. on Medical Imaging*, Vol.44, pp 155-174, Sep 1991.
- [9] H. Zheng, S.D. Blostein, «Adaptive regularization for motion field estimation», *Signal Processing VI : theories and applications*, pp 1327-1330, 1992.
- [10] B. Serra and M. Berthod, «Subpixel contour matching using continuous dynamic programming», *Comp. Vision and Patt. Recognition*, pp. 202-207, Seattle (USA), June 1994.
- [11] P. Bouthemy, «A maximum likelihood framework for determining moving edges», *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, Vol. 11, n° 5, pp 499-511, May 1989.
- [12] W. I. Grosky and R. Jain, «A pyramid-based approach to segmentation applied to region matching», *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol 8, n° 5, pp 639-650, apr 1986.
- [13] J. L. Crawley and A. C. Sanderson, «Multiple resolution representation and probabilistic matching of 2-D gray scale shape», *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol 9, no. 1, pp 113-121, jan 1987.
- [14] S. Tanimoto, T. Pavlidis, «a hierarchical data structure for picture processing», *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 4, n° 2, pp 104-119, Jun. 1975.
- [15] P.-J. Reissman, I.E. Magnin, «modélisation et mise en correspondance avec la pyramide neuractive», *congrès RFIA Rennes*, Vol. 1, pp 309-317, 1996.
- [16] J.M Jolion, «Analyse d'images : le modèle pyramidal. », *Traitement du signal*, Vol 7, n° 7, pp 5-17, 1990.
- [17] A. Rosenfeld, «Multiresolution image processing and analysis», *Springer-Verlag Berlin*, 1984.
- [18] J.-M. Jolion, A. Rosenfeld, «a pyramid framework for early vision», *Kluwer Academic Publishers*, 1994.
- [19] C. Mathieu, I.E. Magnin, «On the Choice of the first Level on Graph Pyramids», *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, Vol 6, pp 85-96, 1996.
- [20] C. Mathieu, «Segmentation d'images par pyramides souples : application à l'imagerie médicale multidimensionnelle», *these : Institut National des Sciences appliquées, France* 228 p., 1993.
- [21] T. Kohonen, «Self organization and Associative Memory», *Springer-Verlag Berlin*, 1984.
- [22] P. Perez, F. Heitz, «Une approche multiéchelle à l'analyse d'images par champs markoviens», *Traitement du signal*, Vol 9, n° 6, pp 459-472, 1992.
- [23] R. Bajscy, S. Kovacic, «Multiresolution elastic matching», *Computer vision, Graphics and Image Processing*, Vol 46, pp 1-21, 1989.
- [24] Y. Amit, A. Kong, «Graphical templates for model registration», *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, Vol. 18, n° 3, pp 225-236, Mar 1996.
- [25] M. Moshfeghi, S. Ranganath, K. Nawyn, «Three-dimensional elastic matching of volumes», *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 3, n° 2, pp 128-138 Mar 1994.

Manuscrit reçu le 8 Juillet 1996

LES AUTEURS

Pierre-Jean REISSMAN

Pierre-jean Reissman est diplômé de l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon (1993), option Génie Électrique. Il prépare depuis deux ans un doctorat en traitement de l'image à l'unité CREATIS. Ses domaines d'intérêt concernent la modélisation d'objets dynamiques par approches pyramidales et l'imagerie médicale cardiaque.

Isabelle E. MAGNIN

Isabelle Magnin est diplômée de l'École Catholique des Arts et Métiers de Lyon, a reçu le titre de docteur-ingénieur en 1981 et le titre de docteur es sciences en 1987. Depuis 1982 elle est chercheur INSERM à CREATIS. Ses domaines d'intérêt concernent l'imagerie médicale 2D et 3D. Elle est membre IEEE et membre actif du GDR-PRC ISIS.

Patrick CLARYSSE

Patrick Clarysse a préparé un doctorat en Automatique à l'université de Lille en 1991. Son sujet concernait le développement d'un système de localisation 3d assisté par ordinateur pour la chirurgie stéréotaxique neurologique. Depuis octobre 1992, il est chercheur CNRS (section 22 science de la vie) à l'unité CREATIS. Ses domaines d'intérêt actuels sont l'extraction de contours 3D, l'analyse locale et globale du mouvement et les modèles déformables avec une application à la «viabilité cardiaque» en imagerie médicale.