

Coopération de modèles déformables pour l'imagerie cérébrale en 3 dimensions

Nicolas Flasque, Michel Desvignes, Marinette Revenu

► **To cite this version:**

Nicolas Flasque, Michel Desvignes, Marinette Revenu. Coopération de modèles déformables pour l'imagerie cérébrale en 3 dimensions. 16e Colloque GRETSI, 1997, Grenoble, France. pp.733-736, 1997. <hal-00960841>

HAL Id: hal-00960841

<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00960841>

Submitted on 18 Mar 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Coopération de modèles déformables pour l'imagerie cérébrale en 3 dimensions

Nicolas Flasque, Michel Desvignes, Marinette Revenu

GREYC-ISMRA

6, Boulevard Maréchal Juin

F-14050 Caen cedex

{Nicolas.Flasque, Michel.Desvignes, Marinette.Revenu}@greyc.ismra.fr

RÉSUMÉ

Grâce aux techniques d'imagerie modernes, le volume de données sur le cerveau humain rend possible et nécessaire la constitution d'un atlas numérique. Cependant, la variabilité des structures cérébrales entre les individus nécessite l'emploi de transformations non-rigides. Pour les obtenir, nous employons simultanément plusieurs surfaces déformables discrètes sous contraintes. Notre modèle est constitué d'un ensemble masses+ressorts en 3D. Les contraintes géométriques ou topologiques traduisent des connaissances a priori sur les relations spatiales entre les structures cérébrales. Il est ainsi possible de réduire l'importance des facteurs qui limitent habituellement l'emploi des modèles déformables. Nous parvenons avec ce modèle à améliorer la segmentation des structures cérébrales internes.

1. Introduction

L'identification des diverses structures du cerveau est nécessaire dans de nombreuses applications médicales, aussi bien pour le diagnostic que pour la phase opératoire. Citons, entre autres, la prévention de certains accidents vasculaires grâce à l'angiographie IRM; la neuro-chirurgie des tumeurs sub-corticales et l'étude des relations fonction/localisation dans le cortex. L'enjeu de la mise en place d'un atlas numérique des différentes structures internes (ventricule, noyaux gris) est de proposer une aide au praticien, en se basant sur un grand nombre d'examen contrairement aux atlas classiques tel que celui de Talairach [Tala-88].

La variabilité inter-individus, que ce soit au niveau du volume cervical ou de la position des sillons principaux [Desv-96] rend difficile une mise en correspondance avec un atlas numérique. Une phase de recalage non-rigide est indispensable et sa mise en œuvre peut se faire par l'emploi de contours actifs. La topologie des structures cérébrales étant stable, il est possible de représenter chacune des structures à segmenter par un modèle générique où les relations entre ces structures seront traduites par des contraintes géométriques et/ou topologiques.

L'originalité de notre travail est d'exploiter un ensemble de connaissances a priori sur l'anatomie du cerveau dans le cadre d'une démarche de segmentation-identification employant plusieurs surfaces déformables évoluant

ABSTRACT

Due to modern imaging techniques, the amount of data about human brain leads to the constitution of a numerical atlas. Therefore, the variability of cerebral structures between subjects requires the use of non-rigid transformations. To obtain those transformations, we use simultaneously several discrete deformable surfaces evolving under constraints. Our model is a 3D set of masses and springs. The geometrical and topological constraints express a priori knowledge on spatial relationship between cerebral structures. It is thus possible to partially get rid of the classical limitations implied by the use of deformable models. We manage to improve the quality of segmentation for internal cerebral structures.

dynamiquement sous contraintes. Notre modèle est soumis à des forces attractives calculées sur une image de potentiel qui met en évidence les contrastes de l'image originale. Les informations a priori que nous exploitons sont toutes exprimées par des contraintes géométriques ou topologiques entre les différentes surfaces. Le processus mis en œuvre ne sera donc pas constitué que d'une opération de segmentation dirigée uniquement par les données, mais d'une segmentation contrainte par les informations du modèle.

La gestion d'un seul modèle déformable a fait l'objet de nombreux travaux. En identification, l'analyse modale [Scla-95] ou statistique [Coot-92] quantifient les déformations élastiques d'objets pour les classifier. En segmentation, [Bajc-89], [Nast-92] et [Chri-96] ont développé des modèles basés respectivement sur les déformations élastiques de solides (équation de Navier), sur la dynamique d'un ensemble de masses et de ressorts et sur la mécanique des fluides. [Coll-95] propose un recalage fondé sur l'identification de déformations maximisant une fonction de similitude entre niveaux de gris [Mang-95] ajoute une méthode d'évolution sous contraintes purement topologiques, s'appuyant sur une description de frontières entre régions.

La principale difficulté de l'application des modèles déformables réside dans la détermination des positions initiales, qui ne doivent pas être trop éloignées du contour à segmenter sous peine de converger vers des minima locaux, et dans le choix de l'image potentiel.

2. Présentation du modèle

Notre modèle est une extension en 3D du modèle discret masse-ressorts proposé en 2D dans [NAST-92]. Il est décrit par un ensemble de masses $M = \{m_i\}$ repérées par leurs déplacements en 3D $U = \{U_i(t)\}$ et par la matrice $K = \{k_{ij}\}$ décrivant la raideur des ressorts (Figure 1). Les masses représentent un échantillonnage de la surface à traiter et les ressorts modélisent la rigidité et l'élasticité de cette surface. L'échantillonnage de la surface est obtenu par un maillage surfacique en 3D de volumes [Algo-95] repérés manuellement sur une image IRM (Figure 2). Les positions $U_i(t)$ sont repérées en coordonnées réelles ($U_i(t) \in [0, 1]^3$) et sont donc indépendantes de l'espace image. L'évolution du système se fait en appliquant la relation fondamentale de la dynamique en chacune des masses m_i .

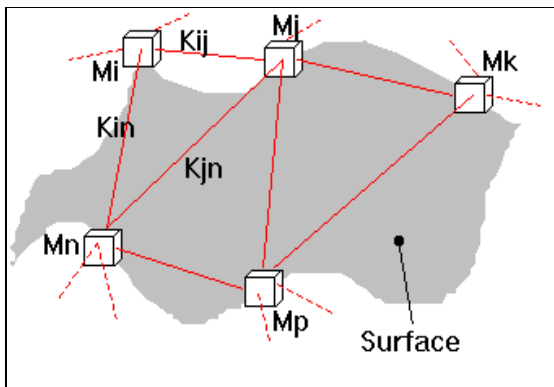


Figure 1: une visualisation du modèle masses - ressorts en 3D

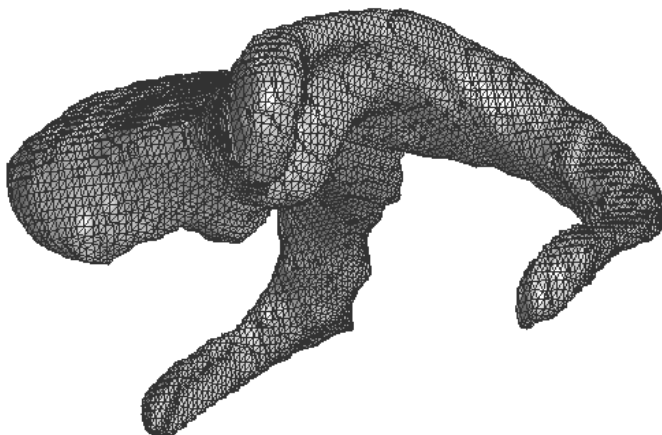


Figure 2 : ensemble masses + ressorts représentant le ventricule cérébral

2.1 Évolution dynamique

La résolution numérique s'effectue par la méthode itérative d'Euler, la vitesse et la position des masses sont remises à jour à chaque instant t par les équations suivantes :

$$\frac{d^2U_i(t)}{dt^2} = M^{-1}(F_{init} + F_{img} + F_{ctr}(t) - C \cdot \frac{dU_i(t)}{dt} + K \cdot U_i(t-1));$$

$$\frac{dU_i(t)}{dt} = \frac{dU_i(t-1)}{dt} + \Delta t \cdot \frac{d^2U_i(t)}{dt^2};$$

$$U_i(t) = U_i(t-1) + \Delta t \cdot \frac{dU_i(t)}{dt}.$$

Le terme $C \cdot \frac{dU_i(t)}{dt}$ représente une force d'amortissement

de coefficients c_i dont le rôle est d'éviter un régime oscillatoire pour l'ensemble des mouvements.

L'évolution dynamique de la surface est soumise à plusieurs forces: F_{img} , F_{ext} , F_{init} , F_{ctr} .

L'énergie image F_{img} , qui attire les masses, est calculée à partir d'une image de potentiel $P(v)$ ($F_{img} = \text{grad}(P(v))$) où les contrastes de l'image originale v sont mis en évidence. On utilise pour $P(v)$ une somme de deux images de gradient lissées, l'un fort pour avoir une estimation correcte des contours, l'autre faible afin d'élargir la zone d'influence des régions d'attraction.

L'énergie interne de la surface est donnée par la tension des ressorts qui assure l'élasticité et par la force d'amortissement.

L'énergie externe $F_{ext}(t)$ représente les informations a priori données sous forme de contraintes.

La force F_{init} maintient la surface dans son état initial. Cette force compense le fait que les ressorts sont de longueur à vide nulle, et tendent donc à se contracter en l'absence de toute autre force.

L'état d'équilibre après convergence correspond à un minimum de l'énergie du système.

2.2 Contraintes

Les contraintes expriment les relations topologiques et géométriques entre les différentes surfaces, comme une distance ou une inclusion. Dans le cas de la segmentation des structures cérébrales, on peut ainsi exprimer que la matière blanche se situe sous la matière grise (inclusion d'une surface dans l'autre), et que cette dernière a une épaisseur de quelques millimètres (distance à respecter). Ces contraintes sont modélisées par des liens entre les masses appartenant à chacune de ces surfaces.

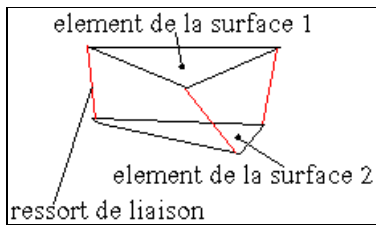


Figure 3 : contrainte de distance

L'utilisation de la méthode itérative d'Euler permet d'exprimer facilement des forces $F_{ctr}(t)$ discontinues, qui ne sont intégrables qu'avec difficulté dans un modèle analytique [Terz-86]. La force associée à la contrainte peut prendre des formes linéaires ou non linéaires :

ressorts dont la raideur varie en fonction de la longueur :

$$F_{ctr} = k.(U_i(t) - U_j(t))^\alpha, \alpha > 0;$$

$$F_{ctr} = k.e^{-\|U_i(t) - U_j(t)\|} \cdot u, \text{ avec } u = \frac{U_i(t) - U_j(t)}{\|U_i(t) - U_j(t)\|};$$

On peut ainsi autoriser une plus grande souplesse qu'avec un simple ressort pour les faibles déplacements et fortement pénaliser les éloignements importants.

ressorts empêchant deux surfaces de se croiser :

$$F_{ctr} = k.(U_i(t) - U_j(t))^\alpha, \alpha < 0; \text{ (énergie infinie pour } U_i(t) = U_j(t))$$

La contrainte de distance élastique (Figure 3) est composée de ressorts de longueur à vide L_0 ($F_{ctr}(t) = k(L(t) - L_0)$).

La contrainte d'inclusion est composée de ressorts qui n'agissent que lorsque la surface théoriquement intérieure est plus éloignée de son centre de gravité que la surface théoriquement extérieure. La contrainte de disjonction (ou exclusion) est basée sur le même type de test.

2.3 Multi-résolution

Des minima locaux peuvent être évités en employant des images à des résolutions moins fine que l'image d'origine. Nous employons une pyramide à plusieurs niveaux (3 ou 4 pour une résolution de 256 x 256 x 124). Le niveau de base (0) est constitué par l'image d'origine et le potentiel associé, le niveau 1 contient une image de résolution 2 fois moindre dans chaque direction, chaque voxel de cette image étant la moyenne de 8 voxels de l'image d'origine. Les surfaces convergent vers un état d'équilibre dans l'image de plus haut niveau, cet état sert de position initiale pour le niveau inférieur. Le placement des surfaces correspondant à des structures de petite taille, susceptibles de ne plus être visibles sur les images de résolution réduite, est assuré par le système de contraintes .

3. Résultats et conclusion

3.1 Test sur une image synthétique

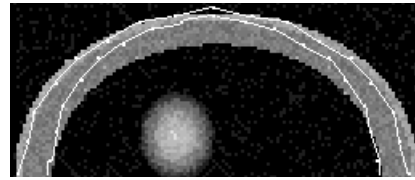


Figure 4.a : Positions initiales des surfaces

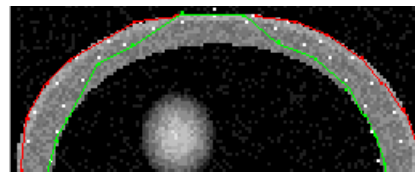


Figure 4.b : Segmentation sans contrainte

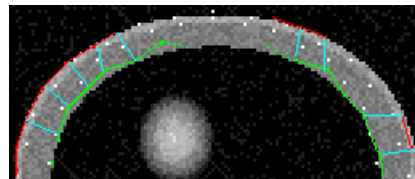


fig 4.c : Segmentation avec contrainte de distance

en blanc : configuration initiale des surfaces déformables; en rouge (resp vert) : position finale de la surface extérieure (resp intérieure). Les contraintes sont visualisées en bleu. Dans l'espace 3D, certains points ont changé de coupe d'une figure à l'autre.

L'objectif de ce test sur une image synthétique 3D est de montrer l'intérêt des contraintes, en particulier vis-à-vis de la position initiale des surfaces. La configuration initiale, volontairement mauvaise (Figure 4.a), de la surface intérieure ne permet pas de segmenter correctement le bord intérieur de notre objet, quels que soient les paramètres du modèle (Figure 4.b). L'ajout d'une contrainte de distance (en bleu) provoque la poussée vers l'intérieur de cette surface (points verts) par la seconde (points rouges), sans changer les autres paramètres du système, et d'obtenir la segmentation voulue (Figure 4.c). Nous avons ici traduit une connaissance a priori sur la distance relative entre les deux surfaces par une contrainte de distance. Ce type de contrainte est dans ce cas suffisant pour améliorer la segmentation. Dans le cas de distance moindres, la présence d'une contrainte d'inclusion (mise en œuvre par ailleurs) peut s'avérer nécessaire.

3.2 Segmentation d'une image IRM

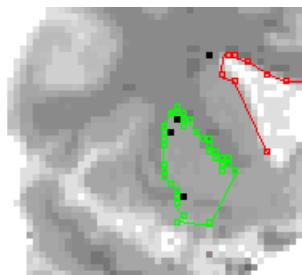


Figure 5.a: vue axiale de la segmentation sans contrainte de distance

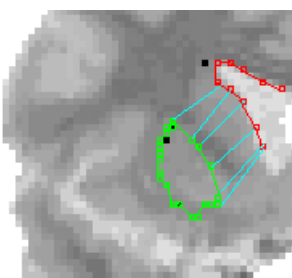


Figure 5.b : segmentation avec contrainte de distance

Nous avons appliqué cette méthode à la segmentation du ventricule (points rouges) et du putamen (points verts) sur une image IRM 3D d'un sujet sain (Figure 5.a et 5.b). Les images de cerveau ont été acquises sur une machine GE-SIGNA 1,5 T au service d'IRM du CHU de Caen. La séquence d'acquisition est de type écho de gradient (SPGR 3D), donnant des images pondérées en T1. Leur résolution est de 256 x 256 x 124 voxels, la taille de voxel est de 1 mm x 1mm x 1,3 mm.

Actuellement, les positions initiales sont obtenues par recalage rigide de surfaces maillées, dans un parallélépipède positionné manuellement. L'ajout de contraintes (en bleu sur la Figure 5.b) permet d'obtenir une segmentation de meilleure qualité, en exploitant une relation de voisinage entre ces deux structures.

3.3 Conclusion

L'intérêt des surfaces déformables choisies est d'autoriser l'expression de contraintes géométriques ou topologiques dans un formalisme unique, qui est celui utilisé pour la description des surfaces déformables et d'introduire des connaissances a priori sur les relations spatiales entre les structures cérébrales, connaissances qui maintiennent une cohérence globale. Ces contraintes, en introduisant un aspect global, permettent de s'affranchir en partie des limitations des contours actifs classiques, liées à la position initiale et à l'image potentiel, et améliorent la segmentation. Notre objectif est d'utiliser ce modèle pour segmenter l'ensemble

des structures internes, en particulier les noyaux gris peu visibles sur les IRM que nous utilisons.

4. Références bibliographiques

- [Algo-95] M.E. Algorri : Génération et simplification de maillages pour la reconstruction de surfaces à partir de points non structurés - *Rapport de Thèse* ENST 95 E 024.
- [Bacj-89] R.Bajcsy, S.Kovacic : Multiresolution Elastic Matching - *CVGIP*, vol. 46, 1989, p 1-21.
- [Chri-96] G. Christensen, R.D. Rabbitt, M.I. Miller : Deformable templates using large deformation kinematics - *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(10), Oct 1996, p 1435-1447.
- [Coll-95] D.L. Collins, A.C. Evans, C. Holmes, T.M. Peters : Automatic segmentation of neuro-anatomical structures from MRI - *IPMI*, 1995, p 139-152.
- [Coot-92] T.F. Cootes, A. Hill, C.J. Taylor, J. Haslam : The use of active shapes models for locating structures in medical images - 1992
- [Desv-96] M. Desvignes, N. Royackkers, M. Revenu : Sulcal variability in a computerized brain atlas - *IEEE / EMBS*, Nov 1996, Amsterdam.
- [Mang-95] F. Mangin et al. : Deformable topological models for segmentation of 3D medical images - *IPMI*, 1995, p 153-164.
- [Nast-92] C. Nastar, N. Ayache : Fast segmentation, tracking, and analysis of deformable objects - *Rapport de recherche INRIA n° 1783*, 1992.
- [Scla-95] S. Sclaroff, A. Pentland : Modal matching for correspondence and recognition - *IEEE - PAMI*, 13(7), 1991, p 715-729.
- [Tala-88] J. Talairach, P. Tournoux : Co-planar stereotaxic atlas of the human brain - *Stuttgart : Georg Thieme Verlag* 1988
- [Terz-86] D. Terzopoulos : Regularization of inverse visual problems involving discontinuities - *IEEE - PAMI*, 8, 1986, p 413-424.

Remerciements :

Dr J.M. Constans
Service IRM
C.H.U. DE CAEN
Av. Côte de Nacre
14033 Caen