

ASM+d : Nouveau modèle de formes actives intégrant une relation spatiale de distance

SAID ETTAIEB, NAWRES KHLIFA, KAMEL HMROUNI

UR-TSTIRF - ENIT, Tunis, Tunisie
BP 37, LE BELVEDERE 1002 Tunis

Said.Ettaieb@isimm.rnu.tn, khalifa_nawres@yahoo.com, kamel.hamrouni@enit.rnu.tn

Résumé - Le modèle à formes actives est une classe de modèles déformables, qui intègre dans le processus de segmentation, des connaissances a priori statistiques sur la forme et les modes de déformation de la structure étudiée [1]. L'apport principal de ce travail consiste en l'extension de cette approche pour intégrer une nouvelle connaissance sur la variation de la distance entre les structures traitées. Cette connaissance est calculée sous forme d'un modèle de distance à partir d'une base d'images exemples et est utilisée pour contraindre l'évolution des modèles de formes. Ce qui permettra d'améliorer les résultats même si les images sont peu contrastées et que les frontières entre les structures sont mal définies. La méthode proposée a été testée sur des images de synthèse et sur des images scintigraphiques pour la localisation des cavités cardiaques du cœur. Les résultats obtenus sont encourageants.

Abstract – Active Shape Models is a class of deformable models, which integrates in the segmentation process, a statistical a priori knowledge on the shape and the deformation modes of studied structural [1]. The principal contribution of this work consists to extend this approach via integration of a new knowledge on the distance variation between existing structures. This knowledge is calculated as a distance model from a training set of images and used to control the shape models progress. That allows improving the results even if images are bad contrasted. The proposed method was tested on synthesized images and real scintigraphic images to delineate the heart cardiac cavities. The obtained results are encouraging.

1 Introduction

La complexité des structures présentes dans les images rend l'extraction automatique des régions d'intérêts difficile et non fiable. Une solution pour pallier à ces difficultés et améliorer les résultats, consiste à intégrer dans le processus de segmentation des connaissances a priori sur les primitives à extraire. Le modèle à formes actives est une classe de modèles déformables, qui intègre dans le processus de segmentation, des connaissances a priori de forme et les modes de déformation des structures visées. Les résultats obtenus dans plusieurs applications [2-7] montrent l'efficacité de cette méthode à extraire des structures complexes. Cependant, cette méthode présente des limitations quand à la dépendance des résultats vis-à-vis de l'initialisation de la courbe. Aussi, les connaissances a priori exploitées, portent uniquement sur la forme et les modes de déformation des structures étudiées. D'autres connaissances a priori paraissent aussi importantes et peuvent être intégrées pour améliorer le processus de segmentation. Ces sont les relations spatiales qui existent entre les structures présentes dans une même scène. En effet, dans de nombreux cas, les structures recherchées possèdent des intensités similaires, et l'information a priori sur la forme uniquement, est insuffisante par séparer les régions d'intérêts. Les relations spatiales constituent des connaissances structurelles pour une image. Elles sont

classées en général en trois grandes familles considérées comme fondamentales. Les relations topologiques, qui permettent de décrire l'adjacence entre objets. Les relations de distance représentant la distance inter-objets et les relations de direction, qui expriment les six directions usuelles [8]. Ces relations sont souvent plus stables que les caractéristiques d'apparence des structures elles mêmes, ce qui devrait permettre de construire des méthodes de segmentation plus robustes [9].

Dans ce contexte, nous proposons dans ce papier un travail original qui consiste à combiner le modèle à formes actives avec une relation spatiale de distance entre les structures d'intérêt. Cette relation est estimée au cours d'une phase d'apprentissage sous forme d'un modèle de distance, en se basant sur une Analyse en Composantes Principales (ACP). Le modèle obtenu servira comme connaissance a priori sur la variation de la distance inter-objets. Il sera utilisé dans la phase de localisation pour garantir le maintien de la distance inter-modèles dans un espace de distance autorisé.

Dans ce qui suit, nous présentons le principe de la méthode proposée. Nous exposons ensuite les résultats obtenus sur des données synthétiques et des données réelles.

2 Méthode proposée

La méthode proposée est basée principalement sur des contraintes de déformation liées aux structures étudiées : une contrainte qui porte sur leur variation en forme et l'autre porte sur la variation de la distance entre elles. Ces deux contraintes (connaissances) sont traduites par deux Modèles. Un modèle de formes pour chaque structure et un modèle de distance qui exprime la variation de la distance entre elles. Ces modèles sont estimés au cours d'une phase d'apprentissage à partir d'une base d'images exemples et utilisés ensuite pour guider l'évolution des formes initiales. Dans ce qui suit, nous rappelons brièvement le principe du modèle de forme avant de présenter l'extension proposée.

2.1 Le modèle à formes actives

Le modèle à formes actives est une technique de segmentation introduite initialement par Cootes et al.[1], pour localiser des objets déformables dans des images médicales. Elle se basée principalement sur une connaissance a priori statistique sur la forme et les modes de déformation des structures d'intérêt. Ces connaissances sont déduites, à partir de N échantillons d'images présentant les variations possibles de la structure étudiée. Dans un premier temps, ces échantillons sont manuellement étiquetés. Sur chaque image, n points caractéristiques sont positionnés sur le contour de la région d'intérêt. Chaque forme sera alors modélisée par un vecteur construit par concaténation des coordonnées des points placés sur son contour (1):

$$V_i = (x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, x_{i3}, y_{i3}, \dots, x_{in}, y_{in}) \quad (1)$$

avec (x_{ij}, y_{ij}) sont les coordonnées du point j dans l'image i .

Ensuite, un algorithme itératif permet d'aligner les formes obtenues. La détermination de la forme moyenne ainsi que les principaux modes et amplitudes de déformation est réalisée par une Analyse en composantes principales (ACP). Finalement, un modèle de formes est obtenu décrivant les variations autorisées de la forme. Ce modèle est défini par l'équation (2) :

$$v = \bar{v} + P_f b_f \quad (2)$$

Avec \bar{v} la forme moyenne, P_f la matrice des principaux modes de déformation de la forme et b_f de une matrice des poids, représentant la projection de la forme v dans la base P_f .

La phase de localisation s'appuie sur ce modèle pour localiser la structure recherchée. Elle consiste à commencer par une estimation initiale, placée proche du contour cible sur l'image à segmenter (généralement la forme moyenne). Il faudrait ensuite, déplacer itérativement cette estimation vers les frontières de la structure étudiée, en se basant sur les propriétés de luminance de l'image. A chaque itération, la nouvelle

forme obtenue, doit appartenir à l'espace autorisé imposé par le modèle de forme (équation (2)), jusqu'à convergence.

2.2 Extension de modèle à formes actives : Intégration d'une relation spatiale de distance

L'idée de base de ce travail consiste à exploiter, en plus de la connaissance a priori sur la forme et les modes de déformation des structures étudiées, une autre connaissance sur la variation de la distance entre ces structures. Cette nouvelle connaissance est estimée au cours d'une phase d'apprentissage qui vise à déduire à partir d'un ensemble d'échantillons d'images et en se basant sur une Analyse en Composantes Principales, un modèle de distance décrivant un espace de variation autorisée de la distance entre les structures. Ceci permet de contrôler, l'évolution des estimations initiales au cours de la phase de localisation et garantir le maintien de la distance inter-modèle dans l'espace autorisé. Ainsi les collisions et l'éloignement des formes sont évitées.

2.2.1 Calcul du modèle de distance

Le calcul du modèle de distance se fait en même temps que celui des modèles de formes. En effet, si on considère une base composée de N images, soit une image i présentant une forme particulière de deux structures d'intérêts. La construction de modèles de forme pour chaque structure, nécessite l'extraction de leurs formes en plaçant un nombre suffisant de points caractéristiques sur les contours. Ainsi, ces deux formes seront représentées par deux vecteurs donnés par les équations (3) et (4).

$$V_{i1} = (x_{i11}, y_{i11}, x_{i21}, y_{i21}, \dots, x_{in1}, y_{in1}) \quad (3)$$

$$V_{i2} = (x_{i12}, y_{i12}, x_{i22}, y_{i22}, \dots, x_{im2}, y_{im2}) \quad (4)$$

La distance entre V_{i1} et V_{i2} est définie comme étant la distance entre leurs deux points caractéristiques les plus proches :

$$dV_{i1}V_{i2} = \min(\alpha_{ij}) \quad (5)$$

avec α_{ij} est la distance euclidienne entre le point i de V_{i1} et le point j de V_{i2} ($1 \leq i \leq n$ et $1 \leq j \leq m$, n et m étant respectivement le nombre de points caractéristiques modélisant la première et la deuxième structure).

En calculant la distance entre les structures cibles à partir de chaque image de la base d'apprentissage, on obtient un vecteur de distance :

$$D = \{ d_1, d_2, \dots, d_i, \dots, d_N \} \quad (6)$$

d_i étant la distance entre les structures étudiées dans l'image i . La distance moyenne est ainsi donnée par l'équation (7).

$$D_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad (7)$$

En appliquant une analyse ACP, on peut déduire les modes ainsi que les amplitudes de variation de la distance. Cette phase permet ainsi de construire le modèle de distance qui décrit le domaine de variation autorisée de la distance entre les structures traitées. Ce modèle est défini par l'équation

$$d = D_m + P_d b_d \quad (8)$$

avec P_d le vecteur de principaux modes de variation de la distance, et b_d la projection de la distance d sur le vecteur P_d .

2.2.2 Phase de localisation

L'étape d'initialisation consiste à placer sur l'image à segmenter deux formes : Une forme 1, proche de la première structure et une forme 2, proche de la deuxième structure. Ces deux formes initiales évoluent en appliquant les modèles de formes associés. Ceci donne, d'abord, deux nouvelles formes $R1$ et $R2$. Le calcul de la distance entre $R1$ et $R2$ et l'application du modèle de distance permet de déplacer les deux formes $R1$ et $R2$ vers de nouvelles positions. Ce processus est itéré jusqu'à convergence. Ainsi cet algorithme tient compte de deux informations essentielles : Les contraintes de forme liées à chaque structure et une contrainte globale de distance entre elle. Le diagramme de la figure-1 présente l'algorithme de localisation.

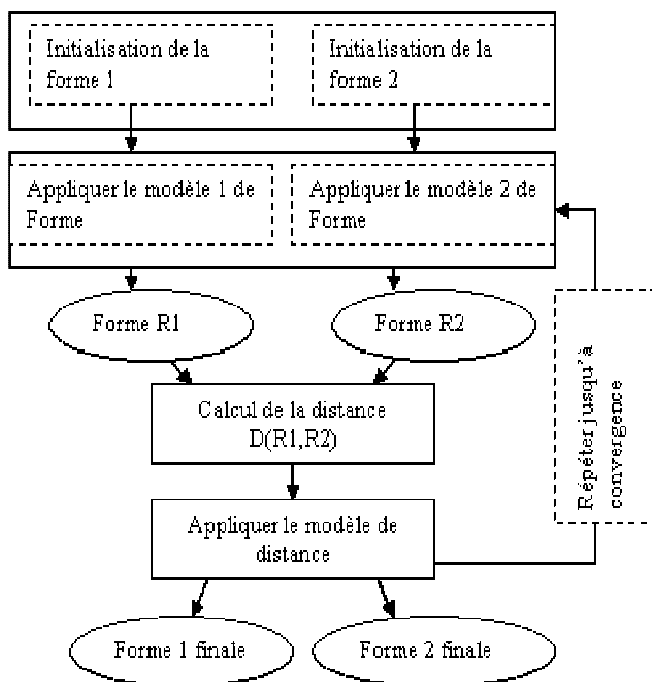


Figure 1 : Diagramme de l'algorithme de localisation

3 Résultats et discussion

Pour tester les performances du nouveau modèle, l'algorithme de détection a été appliqué sur des données synthétiques et réelles. Pour les données synthétiques, nous avons construit manuellement une base de 20 échantillons d'images qui servira pour l'apprentissage. Cette base représente la variation en forme et en distance de deux structures quelconques. Ensuite une phase d'apprentissage est appliquée pour extraire la forme de deux objets et calculer ensuite le modèle de forme associé à chaque objet ainsi que le modèle de distance correspondant. Les résultats de localisation obtenus sont présentés par la figure-2 :

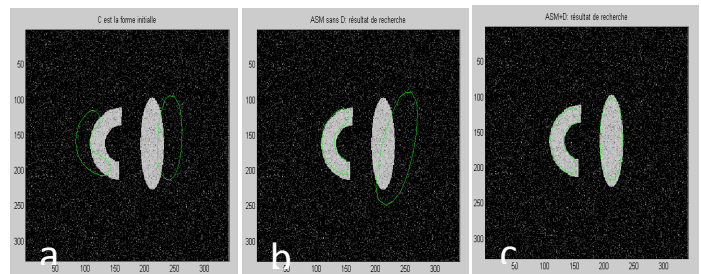


Figure-2: Exemples de résultats de localisation sur des données synthétiques : (a) : initialisation de formes, (b) : résultats en utilisant l'ASM, (c) : résultats en utilisant l'ASM+d

Comme application réelle, nous avons choisi la détection des cavités cardiaques dans des images scintigraphiques. Nous avons considéré alors une base de 60 images de scintigraphie cardiaque, sélectionnées à partir de 10 séquences issues de 10 patients différents de manières à couvrir les différentes variations possibles des cavités cardiaques. 40 images de la base ont été utilisées pour l'apprentissage et le reste ont été utilisées pour les tests. L'extraction des régions d'intérêts est achevée en plaçant 20 points caractéristiques sur le contour de ventricule gauche et 30 points sur le ventricule droit (figure-3). Ainsi, les modèles de formes et de distance ont été estimés.

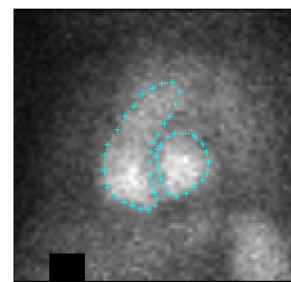


Figure-3 : Exemple d'extraction manuelle des cavités cardiaques sur une image de la base d'apprentissage.

La figure-4 montre un échantillon de résultats de localisation obtenus sur la même image mais avec deux différentes initialisations. La première colonne montre les formes initiales. La colonne du milieu montre les résultats obtenus sans modèle de distance et la colonne de droite montre les résultats obtenus avec l'application du modèle de distance.

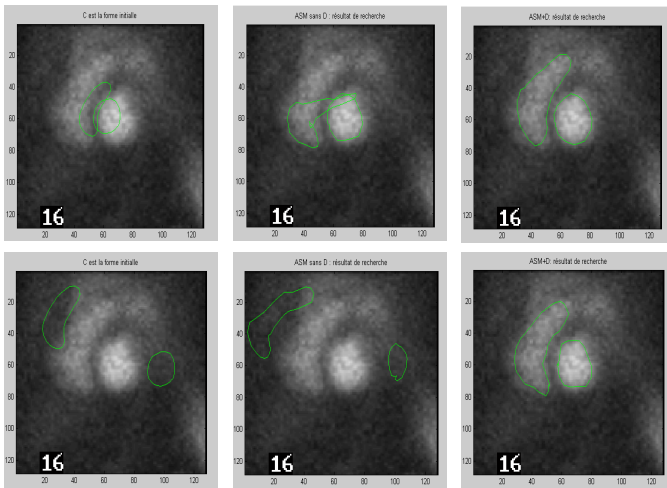


Figure 4: Exemples de résultats de localisation des cavités cardiaques (la colonne à gauche correspond à l'initialisation, la colonne du milieu correspond aux résultats en utilisant l'ASM et la colonne de droite correspondant aux résultats en utilisant l'ASM+d)

Les résultats obtenus, que ce soit sur les données synthétiques ou réelles, montrent l'apport de la contrainte de distance intégrée. En effet, les figures 2 et 4 montrent, qu'en ajoutant la contrainte de distance (ASM+d), les modèles convergent bien vers les contours recherchés. Contrairement, dans le cas de modèle de forme classique (ASM sans distance), les modèles risquent de diverger. Nous pouvons ainsi déduire que l'intégration de la contrainte de distance a forcé les modèles de formes à évoluer dans un espace acceptable de distance que nous appelons «Espace de Distances Autorisées», ce qui permet d'éviter la collision et l'éloignement de modèles de formes. Ceci montre l'efficacité de la méthode de segmentation proposée même en présence d'images à faible contraste et de structures voisines d'intensités similaires.

4 Conclusion

Dans ce papier, nous avons présenté une méthode de segmentation originale, qui consiste en une extension de modèles à formes actives. Il s'agit de l'intégration d'une nouvelle contrainte de distance inter-objets dans une même image. Cette contrainte est calculée sous forme d'un modèle de distance à partir d'une base d'images exemples et est utilisée pour contraindre l'évolution des modèles de formes. Les résultats obtenus montrent bien l'efficacité de la méthode proposée. En effet, la contrainte ajoutée, a permis de forcer les modèles de formes à évoluer vers les contours des structures cibles en respectant une certaine distance. Cependant, dans cette application nous n'avons considéré que la segmentation de deux objets, nous proposons, dans nos futurs travaux, de traiter le cas de localisation de n objets. Nous proposons aussi d'intégrer d'autres connaissances a priori sur les relations spatiales inter-objets tel que les relations de direction.

5 Références

- [1] T. Cootes, C. Taylor, D. Cooper and J. Graham. Active Shape Models – Their Training and Application. *Computer Vision and Image Understanding*, January Vol. 61, No. 1, pp 38-59. 1995
- [2] S. Ettaieb, N. Khelifa and K. Hamrouni. Follow up of the left ventricle movement in dynamic scintigraphic images based on a spatio-temporal priori knowledge. 4th International Symposium on Image/Video Communications over fixed and mobile networks. ISIVC 2008. Bilbao Spain. July 9-11, 2008
- [3] H. Ghassan, T Gustavsson. Combining Snakes and Active Shape Models for Segmenting the Human Left Ventricle in Echocardiography Images. *IEEE Computers in Cardiology Vol 27*. 2000
- [4] P. He and J. Zheng. 'Segmentation of tibia bone in Ultrasound images using Active Shape Models'. 23rd Annual Conference– IEEE/EMBS, Istanbul, TURKEY. Oct 2001
- [5] T. Cootes, A. Hill, C. Taylor, and J. Haslam. The use of active shape models for locating structures in medical images. *Image and Vision Computing* 12(6):355- 366. 1994
- [6] Z. zheng, F. yang . Enhanced active shape model for facial feature localization Proceedings of the Seventh International Conference on Machine Learning and Kunming, 12-15 July 2008
- [7] Matthias Seise, Stephen J. McKenna and Carlos A. Wigderowitz. Learning Active Shape Models for Bifurcating Contours. *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 26, no. 5, may 2007
- [8] O. Colliot. Représentation, évaluation et utilisation de relations spatiales pour l'interprétation d'images. Application à la reconnaissance de structures anatomiques en imagerie médicale. Thèse de doctorat, Telecom Paris, Septembre 2003
- [9] O. Colliot, O. Camara, and I. Bloch. Un modèle déformable intégrant des relations spatiales pour la segmentation de structures cérébrales. *Revue I3- Information, Interaction, Intelligence*, 2005.