Suivi dynamique des mouvements fluides par appariement de squelettes morphologiques linéarisés

Frédéric Barbaresco, Lionel Défourneaux, Samuel Legoupil & Bernard Monnier

THOMSON-CSF AIRSYS, Radar Development Unit, Service Algorithmes & Etudes Fonctionnelles (RD/RDTA) 7/9, rue des Mathurins 92221 Bagneux, FRANCE

Frederic.Barbaresco@airsys.thomson-csf.com, Bernard.Monnier@airsys.thomson-csf.com

Résumé - Nous proposons un algorithme permettant la prédiction et le suivi de déformations fluides complexes (non modélisables par des approches paramétriques), donnant lieu éventuellement à des changements de topologie, à partir d'une mise en correspondance des squelettes morphologiques linéarisés. L'approche squelette permet de traiter conjointement les phénomènes d'advection (déplacement) par le corps du squelette et ceux de convection (inflation/déflation) par les rayons associés à leur axe médian. Le squelette est calculé de façon robuste par une méthode récemment développée à partir de la carte de distance de Danielson. L'appariement des squelettes linéarisés est obtenu par un algorithme récursif de relaxation/labelisation issu des travaux de Zucker. Du champ de vecteurs lacunaire d'appariement est interpolé un champ dense par filtrage gaussien, qui va permettre la prédiction des déformations fluides en l'appliquant aux squelettes initiaux et en reconstruisant les formes à partir des squelettes ainsi transformés. L'algorithme est illustré dans le cas applicatif de suivi de fouillis radar.

Abstract - This paper describes an algorithm well-adapted for complex fluid deformations (for which parametric model approaches fail) tracking, with potential topological changes, based on linearized morphological skeletons matching. Skeleton approach allows to manage jointly advection processes (fluid displacements) with the skeletons bodies and convection processes (expansion/compression) with radii of their median axis. Robust skeleton computation is deduced from Danielson's euclidean distance map. Linearized skeletons matching is processed by a Zucker's algorithm based on a recursive relaxation/labelisation method. A dense vectors field is interpolated and regularized by gaussian smoothing, from the lacunar vectors field provided by skeletons matching. Then, initial skeletons are displaced according to this field. Finally, fluid deformations forecasting is obtained by inverse shape building from previous displaced skeletons. This algorithm is illustrated for radar clutter tracking applications.

1. Préambule

Le problème du suivi dynamique des mouvements fluides est un thème de recherche nouveau en traitement d'image (image satellite d'observation de phénomènes physiques : météorologie, océanographie ...; image de suivi des catastrophes naturelles : inondations, avalanches, fumées,; image de mesure : mécanique des fluides, imagerie médicale, ...) Certains auteurs proposent des méthodes basées sur la mise en correspondance de points caractéristiques de l'image (extremum de courbure, invariants différentiels, ...) ou bien alors la mise en correspondance globale des contours. Ces méthodes le plus souvent échouent car les élèments appariés possèdent une très mauvaise stationnarité d'image à image. Pour palier à cet inconvénient, nous proposons de prédire à court terme les déformations fluides en appariant les squelettes des formes sur une séquence d'image. Cet appariement est effectué par un algorithme de relaxation/labelisation entre couples d'éléments du graphe décrivant les squelettes. En différenciant, mise en correspondance du squelette et suivi de l'axe médian associé (prédiction d'évolution des rayons des boules), on traite ,de façon séparée, les problèmes d'advection (déplacement) convection et de (expansion/décroissance). Cette approche permet de gérer des déformations très complexes que ne pourraient pas traiter les modèles classiques de déformations : modèles affines et d'autres modèles paramétriques plus compliqués. Notre algorithme est également robuste face aux changements de topologie (les appariements locaux dans les zones concernées ne sont pas pris en compte dans l'appariement global servant à la prédiction). Nous traitons le problème pour le cas applicatif radar de suivi dynamique des fouillis atmosphériques [7,8,9,13] (utilisation civile de prédiction à court terme d'évolution des précipitations orageuses sur des données radar météorologiques).

2. Pré-traitement des images et extraction des squelettes morphologiques

Avant d'appliquer l'algorithme de calcul du squelette, l'image subit des traitements morphologiques pour lisser le contour des formes extraites et ne conserver que l'information utile. L'extraction des squelettes, proprement dite :

$$SK(X) = \begin{cases} M / B_{r_M}(M) \subset X, \overline{\exists}(r', M') \neq (r, M) \\ \text{avec } B_{r'_M}(M') \subset X \text{ et } B_{r_M}(M) \subset B_{r'_M}(M') \end{cases}$$
(1)

$$X = \bigcup_{M \in \mathcal{SK}(X)} B_{r_M}(M)$$
⁽²⁾

est obtenue par l'algorithme de Fernandez-Vidal & Malandain [2,3] par double seuillage à partir de la carte de distance de Danielson [1] :

$$\rho(M) = d(M, \overline{X}) = \inf_{\substack{P \in \overline{X} \\ P \in \overline{X}}} d(M, P)$$
(3)

L'algorithme utilise le fait que la carte de Danielson fournit non seulement la distance au contour mais également le point le plus proche P sur le contour au point considéré M. Le squelette est alors obtenu en effectuant un seuillage soit



Fig. 1 : Principe de calcul des squelettes

Cet algorithme possède l'avantage d'être de programmation simple, de pouvoir être étendu au cas 3D et d'être robuste (conservation de la connexité et réduction du nombre de barbules parasites par double seuillage).

Nous avons amélioré la procédure en ajoutant un algorithme qui permet de supprimer les barbules parasites restant à partir d'un critère prenant en compte le ratio entre la distance moyenne au contour sur la longueur du barbule). Une fois les squelettes calculés, il sont décrits sous forme de graphe à partir de la série de procédures suivantes : amincissement, extraction des points caractéristiques (points d'extrémité, points de jonction, points de courbure extremale), linéarisation du squelette à partir des points de description précédents et labelisation des éléments du squelette linéarisé consistuant le graphe final.



Fig. 2 : Carte de Danielson de la distance Euclidienne au contour et squelette morphologique associé

3. Mise en correspondance des squelettes par relaxation/labelisation

Nous proposons pour l'appariement des squelettes, un algorithme de relaxation/labelisation initialement défini par Hummel [5] et appliqué à l'appariement de segments par S. Legoupil [6] pour une application de mise en correspondance de structures cérébrales. C'est une méthode itérative qui optimise des contraintes définies entre paires d'objets (i,j) de la structure graphe des squelettes avec des

pairs de labels (I,J) des structures comparables sur l'image suivante :



Fig. 3 : structure graphe du squelette linéarisé

On définit alors une fonction de coût $R_{ij}(I, J)$ proportionnelle à l'intensité de la contrainte entre les paires (i,I) et (j,J) et à la vraisemblance que l'objet i correponde au label I, notée $P_i(I)$. A chaque étape, la labelisation est ajustée en maximisant le gain $A(\overline{p})$:

$$A(\overline{p}) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{I} \sum_{j=1}^{n} \sum_{J} p_i(I) p_j(J) R_{ij}(I, J)$$

$$avec \quad I, J \in D_{ij} \text{ (ensemble des paires (I,J))}$$

$$(4)$$

Le gain est maximisé itérativement par un algorithme de type gradient. Hummel [5] a montré qu'une bonne approximation pour le nouvel appariement est donnée par :

$$p_{i}^{k}(I) = p_{i}^{k-1}(I) \left[1 + \sum_{j=1}^{n} \sum_{J=1}^{N} 2 \times p_{j}^{k-1}(J) R_{ij}(I,J) \right]$$

$$avec \quad q_{i}^{k-1}(I) = \sum_{j=1}^{n} \sum_{J=1}^{N} 2 \times p_{j}^{k-1}(J) R_{ij}(I,J)$$
(5)

Le processus est répété jusqu'à l'appariement individuel de chaque élément.

Des relations de similarité $\rho_k(i, j)$ associées aux contraintes sont décrites sous formes de paramètres géométriques entre les segments de la structure de graphe du squelette. La fonction de contrainte $R_{ii}(I, J)$ est alors définie par :

$$R_{ij}(I,J) = \exp\left\{-\sum_{k} \left|\frac{\rho_{k}(i,j) - \rho_{k}(I,J)}{\sigma_{k}}\right|\right\}$$
(6)

avec σ_k : facteur de pondérati on

 $\rho_k(i,j)$ est défini pour k=1,...,3 . La première relation consiste en la plus petite distance entre deux segments, la seconde relation introduit la position relative des segments par rapport aux coordonnées de vecteurs définies entre les milieux des segments, et la dernière relation est fournie par l'angle entre les segments. Pour liser temporellement, on ajoute deux relations concernant la stationarité entre vecteurs appariés dans le temps.

4. Interpolation du champ de vecteurs du mouvement fluide

Sous l'hypothèse que le champ de vecteur est cohérent spatialement, on élimine les appariements abbérants par des tests adaptatifs. Ensuite, on applique une interpolation linéaire gaussienne sur le champ de vecteurs lacunaire d'appariement pour estimer un champ dense de vecteurs de « déplacement apparent », pour chaque vecteur de l'image.



Fig. 4 : résultat d'appariement fournissant le champ de vecteurs lacunaire & interpolation du champ dense

5. Prédiction des déformations fluides par application du champ dense de déplacement aux squelettes

L'algorithme final de prédiction d'évolution de la déformation fluide et l'estimation du champ de vecteurs de déplacement apparent est donné dans le schéma suivant :



Fig.5 : schéma de l'algorithme de prédiction de la déformation fluide

L'algorithme complet de prédiction est constitué de 3 parties distinctes : calcul des squelettes à partir de la carte de Danielson et construction du graphe associé, mise en correspondance des graphes par relaxation/labelisation et estimation du champ dense des vecteurs de « déplacement apparent » par interpolation. Finalement, la prédiction d'évolution de la forme est obtenue en déformant le squelette primaire courant en fonction du champ de vecteurs de « déplacement apparent ». Pour gérer les phénomènes de convection, l'axe médian (rayon des boules maximales) fait l'objet d'un suivi et d'une prédiction en parallèle.



Fig. 6 : Principe de l'algorithme de prédiction

6. Calcul de performance sur la prédiction de déformation

Pour valider nos algorithmes, nous avons tester la prédiction sur des images radar météorologiques échantillonnées toutes les 5 mn. Nous avons calculé un critère de performance pour une prédiction de 5mn à 1 heure par pas de 5 mn (Fig. 9) :

$$C_r = (Im) \cap (Im)$$

To+Dt forecast T0+Dt real

Nous donnons un exemple de prédiction à 15 mn à partir de 2 images successives échantillonnées à 5 mn, en appliquant trois fois le champ dense de vecteurs sur les squelettes :

///////////////////////////////////////	//////////////////////////////////////
11111111111111111111111111111111111111	//////////////////////////////////////
11111111111111111111111111111111111111	//////////////////////////////////////
11/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1/1	131111111111111111111111111111111111111
111111111111111111111111111111111111111	///////////////////////////////////////
	111111111111111111111111111111111111111
111111111111111111111111111111111111111	11111111111111111111111111111111111111
111111111111111111111111111111111111111	111111111111111111111111111111111111111
111111111111111111111111111111111111111	11111111111111111111111
111111111111111111111111111111111111111	111111111111111111111111111111111111111
	///////////////////////////////////////
///////////////////////////////////////	
//////////////////////////////////////	
	777777777777777777777777777777777
111111111111111111111111111111111111111	
//////////////////////////////////////	
	///////////////////////////////////////
///////////////////////////////////////	///////////////////////////////////////
//////////////////////////////////////	//////////////////////////////////////

a) champ vecteurs à T0 b) champ vecteurs à T0+5mn Fig.7 : Interpolation du champ dense de vecteurs



a) Image T0 b) Image T0+15mn et Prédiction TO+15mn et Prédiction TO+15mn Fig. 8 : Prédiction à 15 mn pour un échantillonage à 5 mn



Fig. 9 : Performances de prédiction de 5 mn à 1 heure

Pour des prédiction au delà de 30 mn, on utilise la multirésolution. Cet algorithme est ensuite appliqué pour différents seuils de l'image (suivi des différents isophotes de l'image) et une image composite est reconstituée par combinaison logique des différentes prédictions individuelles. Dans le cas le plus fin, on peut suivre ainsi toutes les lignes de niveaux de l'image pour caractériser et suivre la déformation fluide. Notre algorithme gère de façon robuste les changements de topologie.

8. Remerciements

Nous tenons à exprimer nos remerciements au SPAé (DGA), qui a financé la plupart des études ayant servies à définir cette chaîne algorithmique. Nous remercions également METEOFRANCE qui nous a fourni les données, issues de radar météorologiques.

Références

- Per-Erik Danielson, « Euclidean Distance Mapping », Computer Graphics & Image Processing, vol.14, pp. 227-248, 1980
- [2] S. Fernandez-Vidal & G. Malandain, « Squelettes Euclidiens d'objets discrets n-dimensionnels », Projet Epidaure, Rapport INRIA n°2771, Janvier 1996
- [3] S. Fernandez-Vidal & G. Malandain, « Digital Euclidean Skeleton in n-D », 9th SCIA, Sweden, 1995
- [4] F. Pépin, « Squelettisation de regions et mise en correspondance par relaxation : application à la vision 3D », PhD Thesis, University Paris 6, 5 Dec. 1990
- [5] R.A. Hummel, S.W. Zucker, «On the Foundations of Relaxation Labeling Processes », IEEE Trans. on PAMI, vol. 15, n°3, pp. 267-287, May 1983
- [6] S. Legoupil & al., « Matching of Curvilinear Structures : Application to the Identification of Cortical Sulci on 3D magnetic Resonance Brain Image », Pattern Recognition in Practice IV, E.S. Gelsema & L.N. Kanal, pp. 185-195, Elsevier Science B.V., 1994
- [7] F. Barbaresco & B. Monnier, «Thunderstorm Tracking with Radar Image Processing Based on Morphological Skeleton Matching », 29th Int. Conf. on Radar Meteorology, Montreal, Juillet 1999
- [8] F. Barbaresco & B. Monnier, «Dynamic Clutter Tracking by Radar Image Processing Based On Morphological Skeleton Matching & Static Clutter Segmentation By Geodesic Active Contour », Colloque International Radar, Brest, Mai, 1999
- [9] F. Barbaresco, L. Desfouneaux, S. Legoupil & B. Monnier, «Thunderstorm Tracking with Radar Image Processing Based on Model-Constrained Geodesic Active Contour & Skeleton Matching By a Relaxation Labeling Process », RADME-98, Rome, June 1998
- [10] F. Barbaresco, C. Herboux & J. Lambert, « Segmentation spatio-temporelle et suivi dynamique des fouillis radar », Traitement du Signal vol.13, 1997 & actes journée thématique ISIS, Marly-Le-Roi, 1997
- [11] F. Barbaresco, B. Monnier, S. Bonney et J. Lambert «Contours Actifs Geodesiques et à Modèles Contraints pour le Suivi des Orages dans un Contexte Multisenseur : Radar, Interferomètre VHF, Satellite IR », Proc. GRETSI-97, pp. 717-720, Grenoble, Sept. 1997
- [12] F. Barbaresco, S. Bonney, J. Lambert & B. Monnier, « Motion-Based Segmentation and Tracking of Dynamic Radar Clutters », IEEE International Conference on Image Processing, ICIP-96, Lausanne, 16-19 Sept. 1996
- [13] B. Monnier & F. Barbaresco « 4MIDaBLE», Technical Annex, European Commission, IVth Framework DG VII Task 4.1.1.4/16, 1996-97