

Poursuite et reconnaissance d'objets dans une séquence infrarouge par contours actifs robustes incrémentaux et réseaux neuronaux

J.-f. BONNET^{*,**}, D. DUCLOS^{*}, R.SAMY^{***}, G.STAMON^{**}

^{*}SAGEM DDS
URD08
72 rue de la tour Billy
95100 Argenteuil

^{**}Laboratoire SIP
Univ. Paris 5 R.Descartes
UFR Math.-Informatique
45 Rue des St Peres 75007 PARIS

^{***}SAT DRT/DDP
11 rue Watt, BP 370
75013 PARIS

bonjf@math-info.univ-paris5.fr

RÉSUMÉ

Cet article présente une chaîne de traitement de séquences d'images fournies par un capteur infrarouge aéroporté. Il s'agit de pouvoir isoler, poursuivre et identifier un objet à partir d'une séquence d'images, que la cible soit en mouvement ou en déformation apparente. Lorsque les images sont bruitées et faiblement contrastées, les traitements classiques atteignent leurs limites et sont souvent insuffisants. Dans le cadre de notre étude, la segmentation et la poursuite sont réalisées par des contours actifs de type « snake », appelés snakes robustes. Adaptés, ils permettent la poursuite dans des conditions difficiles.

Dans ce contexte hostile où on ne dispose pas de modèle des cibles, la reconnaissance est réalisée par un réseau de neurones à partir d'attributs extraits de la segmentation fournie par le snake.

1 Introduction

Dans la plupart des applications de vision par ordinateur les objets sont souvent bien résolus et peu de perturbations affectent l'acquisition des images et les traitements.

Il existe cependant des applications spécifiques où les objets sont peu résolus et où l'on doit recueillir le maximum d'informations sur ces objets dans un environnement hostile et non coopératif.

Tel est le cas dans des contextes de surveillance aéroportées où la poursuite et la reconnaissance constituent des fonctions essentielles pour l'évaluation des menaces et pour le choix des ripostes.

Notre étude se situe dans ce contexte. Notre chaîne de traitements se compose donc d'une étape de segmentation - poursuite, puis d'une étape de reconnaissance.

La segmentation de l'image génère des régions parmi lesquelles on peut retrouver les silhouettes approximatives des objets.

ABSTRACT

This paper presents a tracking and recognition processing scheme using airborne infrared images sequence. The goal is to extract and recognize deformable infrared target signature when image contrast and quality get low.

We use specific active contours named "robust snakes" in order to segment and track the target. As these snakes are specially adapted to this purpose, they can track the object in a difficult context.

In this hostile context target models are not available, thus the classification is obtained using a neural network fed by features extracted from the segmentation performed by the snake.

La poursuite aura pour objectif de suivre ces objets à partir des silhouettes et de gérer leurs variations dans le temps. Ces variations sont dues aux différentes perturbations des capteurs mobiles, à la variation du contraste objet - fond, au mouvements des objets dans la scène, et à l'évolution de la forme apparente de la cible.

Les algorithmes classiques de poursuite basés sur la corrélation de contraste n'étant pas adaptatifs, ils sont souvent mis à défaut lors de variations importantes de la silhouette ou du manque de contraste local.

La technique utilisée ici pour s'affranchir de ce problème est basée sur l'utilisation de contours actifs de type « snakes ». Un snake est une courbe paramétrée plane pour laquelle une énergie fonctionnelle est définie. La formulation générale de cette énergie dépend directement de la morphologie de la courbe et des caractéristiques photométriques des pixels de l'image sur lesquels se positionnent les points constitutifs de cette courbe. Les modèles de contour actif introduisant des contraintes globales sur l'information locale de la forme à isoler, ils

résistent plus facilement au bruit et aux occultations partielles, améliorant significativement la segmentation.

Dans le contexte d'images extérieures aéroportées avec un faible contraste existant entre les régions ou bien des conditions d'acquisition défavorables, nous avons proposé et expérimenté une extension des snakes afin d'en améliorer les performances.

Celle-ci est basée sur l'utilisation de normes issues de la théorie des estimateurs robustes, sur la définition de nouvelles énergies, temporelles, géométriques et spatiales plus adaptées à notre problématique (en terme de bruit, de contraste et de poursuite) et sur la mise au point d'une nouvelle méthode de réglage de paramètres et de minimisation de l'énergie de la courbe. Les "snakes" ainsi créés sont appelés "snakes robustes" ou ρ -snakes.

La seconde tâche du processus est la reconnaissance de l'objet poursuivi. Elle constitue la phase la plus délicate en raison de la taille apparente réduite de l'objet.

L'importance de cette décision conditionne l'évaluation de la menace et donc la riposte dans un environnement de défense.

Une extraction de caractéristiques géométriques et photométriques est opérée sur la forme segmentée par le ρ -snake. D'autres caractéristiques, issues des données de déformation temporelles du snake (énergies incrémentales) s'ajoutent à ces dernières pour former le vecteur d'entrée d'un réseau de neurones. C'est ce dernier, après un apprentissage préalable, qui a pour tâche ultime d'identifier la cible poursuivie.

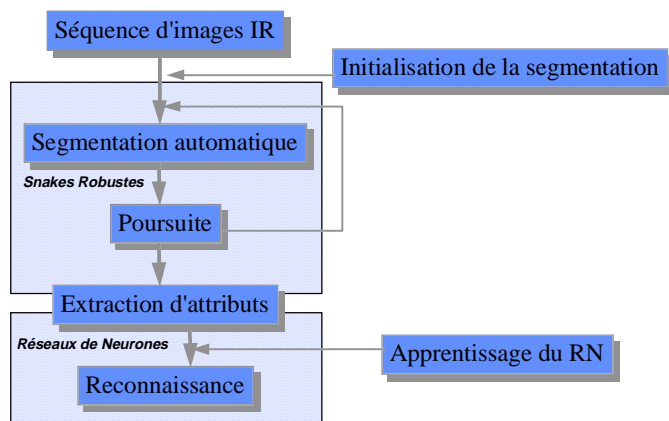


fig.1 : chaîne du traitement de poursuite - reconnaissance

2- Les ρ -snakes: segmentation et poursuite de la cible

2.1- Le modèle de contour actif - Les « snakes ».

Le snake, introduit par Kass, Witkin et Terzopoulos [KWT88] est une courbe plane qui isole un élément dans une image. Cette segmentation s'effectue d'abord par la donnée d'un contour initial proche du contour final à obtenir, puis par itération, le snake affine automatiquement le résultat. Plusieurs plans de snakes peuvent aussi se combiner

pour donner des surfaces déformables (snakes 3D). Les domaines d'application des snakes sont par exemple le suivi de mouvement, la mise en correspondance stéréo, l'analyse du visage, l'analyse biologique: [BD96] [Clo96] [MSmM90] [FYY93] [CC90][RTS96] [RS97].

Le snake est soumis à deux types de forces: les forces internes, qui s'attachent à limiter les variations morphologiques de la courbe et les forces externes, qui sont guidées par les *contraintes photométriques* de l'image.

Si $v(s) = (x(s), y(s))$, avec $s \in [0, 1]$, représente la position du snake dans l'image en fonction du paramètre s , alors l'énergie totale E_{snake} du snake est, le long du contour, la somme des énergies internes et externes, énergies associées aux deux forces. Les formulations suivantes sont généralement utilisées:

$$E_{snake} = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))] ds$$

avec

$$E_{int} = \frac{1}{2} [\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2];$$

$$E_{ext} = -|\nabla I(x, y)|^2; v_s = \frac{dv}{ds}; v_{ss} = \frac{d^2v}{ds^2}$$

Les forces s'équilibrent quand E_{snake} est faible: elle se minimise en discrétisant les équations d'énergies et en résolvant un système matriciel.

L'obtention de performances intéressantes par les snakes nécessite d'une part une initialisation proche du résultat final et d'autre part un réglage fin des paramètres. L'utilisation des ρ -snakes permet d'assouplir ces contraintes.

2.2- La théorie des estimateurs robustes.

La théorie des estimateurs robustes permet par l'intermédiaire de normes ρ (ou normes robustes) de minimiser l'influence des points erronés (outliers) dans des traitements statistiques. Les traitements en vision qui intègrent cette spécificité sont ainsi moins sensibles aux points aberrants et aux différents types de bruit [Hampel86].

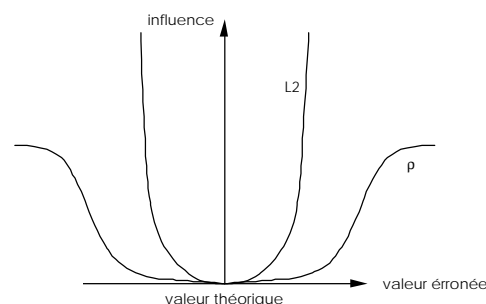


fig.2 : Comparaison de l'influence d'une valeur erronée pour une norme robuste et la norme L2

Les snakes robustes utilisent cette propriété, qui leur permet d'être assez souples pour s'adapter aux variations de caractéristiques de la cible.

2.3- Les modèles robustes actifs: les ρ -snakes.

Dans le cadre de l'estimation robuste présentée plus haut et afin d'améliorer les performances, nous avons d'abord introduit une fonction de coût ρ dans la définition de l'énergie interne et externe du snake.

$$E_{\text{int}} = \frac{1}{2} [\alpha(s) \rho(v_s(s), \sigma_1) + \beta(s) \rho(v_{ss}(s), \sigma_2)]$$

$$E_{\text{ext}} = -\rho(\nabla I(x, y), \sigma_3)$$

Les σ sont les paramètres associés aux normes robustes. Si la fonction ρ est la norme L_2 , l'énergie classique des snakes est de nouveau:

$$E_{\text{snake}} = \frac{1}{2} [\alpha(s) \|v_s(s)\|^2 + \beta(s) \|v_{ss}(s)\|^2] - \|\nabla I(x, y)\|^2$$

L'introduction des estimateurs robustes dans la définition classique des snakes apporte une plus grande résistance aux variations de conditions dans l'image, due à leur tolérance aux écarts. Ainsi, les paramètres fixés lors de l'initialisation peuvent rester constants et valables pour tous les points du snake et pour toutes les images d'une séquence. De même, lorsque les contrastes sont faibles, la "zone d'attraction" des contours, calculée avec des normes robustes, possède encore une définition suffisante pour permettre l'évolution du snake.

2.4- Les énergies robustes

Par leur structure, les snakes fournissent un cadre permettant une segmentation par contour qui peut s'adapter à chaque problème donné.

En effet, il s'agit d'abord de définir un certain nombre d'énergies qui correspondent à un critère de segmentation désiré (régularité de la courbe, s'approcher des lignes de fort gradient...), puis le snake va trouver un potentiel minimum sur la globalité de la courbe. Dans un voisinage de la courbe initiale, la courbe finale correspondra le plus possible aux critères précédemment définis.

Beaucoup de snakes se basent sur 3 énergies seulement, concernant la régularité de la courbe au premier et au second ordre, et les lignes de forts gradients. Ces énergies ne sont pas suffisantes dans notre cas d'images IR réelles aéroportées.

Nous avons donc introduit d'autres énergies utilisant les normes robustes et répondant aux caractéristiques de notre problème (faible contraste, vitesse et trajectoire de la cible...) [BoSa95b]

Certaines de ces énergies correspondent à des forces internes ou externes pour une image donnée. La poursuite dans des cas simples peut être effectuée en initialisant à un instant t le snake par le snake final de l'instant $t-1$.

Certains cas délicats nécessitent la définition d'un autre type d'énergies, calculées sur plusieurs images de la séquence. Appelées énergies temporelles, elles guident le snake en fonction des indications de mouvement (déplacement du snake) ou de déformation (évolution de la forme de la cible dans la séquence) qu'elles intègrent au cours du temps. De telles énergies ont déjà été testées, mais dans un autre contexte, par Fujimura [FYY93].

Néanmoins, l'ajout de nouvelles énergies ne va pas sans augmenter la complexité des calculs et des réglages des paramètres dans l'équation générale du snake.

Nous avons proposé dans [BoSa95ba] un algorithme basé sur la parallélisation du traitement qui permet des modifications dans chaque définition d'énergie sans avoir à réajuster l'ensemble des paramètres et coefficients de pondération.

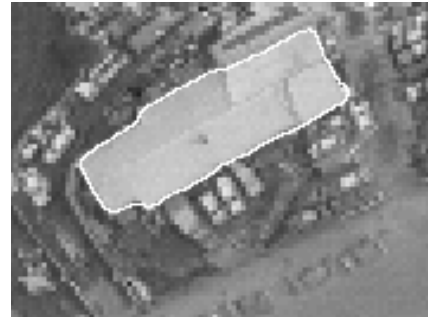


fig.2 : Segmentation par un snake robuste d'un bâtiment sur une séquence aérienne infrarouge

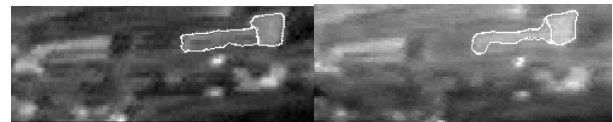


fig.3 : Poursuite d'un bâtiment proche de l'horizon par un snake robuste (début et fin de séquence)

2- Réseau neuronal: reconnaissance de la cible

Dans le cadre du programme européen Euclid 6.2, le projet Hispars a permis l'évaluation de méthodes neuronales dans des applications militaires. [DuBoSa97]

Trois contextes ont été sélectionnés à travers les spécifications de trois démonstrateurs: air, mer et terre. Pour chacun des démonstrateurs, un protocole de test a été défini pour la comparaison et l'évaluation des méthodes classiques et neuronales en traitement du signal (radar, ESM, acoustique, sismique), de l'image (TV, IR) et des données.

Nous nous sommes particulièrement intéressé à la reconnaissance de véhicules à partir d'images aériennes.

Afin d'assurer la détection et la segmentation de ces véhicules, différentes méthodes de segmentation par région ont été évaluées: la segmentation multi-niveaux, le segmenteur de Perkins et la segmentation neuronale CSANN. Après segmentation, la cible était décrite par un graphe de régions connexes; chaque région elle-même caractérisée par un ensemble d'attributs géométriques (compacité, moment invariants, symétrie, ...) et radiométriques (contraste, homogénéité, ...).

La classification de la cible était alors effectuée à partir de l'ensemble des caractéristiques extraites, soit par un algorithme classique (kNN, ...), soit par un réseau de neurones de type MLP.

Il apparaît clairement que les taux de reconnaissance pour les techniques classiques comme pour les méthodes neuronales (en moyenne autour de 93.76% pour le MLP),

dépendent fortement de la qualité de la segmentation. En effet, une segmentation médiocre (des pixels du fond sont incorporés à la cible) ou peu robuste (variation importante de la silhouette de la cible entre deux images consécutives) entraîne une incertitude importante sur les caractéristiques extraites et donc une confiance limitée dans les résultats de la classification.

Afin d'améliorer les performances du système, nous avons choisi, non plus d'étudier chaque image isolément (cadre de la classification de véhicules du projet HISPARS), mais d'analyser l'information spatiale et temporelle contenue dans une séquence d'images.

Cette approche ouvre d'autres opportunités.

La première est d'utiliser des snakes robustes pour la segmentation et la poursuite. D'une part, le contour actif assure une extraction plus précise de la silhouette de la cible, éliminant toutes traces du fond d'image dans la cible segmentée. D'autre part, il permet l'accès à certaines caractéristiques particulières pouvant être utilisées pour la classification. En effet, les ρ -snakes précédemment décrits possèdent intrinsèquement plusieurs indications sur l'évolution de la cible le long de la séquence et sur la cible elle-même, ces paramètres étant directement déduits des énergies robustes définies plus haut.

La seconde opportunité est de bénéficier de la robustesse d'un traitement temporel des résultats via un réseau de neurone récurrent. La motivation essentielle du choix des réseaux de neurones récurrents réside dans leur capacité à gérer des informations temporelles et optimiser des critères souvent antagonistes.

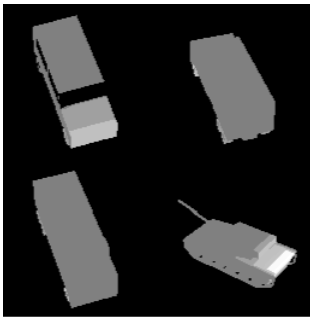


fig.4 : Types de véhicules classifiés par le réseau de neurones

3- Conclusion

Dans le cadre de la poursuite et la reconnaissance de cibles en imagerie aérienne, nous avons développé et évalué des techniques basées sur l'utilisation de snakes robustes et de réseaux de neurones.

Les performances des snakes robustes ont été validés sur des objets dont la silhouette apparente se modifie avec la perspective et les changement de contrastes.

En nous basant sur des techniques de classification que nous avons déjà testées sur des véhicules lors d'un projet européen sur les techniques neuronales, nous comptons, par l'interfaçage des snakes robustes et d'un réseau de neurones récurrent, obtenir un taux de reconnaissance satisfaisant et

constant quelque soit le contexte où se trouvent les cibles poursuivies.

4 Références

- [BD96] B. Bascle, R. Deriche, Region tracking through images sequences. Rapport de recherche INRIA n°2439/1996
- [BoSa95a] Bonnet Samy - *Target tracking in IR image sequence using robust adaptative snakes*. SPIE's 1995 Orlando International Symposium on OE Aerospace Sensing, Vol 2485, p276-285.
- [BoSa95b] Bonnet Samy - *Développement de contours actifs robustes et adaptatifs et application à la poursuite d'objets dans une séquence d'images infrarouges*. Quinzième colloque GRETSI - Juans-les Pins 1995, Vol 2, p657-660.
- [C97] Cohen, *Modèles déformables*, Ecole ISIS, Marly le Roi - France, Avril 97
- [CC90] Cohen, Cohen, *A finite element method applied to new active contour models and 3D reconstruction from cross sections*. Technical Report 1245, INRIA, 1990.
- [Clo96] F. Cloppet-Oliva, *Analyse d'images de cultures cellulaires obtenues par microscopie optique: Application à des images de neuroblastomes de souris*, Thèse de l'Université René Descartes, Décembre 1996.
- [DuBoSa97] Duclos Bonnet Samy & al.- *Evaluation of Demonstrators in the EUCLID 6.2 HISPARS Project*. SPIE's 1997 Orlando International Symposium on OE Aerospace Sensing.
- [FYY93] Fujimura, Yokoya, Yamamoto, *Motion Tracking of deformable Objects by Active Contour Models Using Multiscale Dynamic Programming*, Journal of visual communication and image representation, Vol 4, n°4, December 1993.
- [Hampel86] Hampel, *Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*; J.Wiley & Sons, New York, N.Y. 1986.
- [KWT88] Kass, Witkin and Terzopoulos, *Snakes: Active Contour Models International Journal of Computer Vision* (1988).
- [MSmM90] Menet, Saint-Marc, Medioni, *B-snakes: implementation and application to stereo*. DARPA Image Understanding Workshop, Pittsburgh, PE, sept 90.
- [RP94] Rougon, Preteux, *Régularisation directionnelle optimale et modèles déformables adaptatifs*, RFIA PARIS 94.
- [RS97] Frédéric Ravaut, Georges Stamon, *Image Sequence Analysis and Face Feature Extraction*, Symposium on Electronic Imaging Science and Technology - SPIE-IS&T'97, San Jose, California, February 8-14, 1997.
- [RS96] Frédéric Ravaut, Georges Stamon, *Image Processing Applied to Epileptic Seizures Analysis*, International Conference on Computer Helping People with Special Needs - ICCHP'96, p 569-572, Linz, AUSTRIA, July 16-19, 1996.
- [RTS96] Frédéric Ravaut, Lionel Teissier, Georges Stamon, *Système automatique d'aide à l'analyse des enregistrements vidéos de crises d'épilepsie*, Conférence Automatismes - Génie informatique - Image AGI'96, p 469-442, Tours - E3i, 6 et 7 Juin 1996.