



HAL
open science

Combinaison d'une information locale et globale dans les contours actifs basés région pour la détection et le suivi d'objets en Robotique

Wassima Ait Fares, Ariane Herbulot, Michel Devy, El Houssine Bouyakhf, Fakhita Regragui

► To cite this version:

Wassima Ait Fares, Ariane Herbulot, Michel Devy, El Houssine Bouyakhf, Fakhita Regragui. Combinaison d'une information locale et globale dans les contours actifs basés région pour la détection et le suivi d'objets en Robotique. 12ème Congrès des Doctorants EDSYS (Ecole Doctorale Systèmes) 2011, May 2011, Toulouse, France. 6 p. hal-00647210

HAL Id: hal-00647210

<https://hal.science/hal-00647210>

Submitted on 1 Dec 2011

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.

Combinaison d'une information locale et globale dans les contours actifs basés région pour la détection et le suivi d'objets en Robotique

WASSIMA AITFARES (ait.fares@laas.fr)

LAAS - CNRS, Toulouse / LIMIARF - FSR, Rabat

Université Paul Sabatier, Toulouse, France / Université Mohammed V-Agdal, Rabat, Maroc

Thèse encadrée par : A. HERBULOT, M. DEVY (LAAS) et E.H. BOUYAKHF, F. REGRAGUI (LIMIARF)

Résumé Dans de nombreuses applications en Robotique, il est nécessaire de détecter et suivre des objets pendant leur déplacement. Nous proposons une méthode fondée sur les techniques des contours actifs qui peut s'appliquer sur des images bruitées présentant une hétérogénéité sur la région d'intérêt ou sur le fond. Il est en ce cas difficile de définir un critère que doit minimiser un contour actif. Notre méthode exploite à la fois des statistiques locales et globales de l'image pour pallier les problèmes d'hétérogénéité, de sensibilité au bruit et de l'initialisation de la courbe. Nous avons obtenu avec la méthode proposée des résultats satisfaisants sur différents types d'images même quand les méthodes conventionnelles ne parviennent pas à segmenter correctement l'objet d'intérêt.

Mots clés : Segmentation d'images, suivi d'objets, contour actif, statistiques locales et globales.

A. INTRODUCTION ET GÉNÉRALITÉS

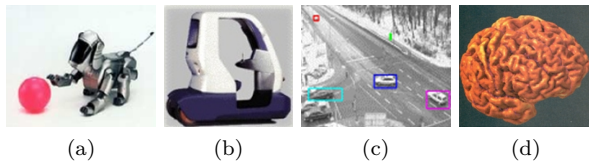


Figure 1 – Quelques domaines d'application du traitement d'images

Notre sujet traite de l'analyse d'images acquises depuis une caméra embarquée sur un robot. Une image comporte une quantité énorme d'informations; mais souvent seule une partie de cette information est intéressante pour une application donnée. L'extraction de l'information de l'image jugée pertinente pour une personne, diffère selon les connaissances dont elle dispose (par exemple, la couleur de l'objet d'intérêt) et selon le contexte (l'éclairage, la tonalité générale dans l'environnement); nous allons reproduire ces mêmes capacités humaines dans les systèmes robotisés. Cette reproduction se fait par l'intégration de données issues des capteurs extéroceptifs (pour la vision, des caméras) afin de permettre au robot d'appréhender l'environnement et de réagir à d'éventuels changements dans celui-ci. Il est donc nécessaire pour le robot de pouvoir analyser son environnement; nous nous intéressons à l'information visuelle fournie par cet environnement et au traitement de cette informa-

tion contenue dans des séquences d'images. La figure 1 présente quelques domaines d'application du traitement d'images comme le suivi d'objets en robotique mobile (figure 1(a)), la conduite automatique (figure 1(b)), la surveillance du trafic routier (figure 1(c)), la téléchirurgie (figure 1(d)), etc...

B. PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE

En Robotique, de nombreuses applications nécessitent la détection d'objets mobiles puis leur suivi pendant leur déplacement dans l'environnement; détection et suivi peuvent être traités depuis des images acquises par une caméra embarquée sur un robot lui-même mobile, ou par une caméra fixe. La figure 2 illustre quelques exemples de suivi d'objets comme le suivi d'un personnage depuis une caméra fixe (figure 2(a)), le suivi d'une voiture (figure 2(b)) ou des bords d'une route depuis une caméra embarquée sur un robot (figure 2(c)). Dans ce dernier cas, il s'agit de détecter et suivre un objet fixe, mais continu (route) par un robot (caméra) mobile.

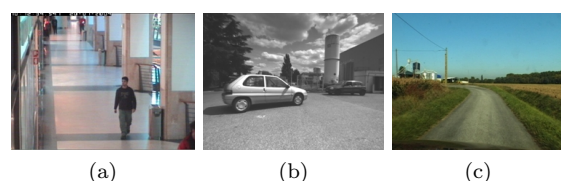


Figure 2 – Exemples de suivi d'objets

Les principales difficultés qui peuvent être rencontrées sont :

- Changement d'illumination particulièrement en milieu extérieur.
- Hétérogénéité souvent présente sur l'objet d'intérêt et/ou sur le fond.
- Fond dynamique (si la caméra est mobile par exemple).

C. OBJECTIFS DE RECHERCHE

Le but de notre recherche est de proposer une technique efficace pour la détection et le suivi d'objets d'intérêt par une caméra embarquée sur un robot. Cela consiste tout d'abord à détecter l'objet d'intérêt sur la première image de la séquence vidéo, puis à suivre cet objet sur les images suivantes. La détection consiste à segmenter l'objet d'intérêt dans une scène en définissant un descripteur caractérisant l'objet d'intérêt afin de pouvoir effectuer la segmentation d'une manière efficace. Ensuite le suivi de l'objet d'intérêt est réalisé sur toute la séquence d'images en appliquant la détection de cet objet d'intérêt sur chaque image. Dans notre recherche, nous avons utilisé pour la détection et le suivi d'objets la méthode des contours actifs (Snakes) introduite dans [5]. Ce choix a été fait car la méthode des contours actifs est une méthode reconnue comme efficace, et elle permet la segmentation d'objets non rigides, comme des humains par exemple.

D. MÉTHODE DES CONTOURS ACTIFS

Un contour actif (CA) est une courbe qui évolue d'une forme initiale vers les frontières de l'objet d'intérêt. La technique du CA est devenue très populaire et est largement utilisée dans la segmentation d'image [7, 5, 6, 3, 2, 8, 4]. L'objectif principal de cette technique est de segmenter un objet en déformant itérativement un contour jusqu'à ce qu'il atteigne les contours de l'objet en minimisant une énergie calculée à partir de différents critères. Au cours de ce processus de minimisation, les points de la courbe vont se déplacer de façon à ce que la courbe à l'itération suivante ait une énergie plus faible. Chaque point de la courbe subit alors des forces internes et externes, issues du critère à minimiser. Les forces de l'image tirent la courbe vers les contours de l'objet d'intérêt et sont définies afin d'imposer respectivement, des contraintes sur la forme du contour (énergie interne) et sur sa position dans l'image (énergie externe). La combinaison de ces deux énergies forme ce que l'on appelle l'énergie totale du CA. La figure 3 illustre le processus de convergence du CA de son état initial vers les frontières de l'objet d'intérêt : l'état initial doit être fourni par un opérateur, par des connaissances a priori ou par un autre traitement sur la première image traitée.

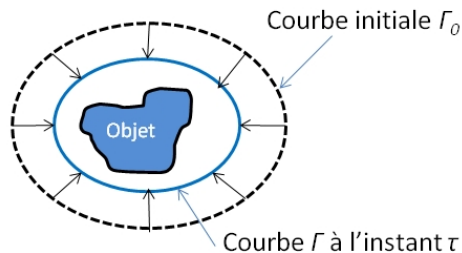


Figure 3 – Illustration du processus d'évolution du CA vers les contours de l'objet d'intérêt

La méthode des CAs se divise en deux grandes classes : les CAs basés contour et les CAs basés région. Le principe est de calculer l'énergie à minimiser, dans le premier cas uniquement sur des informations prises au niveau du contour lui-même, tandis que dans l'autre cas le critère exploite toute la région comprise à l'intérieur et éventuellement à l'extérieur du contour. Dans notre cadre de travail, on s'intéresse à la deuxième classe vu qu'elle extrait l'information sur la région, ce qui la rend plus robuste que celle basée contour puisque l'information extraite est plus globale. Les modèles des CAs basés région visent à identifier la région d'intérêt en utilisant un descripteur de la région afin de guider le mouvement du CA. Ces modèles sont souvent basés sur l'hypothèse que les intensités de l'image sont homogènes dans la région d'intérêt. En effet, l'inhomogénéité des intensités apparaît souvent sur les images réelles à cause de différentes modalités ; donc ça sera difficile de maintenir la contrainte globale sur les données de l'image. Pour pallier ce problème, les auteurs dans [6] ont considéré les statistiques locales de l'image au lieu des statistiques globales, tel que le CA évolue en se basant sur des informations locales. Ces CAs basés région locale ont montré leur capacité à pouvoir segmenter des objets hétérogènes qui sont difficiles à segmenter en utilisant l'approche globale.

E. TRAVAUX EFFECTUÉS

Les méthodes globales [7, 3] sont robustes vis-à-vis de l'initialisation du CA ainsi qu'au bruit éventuel dans l'image mais elles échouent à segmenter des objets hétérogènes. L'approche locale [6] est cependant robuste contre l'hétérogénéité en permettant à l'objet et au fond d'être décrit en termes de régions locales, mais elle est plus sensible à l'initialisation de la courbe et au bruit. Par conséquent, ni l'approche globale ni l'approche locale, ne peuvent résoudre absolument tous les problèmes rencontrés dans la segmentation par les CAs. En se basant sur ces observations précitées et afin d'alléger les problèmes causés par l'hétérogénéité dans des images bruitées ou avec une initialisation inadéquate de la courbe, nous avons proposé une nouvelle approche qui combine des caractéristiques statistiques

locales et globales de l'image. L'idée est d'extraire les statistiques de l'image localement de la région hétérogène (fond ou objet d'intérêt) et globalement de l'autre région et cela pour chaque point le long du CA. Par exemple, si l'objet d'intérêt est hétérogène par rapport au fond, les statistiques de l'image sont extraites localement à l'intérieur du CA et globalement à son extérieur. Réciproquement, dans le cas d'une hétérogénéité sur le fond, les statistiques de l'image sont extraites localement à l'extérieur du CA et globalement à son intérieur. En exploitant les résultats de cette extraction locale et globale, cette technique s'avère robuste contre l'hétérogénéité et le bruit et présente une faible sensibilité à l'initialisation de la courbe. Une formulation est présentée pour la minimisation de l'énergie du CA en chaque point le long de la courbe, à partir des critères calculés à l'intérieur et à l'extérieur du CA.

1. Terminologie

Notons I une image définie sur un domaine Ω et $I(x)$ l'intensité du pixel x tel que $x \in \Omega$. Nous employons dans notre approche la méthode des ensembles de niveaux (level sets) qui considère la courbe évolutive comme le niveau zéro d'une surface. La distorsion de la surface induit une déformation sur la forme de la courbe. Ce processus stimule l'évolution du CA et réalise, à la convergence, la segmentation de l'objet d'intérêt. Notons C un contour fermé représenté par le niveau zéro de cet ensemble de niveaux d'une fonction de distance signée Φ , (i.e., $C = \{x \mid \Phi(x) = 0\}$). Le but de ce processus est de faire évoluer implicitement le contour C tel qu'à la convergence, $\Phi < 0$ (l'intérieur de C) et $\Phi > 0$ (l'extérieur de C) représentent respectivement l'objet d'intérêt et le fond. Dans la formulation des ensembles de niveaux, une fonction Heaviside $H\Phi(x)$ est utilisée pour spécifier l'intérieur et l'extérieur de C respectivement par la valeur un et zéro. L'énergie est calculée seulement sur une bande étroite autour de C comme présenté dans [1], afin de diminuer la complexité de calcul de la méthode standard des ensembles de niveaux. Cette zone autour de C est spécifiée par la dérivée de $H\Phi(x)$ et est définie par la fonction Dirac delta $\delta\Phi(x)$ qui est égale à un le long de C et zéro ailleurs.

2. Energie du contour actif

Afin de réaliser une segmentation par le CA, il faut définir les caractéristiques recherchées de l'objet d'intérêt, puis développer une énergie qui serait minimisée quand cet objectif sera atteint. L'énergie basée région est exprimée en général par une intégrale sur le domaine d'un descripteur de région. Le choix d'une expression d'énergie appropriée est un aspect significatif qui a été largement abordé dans la littérature. Dans ce travail, nous employons deux énergies basées région définies dans [7] et [3] où la région d'intérêt est représentée par sa moyenne des intensités. Le premier descripteur que

nous avons utilisé, présenté dans [7], suppose que les régions de l'objet d'intérêt et du fond doivent différer au maximum en terme de moyennes des intensités et est donné par :

$$k(x, \Omega) = -1/2(\mu_{in}(\Omega_{in}) - \mu_{out}(\Omega_{out}))^2, \quad (1)$$

tel que Ω_{in} et Ω_{out} dénotent respectivement l'intérieur et l'extérieur du contour C et μ_{in} et μ_{out} dénotent respectivement la moyenne des intensités intérieures et extérieures de C .

Le second descripteur que nous avons considéré dans notre travail est décrit dans [3]; il exploite plutôt les écarts à la moyenne à l'intérieur et à l'extérieur de C . Il est exprimé par :

$$k(x, \Omega) = (I(x) - \mu_{in}(\Omega_{in}))^2 + (I(x) - \mu_{out}(\Omega_{out}))^2. \quad (2)$$

Ce descripteur modélise l'objet et le fond comme ayant des intensités constantes représentées par leurs moyennes.

Donc selon le descripteur utilisé, l'énergie du CA dans la formulation des ensembles de niveaux est exprimée par :

$$E(\Phi) = \int_{\Omega} \delta\Phi(x) \cdot k(x, \Omega) dx. \quad (3)$$

L'équation d'évolution de C est exprimée par :

$$\frac{\partial\Phi}{\partial t}(x) = \delta\Phi(x) \cdot \nabla k(x, \Omega) + \lambda \delta\Phi(x) \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla\Phi(x)}{|\nabla\Phi(x)|} \right) \quad (4)$$

tel que ∇ et div représentent respectivement l'opérateur gradient et l'opérateur divergence. Le second terme dans l'équation 4, pondéré par λ , est utilisé pour maintenir la courbe lisse.

Le choix des statistiques locales à l'intérieur et à l'extérieur du CA est basé sur la définition d'une fonction disque qui masque les régions locales définies comme l'intersection de ce disque avec l'intérieur et l'extérieur du CA comme présenté dans [6]. Cette fonction disque (centrée en x) est exprimée par :

$$B(x, l) = \begin{cases} 1, & \|x - l\| < rad \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (5)$$

tel que rad est le rayon du disque et l est un point sur l'image. Cette fonction vaut 1 dans la région locale centrée en x et 0 ailleurs. La différence principale avec le travail dans [6] est que les statistiques locales ne sont extraites qu'à l'intérieur ou à l'extérieur du CA selon où apparaît l'hétérogénéité (sur l'objet d'intérêt ou sur le fond); tandis que les statistiques sont extraites globalement dans l'autre région. Dans les deux sous-sections qui suivent, nous décrivons le principe de l'approche que nous avons proposé dans le cas d'une hétérogénéité sur le fond ou sur l'objet d'intérêt. En fait, deux techniques sont proposées, et l'une d'entre elles est employée selon où apparaît l'hétérogénéité.

3. Combinaison d'une information globale à l'intérieur et locale à l'extérieur du contour actif

Si le fond est hétérogène par rapport à l'objet d'intérêt, la technique, nommée *Globale INT-Locale EXT*, est utilisée. Cette première technique que nous avons proposée consiste à extraire les statistiques de l'image localement à l'extérieur du CA et globalement à son intérieur. La figure 4 illustre le principe de fonctionnement de cette technique.

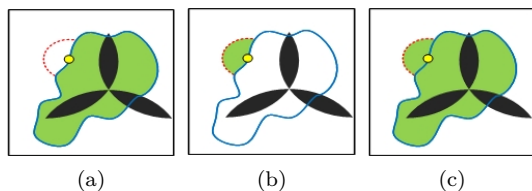


Figure 4 – Technique basée sur une information *Globale INT-Locale EXT*

Dans la figure 4, l'objet d'intérêt est illustré en noir. La région intérieure globale (figure 4(a)) est représentée par toute la surface ombragée intérieure (l'aire verte) du CA (courbe bleue); tandis que la région extérieure locale (figure 4(b)) présente les voisins extérieurs locaux et est illustrée par le demi disque ombragé (l'arc en pointillé) et cette région est située à l'extérieur du CA. Donc l'aire utilisée par cette technique sera toute la surface ombragée comme cela est montré dans la figure 4(c) et cela pour chaque point sur le CA. En utilisant cette technique, l'hétérogénéité présente sur le fond n'affecte pas la valeur de l'énergie; seulement une information extérieure locale est extraite avec une information intérieure globale pour guider l'évolution du CA.

4. Combinaison d'une information locale à l'intérieur et globale à l'extérieur du contour actif

Si l'objet d'intérêt est hétérogène par rapport au fond, nous utilisons la technique, nommée *Locale INT-Globale EXT*. Cette deuxième technique que nous avons proposée va dans le même ordre d'idée que la précédente à la différence près que cette fois-ci les statistiques de l'image sont extraites localement à l'intérieur et globalement à l'extérieur du CA. La figure 5 illustre le principe de fonctionnement de cette technique.

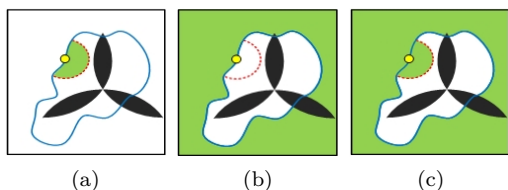


Figure 5 – Technique basée sur une information *Locale INT-Globale EXT*

Dans ce cas, la région intérieure locale est représentée par les voisins intérieurs locaux (figure 5(a)); tandis que la région extérieure globale contient tout l'extérieur du CA (figure 5(b)). L'aire utilisée par cette technique sera donc toute la surface ombragée comme cela est montré dans la (figure 5(c)) et cela est aussi pour chaque point du CA. Avec cette technique, l'hétérogénéité de l'objet d'intérêt n'affecte pas la valeur calculée de l'énergie; le CA évolue cette fois-ci en se basant seulement sur une information locale à l'intérieur du CA et une information globale à son extérieur.

A l'opposé des approches conventionnelles, à savoir l'approche basée région globale sensible à l'hétérogénéité et l'approche basée région locale sensible à l'initialisation de la courbe et au bruit éventuel dans l'image; notre approche est robuste à tous ces problèmes et ce, grâce au bénéfice de l'attraction globale des statistiques (contre le bruit et l'initialisation de la courbe) et celui de l'extraction locale des statistiques (contre l'hétérogénéité).

5. Application de l'approche proposée au suivi d'objets mobiles

Afin de valider nos résultats sur une séquence vidéo, le suivi d'un objet mobile a été réalisé en segmentant ce dernier sur chaque image de la séquence. Cette segmentation est atteinte en exploitant la courbe (CA) obtenue à l'état de convergence sur chaque image comme initialisation du CA sur l'image suivante. Par la suite, nous avons présenté les résultats d'expérimentation obtenus sur des images synthétiques et réelles par les deux techniques proposées.

F. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Afin d'évaluer la performance de l'approche proposée en utilisant la technique *Globale INT-Locale EXT* ou la technique *Locale INT-Globale EXT*, on emploie des images synthétiques et réelles et on utilise deux énergies basées région du CA qui sont présentées dans [7] et [3] comme spécifié en haut. Notre but n'est pas de comparer les résultats expérimentaux obtenus selon l'énergie choisie; mais plutôt de présenter la performance de l'approche proposée par rapport aux méthodes conventionnelles.

La figure 6(a) montre une image synthétique avec une distribution du bruit de Poisson tel que l'objet d'intérêt est présenté par les aires noire et le gris clair (présence d'hétérogénéité). En utilisant une initialisation inadéquate de la courbe (figure 6(a)), les figures 6(b-d) présentent les résultats de segmentation obtenus par différentes approches. En utilisant le descripteur présenté dans [7], la figure 6(b) montre le résultat de segmentation par l'approche globale qui ne parvient pas à segmenter correctement l'objet d'intérêt du fait de l'hétérogénéité de ce dernier.

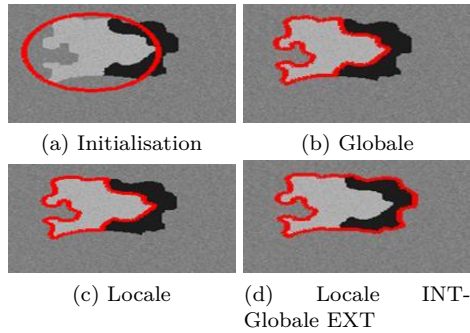


Figure 6 – Segmentation d’un objet hétérogène en présence d’un bruit ” Poisson ” et avec une initialisation inadéquate de la courbe

En effet, dans la figure 6(b), le CA segmente une région qui vérifie *globalement* le critère choisi pour cet exemple qui est la maximisation d’erreur entre les deux moyennes des intensités intérieures et extérieures du CA. La figure 6(c) montre le résultat de l’approche *locale* qui semble avoir le même résultat que l’approche *globale* mais la raison est tout à fait différente. En effet, dû à l’initialisation inadéquate de la courbe proche aux faux contours (séparant le gris clair du noir), les statistiques des régions locales ont emprisonné le CA. Ce dernier a été attaché à ces contours non désirés et a capturé seulement une partie de l’objet d’intérêt au lieu de l’objet tout entier. La figure 6(d) illustre le résultat de la segmentation en utilisant notre technique *Locale INT-Globale EXT*. Comme montré dans cette figure, le CA est protégé de l’hétérogénéité intérieure en extrayant seulement *localement* l’information intérieure. Aussi, l’initialisation très proche aux faux contours n’a pas emprisonné l’évolution du CA grâce à la vue extérieure globale qui a guidé le CA vers les contours de l’objet et par conséquent le maximum de séparation des moyennes des intensités intérieures et extérieures est atteint. L’approche proposée a été capable de segmenter un objet hétérogène avec une initialisation inadéquate de la courbe dans une image bruitée.

Pour étudier l’impact de la présence du bruit additif dans une image réelle sur la segmentation, les figures 7(b-d) présentent la segmentation d’un cahier sur une image originale et avec un bruit additif ” poivre et sel ” dans les figures 7(f-h). La même initialisation de la courbe est employée (figures 7(a) et 7(e)). Le descripteur utilisé, présenté dans [3], cherche à segmenter les régions homogènes représentées par leurs moyennes des intensités. A partir des résultats obtenus dans les figures 7(b) et 7(f), l’approche *globale* échoue à segmenter correctement le cahier en raison de la similarité, en terme de moyenne des intensités, entre une partie du cahier et le fond. Avec la même initialisation de la courbe et en utilisant l’approche *locale*, les figures 7(c) et 7(g) donnent des résultats différents à cause du bruit additif qui a empêché le CA de trouver tous les

contours de l’objet d’intérêt dans la figure 7(g). Le résultat de segmentation par la technique *Locale INT-Globale EXT* dans la figure 7(d) fournit une segmentation correcte comme pour le cas de l’approche locale (figure 7(c)). Aussi, dans la figure 7(h), notre technique *Locale INT-Globale EXT* reste robuste contre le bruit additif et cela grâce à la vue extérieure globale qui a donné au CA la possibilité de continuer son évolution jusqu’à ce qu’il atteigne tous les contours de l’objet d’intérêt.

Pour étudier l’effet du positionnement de la courbe par rapport à la silhouette de l’objet d’intérêt (effet d’initialisation de la courbe) dans une image réelle avec la présence d’hétérogénéité sur le fond, les figures 8(b-o) montrent les résultats du suivi d’un personnage (l’objet d’intérêt) sur une séquence de 52 images dont on a présenté les résultats après chaque 4 images. L’initialisation du CA sur la première image de la séquence est illustrée sur la figure 8(a).

Comme on a précisé dans la sous-section 5., le CA obtenu à l’état de convergence sur chaque image est utilisé comme une courbe initiale sur l’image suivante. Notre technique *Globale INT-Locale EXT* utilisée pour cet exemple montre sa robustesse à l’hétérogénéité présente sur le fond ; elle est capable de maintenir le suivi sur l’objet mobile (le personnage) sur toute la séquence vidéo en détectant sur chaque image la silhouette de notre objet d’intérêt. Cette seconde technique proposée utilise une information seulement *locale* à l’extérieur du CA ce qui a permis de protéger ce dernier de l’hétérogénéité du fond, alors que l’information intérieure *globale* a permis au CA, sur chaque image de la séquence, d’évoluer vers la silhouette du personnage jusqu’à ce qu’il atteigne proprement le contour de l’objet d’intérêt tout entier.

G. CONCLUSION

Dans ce papier, nous avons défini la problématique et l’objectif de notre recherche. On a présenté une brève étude théorique sur la segmentation par la méthode des CAs utilisée dans notre travail. Nous avons présenté une nouvelle approche basée région des CAs qui permet une segmentation de l’objet d’intérêt en utilisant les bénéfices des statistiques locales et globales pour guider le CA vers les contours de l’objet d’intérêt. L’approche proposée montre une robustesse à la fois aux attributs hétérogènes, à une initialisation inadéquate de la courbe et à la présence du bruit dans l’image. Cette approche fournit des résultats satisfaisants sur différents types d’images pour les deux techniques *Globale INT-Locale EXT* et *Locale INT-Globale EXT*. L’approche proposée a été validée d’un côté pour la détection des objets dans des images statiques et d’un autre côté pour le suivi d’un objet mobile sur une séquence vidéo où elle a été capable de segmenter l’objet d’intérêt sur chaque image de la séquence.

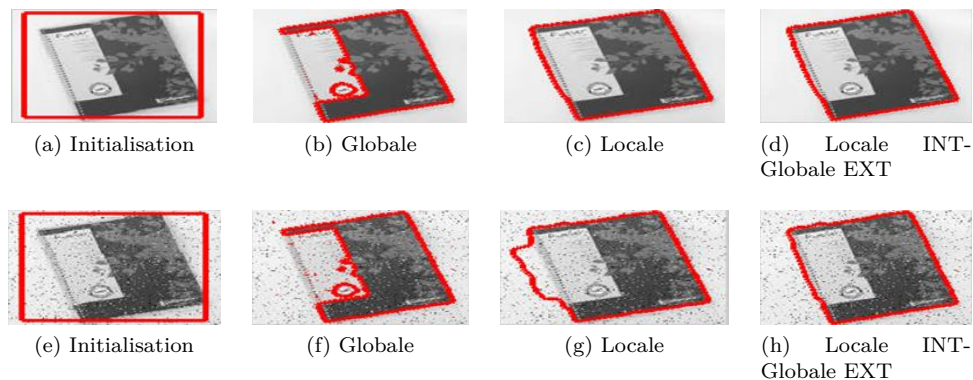


Figure 7 – Segmentation du cahier en utilisant différentes approches sans et avec la présence du bruit ” poivre et sel ”

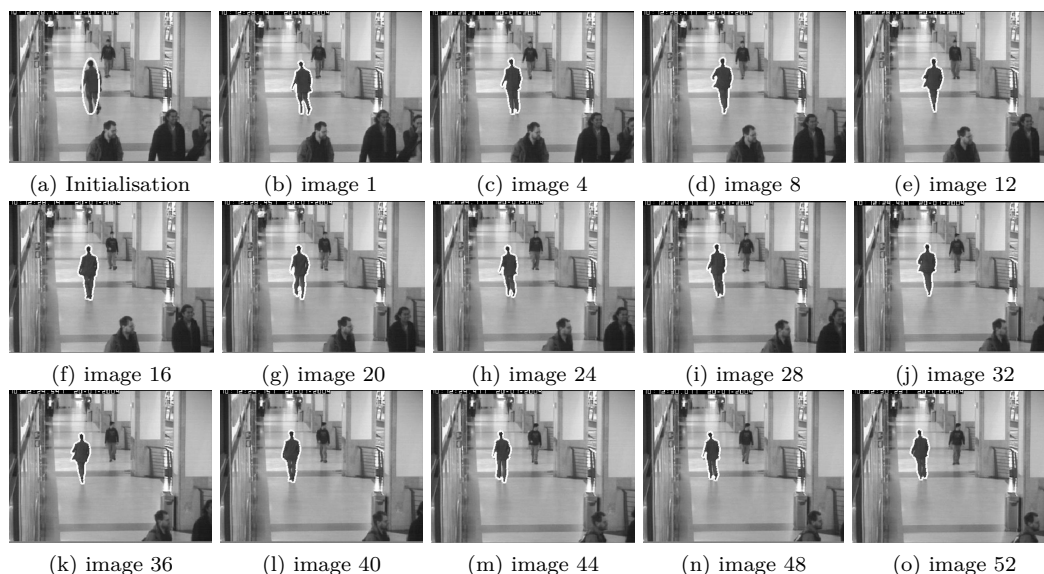


Figure 8 – Suivi du personnage par la technique *Globale INT-Locale EXT* sur une séquence vidéo

RÉFÉRENCES

- [1] D. Adalsteinsson and J.A. Sethian. A fast level set method for propagating interfaces. *J. Comp. Phys.*, 118(2) :269–277, 1995.
- [2] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro. Geodesic active contours. *Int. J. Comput. Vision*, 22(1) :61–79, 1997.
- [3] T. Chan and L. Vese. Active contours without edges. *IEEE Trans. Image Process.*, 10(2) :266–277, 2001.
- [4] A. Herbulot, S. Jehan-Besson, M. Barlaud, and G. Aubert. Shape gradient for image segmentation using information theory. In *in Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, volume 3, pages 21–24, 2004.
- [5] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. *Int. J. Comput. Vision*, 1(4) :321–332, 1988.
- [6] S. Lankton and A. Tannenbaum. Localizing region-based active contours. *IEEE Trans. Image Process.*, 17(11) :2029–2039, 2008.
- [7] J.A. Yezzi, A. Tsai, and A. Willsky. A fully global approach to image segmentation via coupled curve evolution equations. *J. Vis. Comm. Image Rep.*, 13(1) :195–216, 2002.
- [8] K. Zhang, H. Song, and L. Zhang. Active contours driven by local image fitting energy. *Pattern Recognition*, 43(4) :1199–1206, 2010.