

# Suivi par filtrage particulaire pour la détection de chute par caméra vidéo

Alban MEFFRE, Christophe COLLET, Nicolas LACHICHE, Pierre GANÇARSKI

iCube, Université de Strasbourg - CNRS  
Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur, de l'Informatique et de l'Imagerie (UMR 7357)  
300 Bd Sébastien Brant BP 10413 - F-67412 ILLKIRCH, FRANCE  
ameffre@unistra.fr, c.collet@unistra.fr

**Résumé** – Notre problématique porte sur l'amélioration du suivi pour la détection de chute à domicile, à l'aide d'une seule caméra vidéo couleur non calibrée, pour laquelle une méthode robuste de suivi de la personne doit être implémentée. Nous avons jusqu'ici employé une méthode de suivi par détection basée sur la modélisation de l'arrière-plan. Cette technique montre ses limites dans certaines situations comme les ombres à fort contraste ou les objets déplacés dans la scène par la personne. Nous proposons dans cet article une approche basée sur le filtrage particulaire pour améliorer le suivi mono-caméra. Dans les travaux précédents sur la détection de chute, le suivi de tout ou partie du corps est réalisé en utilisant essentiellement les informations de couleur. Nous utilisons ici une autre approche, avec un descripteur de forme de type ellipse à cinq paramètres et une fonction de vraisemblance utilisant le gradient local de l'image. Le suivi par prédiction ainsi réalisé permet de gérer la plupart des artéfacts observés lors d'un suivi par détection, de manière simple. Nous avons validé cette approche sur des séquences vidéo accessibles sur internet. Nous montrons à la fin de ce papier sur quelques exemples l'apport du suivi prédictif par rapport au suivi par détection, et l'amélioration apportée sur ces événements rares que constituent la 'chute'.

**Abstract** – In this paper we are looking for improving the tracking of a falling elderly people at home with a single uncalibrated color camera. Until now we used a method of tracking based on detection over a background model. This method seems to be limited in some situations where strong shadows are present in the images, or objects are displaced in the background scene by the person. We propose a method based on particle filter that improves single-camera tracking. In the field of fall detection, the tracking of the body is performed mainly using color information. We use a shape descriptor based on an ellipse and a likelihood function based on local image gradient. We tested our approach on a set of video sequences.

## 1 Introduction

La chute chez les personnes âgées se situe parmi les risques majeurs qui conduisent à une perte brutale d'autonomie, et le temps que la personne met à se relever est un facteur aggravant. Il existe des méthodes diverses pour la détection de chute. Les méthodes qui utilisent un capteur porté sur la personne utilisent les informations d'accélération et de position angulaire. Ces capteurs sont implantés sous la forme d'un bracelet, d'un boîtier de ceinture, ou d'un patch adhésif. La chute peut aussi être détectée par un moyen externe, comme un tapis équipé de capteurs, ou bien une ou plusieurs caméras disposées dans le logement. Une revue de ces méthodes est proposée par Noury *et al.*[7].

Depuis plus d'une dizaine d'années des recherches sont consacrées à la détection de chute basée sur une caméra vidéo, cette thématique est d'autant plus intéressante que la puissance de calcul des ordinateurs actuels permet un traitement en temps réel des images. Certains auteurs comme Cucchiara *et al.*[2] et Thome *et al.*[9] expérimentent

avec un ensemble de caméras pour détecter la chute de la personne, la difficulté réside dans la nécessité de réaliser une fusion des images produites par des caméras nécessairement calibrées. La détection avec une caméra unique permet la détection de chute avec des techniques ne nécessitant pas obligatoirement que la caméra soit calibrée. Rougier *et al.*[8] ont fait le choix de détecter la chute à l'aide d'une seule caméra calibrée de manière à retrouver les coordonnées 3D de la tête de la personne, en se basant sur la dimension moyenne de la tête d'un être humain. En revanche Lee *et al.*[5] détectent la chute avec une caméra non calibrée en faisant le suivi dans l'image de la personne entière, et en se basant sur la forme apparente de la personne dans l'image.

Nous avons précédemment proposé une méthode de détection de chute par caméra vidéo[6], qui combine une détection de personne par segmentation sur un modèle de l'arrière-plan de la scène, et une détection de mouvement par différence d'images. Cette méthode donne des résultats tout à fait comparables à l'état de l'art et a l'avantage d'être rapide (temps de traitement compatible

avec un flux vidéo de 25 images par seconde). Toutefois ce qui nous intéresse ici sont les limites du suivi par détection qui consiste dans notre étude à chercher une zone de mouvement dans l'image et à faire coïncider une ellipse (appelée *blob*) autour de cette zone. En effet un mouvement dans la scène autre que celui de la personne, ou un objet qui a été déplacé par celle-ci (chaise, lampe, etc.) peuvent momentanément perturber le suivi par détection.

Le travail que nous présentons dans cet article est basé sur un suivi par prédiction basé sur un descripteur de forme (ellipse), dont les 5 paramètres sont estimés par un filtre particulaire.

## 2 Le suivi par prédiction

### 2.1 Principe

Le filtrage particulaire est une méthode de Monte-Carlo séquentielle, décrite notamment par Arulampalam *et al.*[1] et Doucet *et al.*[3] permettant d'estimer la distribution de probabilité *a posteriori*  $P(X|Y)$  des paramètres cachés  $X$  d'un modèle en se basant uniquement sur l'observation  $Y$ . Isard *et al.*[4] propose une application très intéressante du suivi par filtrage particulaire. L'algorithme itératif de filtrage particulaire est constitué de trois étapes : une étape de **pondération** où l'on évalue chaque particule comme une instance du modèle et on lui attribue un poids en fonction de sa vraisemblance par rapport à l'observation, une étape d'**échantillonnage** où l'on tire au hasard une nouvelle population de particules parmi les particules précédentes en fonction de leurs poids, une étape de **prédiction** où l'on va faire évoluer les paramètres des particules en fonction de la dynamique estimée de la cible.

### 2.2 Application au suivi de la personne

Dans cette étude on cherche à extraire les coordonnées et l'angle d'inclinaison de la personne dans l'image, en se basant sur une recherche de contour dans l'image RVB convertie en niveaux de gris (éq. 1) sur laquelle on applique un filtre de Sobel (éq.2 et 3). Dans l'image de gradient obtenue on supprime toutes les valeurs de luminosité inférieures à 100 (éq. 4).

$$I = 0,2989 \times R + 0,5870 \times V + 0,1140 \times B \quad (1)$$

$$h_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}, h_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$G_x = I * h_x, G_y = I * h_y \quad (3)$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, G \leftarrow G \underset{0}{\overset{G}{\geq}} 100 \quad (4)$$

Le modèle que nous avons choisi pour modéliser la personne est une ellipse à cinq paramètres correspondant à la position dans l'image  $x$  et  $y$ , les deux rayons de l'ellipse  $r_1$  et  $r_2$ , et l'angle d'inclinaison  $\alpha$ . Le vecteur d'état  $X$  est donc composé de ces cinq paramètres. La loi

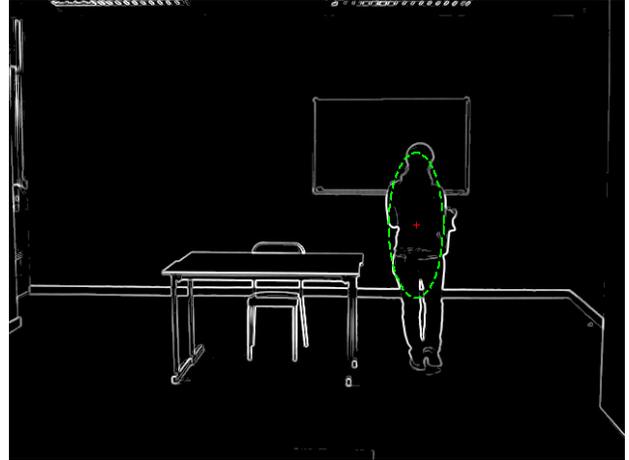


FIGURE 1 – Suivi dans l'image



FIGURE 2 – Mesure de la distance au contour

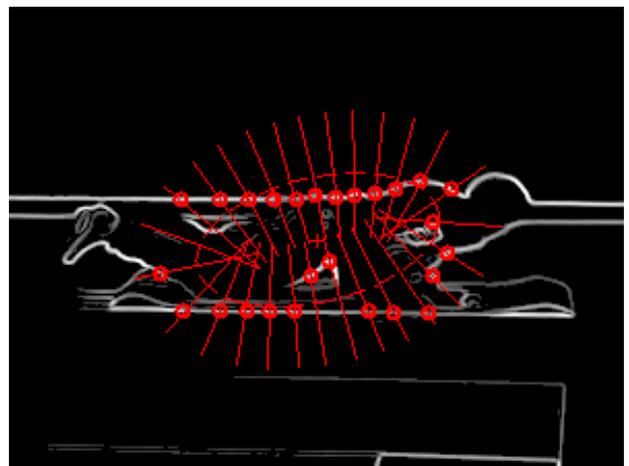


FIGURE 3 – Interaction de la mesure de distance avec l'arrière-plan

d'évolution entre deux états consécutifs  $p(X_k|X_{k-1})$  a été choisie dans un premier temps comme étant Gaussienne c'est à dire que l'on ne prends pas en compte la dynamique du déplacement de la personne.  $p(X_k|X_{k-1})$  est donc une loi normale centrée multivariée de dimension égale à 5, et dont la matrice de covariance est donnée par

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{r_1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{r_2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_\alpha^2 \end{pmatrix} \quad (5)$$

où  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  sont les écarts moyens de la position du modèle dans l'image,  $\sigma_{r_1}$  et  $\sigma_{r_2}$  sont les écarts-types moyens des rayons de l'ellipse, et  $\sigma_\alpha$  est l'écart-type moyen de l'angle, entre chaque itération.

Sur l'image de la figure 1 on peut voir en vert l'ellipse correspondant aux paramètres de la particule ayant la plus grande vraisemblance. La pondération de chaque particule est déterminée par la somme des distances de l'ellipse aux contours le plus proche, chaque distance élémentaire est évaluée le long d'une normale à la courbe (figure 2). Bien entendu les contours n'appartenant pas à la personne sont aussi pris en compte (figure 3). Pour chaque particule le poids est attribué en fonction de cette distance cumulée  $D$ , mais aussi en fonction de la vraisemblance des paramètres, afin de favoriser les ellipses ayant des dimensions proches de la cible. Pour attribuer les poids aux particules nous avons choisi une heuristique basée sur des probabilités conjointes telles que

$$w^i \propto \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{D^2}{N_N \sigma_D^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(r_1 - R_1)^2}{\sigma_{r_1}^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(r_2 - R_2)^2}{\sigma_{r_2}^2}\right) \quad (6)$$

avec  $N_N$  le nombre de normales,  $(D, \sigma_D)$  la somme des distances et son écart-type, puis  $(r_1, R_1, \sigma_{r_1})$  et  $(r_2, R_2, \sigma_{r_2})$  les rayons de l'ellipse, rayons moyens et écart-types respectivement. La grandeur  $\frac{D}{N_N}$  correspond à l'écart moyen, par normale, entre les l'ellipse et le contour proche dans l'image.

Au lancement de l'algorithme on explore de manière uniforme l'espace d'état dans les dimensions  $x$  et  $y$ , les autres paramètres étant fixés à une valeur par défaut. La figure 4 représente la carte des distances obtenues lors de la première étape de pondération des particules, sur une image dans laquelle la personne est présente. Dans notre exemple on constate la présence d'un minimum global assez marqué, ce qui confirme la validité de notre approche.

### 3 Résultats et conclusion

L'apport du suivi par prédiction apparaît clairement sur les figures 5 et 6. Dans ce cas le suivi par détection [6] a pris en compte le mouvement de la personne et celui de la chaise qui a été déplacée (avant son absorption dans le modèle d'arrière-plan). Comme l'ellipse entoure toute la zone en mouvement(figures 5), les paramètres de l'ellipse

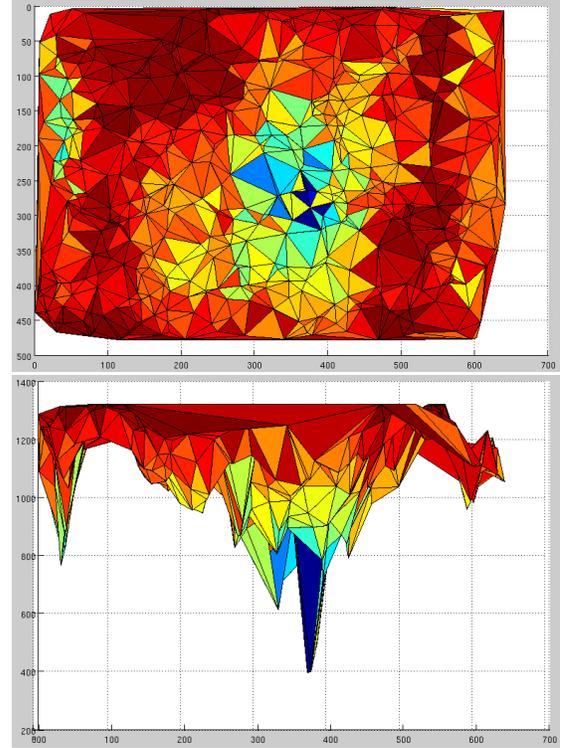


FIGURE 4 – Exemple de carte des distances pour N=500 particules

sont momentanément erronés. Le suivi par prédiction (figure 6) qui ne prend en compte que le contour approximatif de la personne permet de compenser ce défaut. La figure 7 est un montage d'images montrant le suivi de la personne lors d'une chute, qui montre que l'algorithme de suivi par filtrage particulaire peut être utilisé pour détecter une chute en exploitant par exemple l'angle d'inclinaison dans l'image.

Les points forts de la méthode que nous proposons sont que le descripteur de forme choisi a un faible nombre de paramètres, contrairement à d'autres descripteurs plus complexes comme les *splines*, et l'algorithme ne nécessite pas l'apprentissage des paramètres qui peuvent être fixés à une valeur non critique, ce qui est un critère de robustesse. Les tests ont été réalisés sous matlab sur notre dataset <sup>1</sup>, et il est envisagé d'implémenter cette méthode en C/C++ ce qui permettrait d'obtenir un traitement en temps réel. Par ailleurs un autre modèle déformable basé sur les contours elliptiques de fourier est en cours d'étude afin d'affiner davantage le *blob* à la personne.

Les auteurs tiennent à remercier vivement la Région Alsace qui grâce à son soutien financier a rendu possible ces travaux de recherche.

1. <http://miv.u-strasbg.fr/collet/Images/videosENSPS/>



FIGURE 5 – suivi par détection

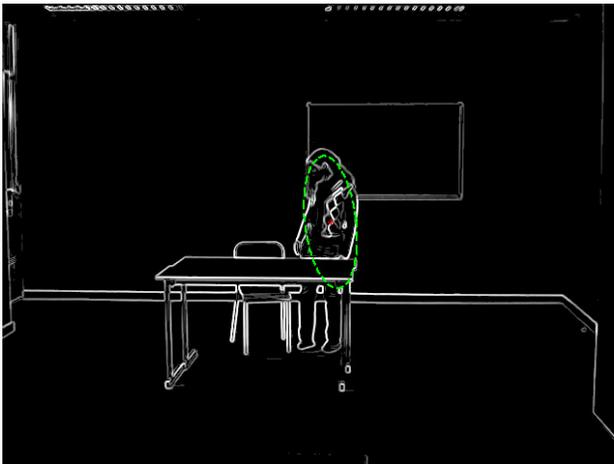


FIGURE 6 – suivi par prédiction

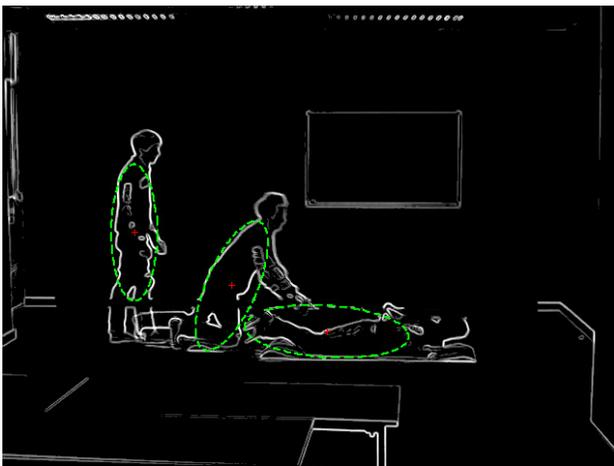


FIGURE 7 – suivi lors d'une chute

## Références

- [1] M. Sanjeev Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian bayesian tracking. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 50(2) :174–188, 2002.
- [2] Rita Cucchiara, Andrea Prati, and Roberto Vezzani. A multi-camera vision system for fall detection and alarm generation. *Expert Systems*, 24(5) :334–345, 2007.
- [3] Arnaud Doucet and Adam M Johansen. A tutorial on particle filtering and smoothing : fifteen years later. pages 656–704. Oxford, UK : Oxford University Press, 2009.
- [4] Michael Isard and Andrew Blake. Condensation - conditional density propagation for visual tracking. *International Journal of Computer Vision*, 29 :5–28, 1998.
- [5] Young-Sook Lee and HoonJae Lee. Multiple object tracking for fall detection in real-time surveillance system. In *Advanced Communication Technology. ICACT 2009. 11th International Conference on*, volume 03, pages 2308–2312, 2009.
- [6] Alban Meffre, Christophe Collet, Nicolas Lachiche, and Pierre Gançarski. Real-time fall detection method based on hidden markov modelling. In *Proceedings of the 5th international conference on Image and Signal Processing*, pages 521–530. Springer-Verlag, 2012.
- [7] N. Noury, A. Fleury, P. Rumeau, A.K. Bourke, G.O. Laighin, V. Rialle, and J.E. Lundy. Fall detection - principles and methods. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, pages 1663–1666, 2007.
- [8] C. Rougier, J. Meunier, A. St-Arnaud, and J. Rousseau. Monocular 3d head tracking to detect falls of elderly people. In *Engineering in Medicine and Biology Society. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, pages 6384–6387, 2006.
- [9] N. Thome, S. Miguet, and S. Ambellouis. A real-time, multiview fall detection system : A lhmm-based approach. *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, 18(11) :1522–1532, 2008.