



## **Filtrage Bayésien et Approximation Particulaire**

---

# **Suivi visuel par histogramme de couleur**

---

Pirashanth RATNAMOGAN  
Imad EL HANAFI  
Promotion 2018

Professeur :  
M. François LE GLAND

30 Octobre 2017



# Table des matières

|          |   |           |
|----------|---|-----------|
| <b>1</b> | <b>Introduction et Problématique</b>  | <b>4</b>  |
| <b>2</b> | <b>Réaliser le suivi visuel</b>   | <b>4</b>  |
| 2.1      | Définition de la distance D entre histogrammes . . . . .  | 4         |
| 2.2      | Calcul de la loi conditionnelle de $x_k$ sachant $x_{k-1}$ . . . . .                                  | 6         |
| 2.3      | La vraisemblance . . . . .  | 6         |
| 2.4      | L'algorithme SIR . . . . .  | 7         |
| 2.5      | Les options d'affichages . . . . .  | 8         |
| <b>3</b> | <b>Test</b>   | <b>9</b>  |
| 3.1      | Test sur une zone dont le mouvement est important . . . . .   | 9         |
| 3.2      | Test sur une zone qui ne bouge pas . . . . .  | 10        |
| 3.3      | Test sur une zone qui subit un mouvement de zoom . . . . .  | 11        |
| 3.4      | Test sur une zone qui est occultée durant quelques images . . . . .                                   | 12        |
| 3.5      | Test sur une zone dont la couleur n'est pas discriminante . . . . .                                   | 13        |
| <b>4</b> | <b>Les faiblesses de l'algorithme</b>   | <b>14</b> |
| <b>5</b> | <b>Possibilité d'amélioration</b>   | <b>15</b> |
| 5.1      | Les améliorations que nous avons imaginé et que nous avons implémenté . . . . .                       | 15        |
| 5.1.1    | Utiliser un algorithme SIR/SIS . . . . .  | 15        |
| 5.1.2    | Améliorer le pistage en introduisant une vraisemblance dépendant de l'estimation précédente . . . . . | 15        |
| 5.1.3    | Améliorer le pistage en introduisant un estimateur de la variance de $W_k$ . . . . .                  | 16        |
| 5.2      | Conclusion sur les améliorations . . . . .  | 17        |
| 5.3      | D'autres idées d'amélioration . . . . .   | 18        |
| <b>6</b> | <b>Conclusion</b>   | <b>18</b> |



# 1 Introduction et Problématique

Dans le cadre de ce deuxième TP du cours de Filtrage Bayésien, on souhaite utiliser un algorithme de filtrage particulaire afin de réaliser le suivi d'une partie déterminé d'une image dans une séquence d'images numériques.

Plusieurs méthodes existent pour réaliser ce type de suivi. Dans le cadre du cours on utilise un histogramme des couleurs ("bag-of-words") présent dans la partie initiale que l'on veut suivre et on suppose naïvement que cet histogramme doit rester stable dans le temps au cours de l'évolution de la position de la zone à suivre.

## 2 Réaliser le suivi visuel

### 2.1 Définition de la distance D entre histogrammes

La zone initiale à suivre est caractérisé par un histogramme de couleur. On fixe  $Nb$  comme le nombre de couleurs les plus représentatives de cette zone.  $q^*$  désigne l'histogramme de référence tel que  $q^*(n)_{n \in \{1, \dots, Nb\}}$  représente le nombre de pixels normalisé dont la couleur est proche de la couleur  $n$ .

On suppose que l'histogramme de couleur est invariant dans le temps. Au temps  $k$ ,  $q_k(x)$  désigne l'histogramme de la zone suivie à l'instant  $k$  et l'état  $x$ . On définit la distance  $D$  entre l'histogramme initiale  $q^*$  et l'histogramme à l'état  $x$  et l'instant  $k$  par

$$D(q^*, q_k(x)) = (1 - \sum_{n=1}^{Nb} \sqrt{q^*(x)q_k(x, n)})^{1/2}$$

Soit  $\mathcal{H}$  l'ensemble des histogrammes à différents instants de la zone suivie.

$$\mathcal{H} = \{x \in \mathbb{R}_+^{Nb} \text{ Tel que : } \sum_{i=1}^{Nb} x(i) = 1\}$$

$D$  est une distance sur  $\mathcal{H}$  signifie que :

- $D$  est symétrique ;
- $D$  vérifie la séparation ;
- $D$  vérifie l'inégalité triangulaire.

Nous allons montrer que  $D$  vérifie ces caractéristiques sur l'ensemble  $\mathcal{H}$ .

- **$D$  est symétrique :**

Pour  $q$  et  $p$  dans  $\mathcal{H}$ , on  $D(q, p) = D(p, q)$  par symétrie du produit scalaire.

- **$D$  vérifie la séparation :**

Soit  $q$  et  $p$  dans  $\mathcal{H}$  tels que  $D(q, p) = 0$ , alors

$$(1 - \sum_{i=1}^{Nb} \sqrt{q_i p_i}) = 0$$

Comme  $\sum_{i=1}^{Nb} q_i = 1 = \sum_{i=1}^{Nb} p_i$ , on remplace 1 dans la formule précédente et on obtient

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{Nb} \sqrt{q_i p_i} - q_i = 0 \\ \sum_{i=1}^{Nb} \sqrt{q_i p_i} - p_i = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

D'où

$$\sum_{i=1}^{Nb} (\sqrt{q_i} - \sqrt{p_i})^2 = 0$$

Ce qui implique que  $\forall i \quad p_i = q_i$  c-a-d que  $p = q$ .

•  **$D$  vérifie l'inégalité triangulaire :**

On utilise le fait que

$$\forall q, p \quad 2\sqrt{pq} = p + q - (\sqrt{p} - \sqrt{q})^2$$

Soit  $q$  et  $p$  dans  $\mathcal{H}$  on a

$$\begin{aligned} D(p, q) &= (1 - \sum_{i=1}^{Nb} \sqrt{p_i q_i})^{1/2} \\ &= (1 - \sum_{i=1}^{Nb} \frac{p_i + q_i - (\sqrt{p_i} - \sqrt{q_i})^2}{2})^{1/2} \quad \text{avec } \sum_i q_i = \sum_i p_i = 1 \quad (2.2) \\ &= (\sum_{i=1}^{Nb} (\sqrt{p_i} - \sqrt{q_i})^2)^{1/2} \end{aligned}$$

Or l'inégalité de Minkowski pour  $p > 1$  et  $x, y \in \mathbb{R}^n$  donne

$$\left( \sum_{k=1}^n |x_k + y_k|^p \right)^{1/p} \leq \left( \sum_{k=1}^n |x_k|^p \right)^{1/p} + \left( \sum_{k=1}^n |y_k|^p \right)^{1/p} \quad (2.3)$$

D'où  $\forall c \in \mathcal{H}$

$$\begin{aligned} D(p, q) &= (\sum_{i=1}^{Nb} (\sqrt{p_i} - \sqrt{q_i} + \sqrt{q_i} - \sqrt{c_i})^2)^{1/2} \\ &\leq (\sum_{i=1}^{Nb} (\sqrt{p_i} - \sqrt{c_i})^2)^{1/2} + (\sum_{i=1}^{Nb} (\sqrt{q_i} - \sqrt{c_i})^2)^{1/2} \quad (2.4) \\ &= D(p, c) + D(c, q) \end{aligned}$$

Ce qui prouve le fait que  $D$  vérifie l'inégalité triangulaire et prouve finalement que  $D$  définit bien une distance.

## 2.2 Calcul de la loi conditionnelle de $x_k$ sachant $x_{k-1}$

On désigne par  $X_k$  la particule à l'instant  $k$  comprenant 3 coordonnées : la position du centre ainsi que la variation relative de la taille du rectangle que l'on suit. On a l'équation d'état qui modélise l'évolution de  $X_k$  qui est donnée par :

$$X_k = X_{k-1} + W_k \quad \text{avec} \quad W_k \sim \mathcal{N}(0, \text{diag}(c_1, c_2, c_3)) \quad \forall k \in \{1..N\} \quad (2.5)$$

Où  $N$  désigne le temps de fin de la séquence vidéo suivie. On comprends bien que par cela on suppose qu'il n'y a pas de déplacement trop rapide ou discontinu de la séquence que l'on suit. On a la suite  $(X_k)_{k \in \{1, \dots, N\}}$  qui est clairement une chaîne de Markov. L'information sur la probabilité d'apparition de  $X_k$  sachant l'histoire est donc entièrement donnée par la connaissance du temps précédent. On note  $Q_k$  le noyau de transition, on a :

$$\mathbb{P}(X_k \in dx' / X_{k-1} = x) = Q_k(x, dx') \quad (2.6)$$

On sait que  $W$  possède une densité gaussienne  $p_k^W(w)$  de matrice de covariance  $\text{diag}(c_1, c_2, c_3)$  et est centré, alors

$$\begin{aligned} Q_k(x, dx') &= p_k^W(x' - x) dx' \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{3/2} \sqrt{c_1 c_2 c_3}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x' - x)^T \text{diag}\left(\frac{1}{c_1}, \frac{1}{c_2}, \frac{1}{c_3}\right) (x' - x)\right) (dx') \end{aligned} \quad (2.7)$$

On en déduit que

$$\mathbb{P}(x_k | x_{k-1}) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} \sqrt{c_1 c_2 c_3}} \exp\left(-\frac{1}{2} (x_k - x_{k-1})^T \text{diag}\left(\frac{1}{c_1}, \frac{1}{c_2}, \frac{1}{c_3}\right) (x_k - x_{k-1})\right) \quad (2.8)$$

## 2.3 La vraisemblance

Une des hypothèses du modèle est que si l'on sélectionne une zone de l'image, alors au cours de son évolution dans la séquence d'image son histogramme de couleurs n'est pas censé trop changer au cours du temps. Ceci nous donne une manière de calculer la vraisemblance d'un échantillon étant donné que l'on a trouvé une distance pour l'espace des histogrammes de couleurs. On note  $q^*$  l'histogramme de couleur de référence au temps 0. La vraisemblance d'une particule  $x$  au temps  $k$  sera donnée par :

$$g_k(x) \propto \exp(-\lambda D^2(q^*, q_k(x))) \quad (2.9)$$

## 2.4 L'algorithme SIR

Maintenant que l'on a défini le noyau de transition et la vraisemblance, on peut utiliser un algorithme de filtrage particulaire SIR pour réaliser le suivi désiré. On utilise l'algorithme SIR avec redistribution multinomiale qui s'est montré performant lors du TP précédent. L'algorithme utilisé est détaillé plus bas.

On note **update-particule** :  $(\text{part}_{\text{previous}}) \mapsto \text{update-particule}(\text{part}_{\text{previous}})$  la fonction qui permet de faire avancer aléatoirement la particule  $\text{part}_{\text{previous}}$  d'un pas de temps suivant l'équation d'état 2.5

On note **vraisemblance** :  $(\text{part}, im) \mapsto \text{vraisemblance}(\text{part}, im)$  la fonction qui permet de calculer la vraisemblance de la particule  $\text{part}$  sur l'image  $im$  par l'expression 5.1.

On note **fct-multi** :  $(\text{part}, w, N) \mapsto \text{fct-multi}((\text{part}, w, N))$  la fonction qui permet de tirer  $N$  nouvelles particules issues de  $\text{part}$  avec des probabilités proportionnelles aux poids  $w$

On note  $N$  le nombre de particules utilisées,  $T$  le nombre d'images sur lesquelles on veut faire un suivi.

On **initialise** en tirant  $N$  particules initiales  $(\xi_1^i)_{i \in \{1, \dots, N\}}$  suivant une distribution gaussienne, centree autour de la zone initiale, et avec un petit écart type.

On calcule  $w_1 = (\text{vraisemblance}((\xi_1^i), im_1))_{i \in \{1, \dots, N\}}$

On calcule les poids  $p_1 = (\frac{w_1^i}{\sum_{i \in \{1, \dots, N\}} w_1^i})_{i \in \{1, \dots, N\}}$

On affiche la position de la zone suivi estimée grâce à  $\bar{\xi}_1 = p_1^T \xi_1$

**for**  $k \in \{2, \dots, T\}$  **do**

    On calcule :  $\hat{\xi}_{k-1} = \text{fct-multi}(\xi_{k-1}, w_{k-1}, N)$

    On calcule :  $\xi_k = (\text{update-particule}(\hat{\xi}_{k-1}))_{i \in \{1, \dots, N\}}$

    On calcule :  $w_k = (\text{vraisemblance}((\xi_k^i), im_k))_{i \in \{1, \dots, N\}}$

    On calcule :  $p_k = (\frac{w_k^i}{\sum_{i \in \{1, \dots, N\}} w_k^i})_{i \in \{1, \dots, N\}}$

    On affiche la position de la zone suivi estimée grâce à :  $\bar{\xi}_k = p_k^T \xi_k$

**end**

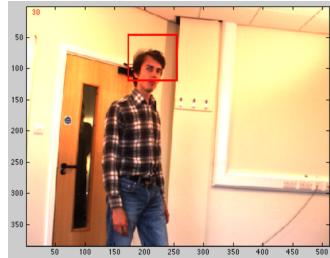
**Algorithm 1:** Algorithme SIR permettant d'afficher le suivi visuel d'une zone d'une séquence vidéo

## 2.5 Les options d'affichages

Dans le fichier `script.m`, nous avons rajouté une option pour l'affichage des particules (variable *affichage*)

- *affichage* = 0

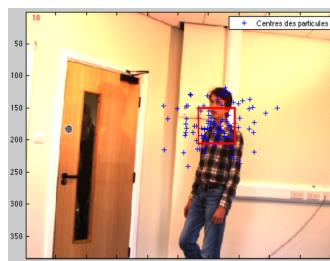
Dans ce cas nous traçons seulement la position de la zone suivi estimée.



**Figure 1:** Affichage option - 0

- *affichage* = 1

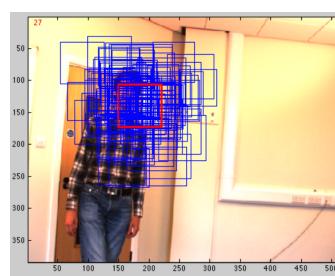
Nous affichons l'estimation de la zone à suivre en rouge et le centre des autres particules.



**Figure 2:** Affichage option - 1

- *affichage* = 2

Nous affichons toutes les particules en bleu ainsi que l'estimation de la zone à suivre en rouge



**Figure 3:** Affichage option - 2

### 3 Test

#### 3.1 Test sur une zone dont le mouvement est important

Dans cette partie afin d'aider l'algorithme on prend un paramètre  $c_1$  élevé (450),  $c_2$  moyen (150) et  $c_3$  faible (2) afin d'indiquer à l'algorithme que le mouvement sera plutôt horizontale.

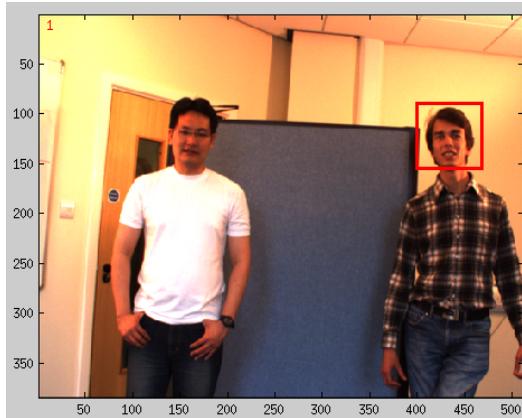


Figure 4: Image 1, seq 2

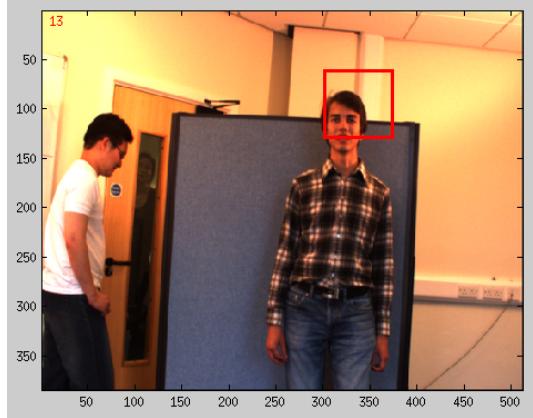


Figure 5: Image 12, seq 2

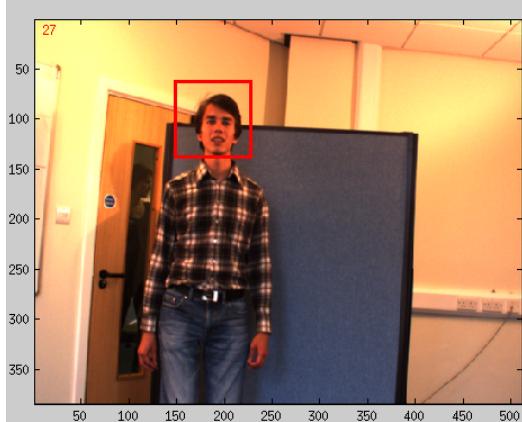


Figure 6: Image 26, seq 2



Figure 7: Image 36, seq 2

**Conclusion :** L'algorithme est performant sur ce type de problématique, on arrive à globalement bien suivre la zone désirée.

### 3.2 Test sur une zone qui ne bouge pas

Dans cette partie on prend tous les paramètres relativement faible ( $c_1 = 50$ ,  $c_2 = 50$ ,  $c_3 = 2$ ).

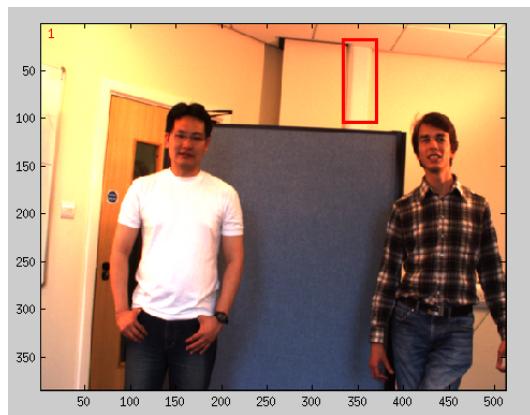


Figure 8: Image 1, seq 2

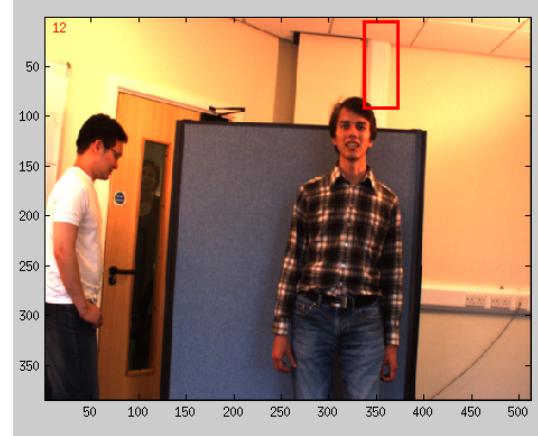


Figure 9: Image 12, seq 2

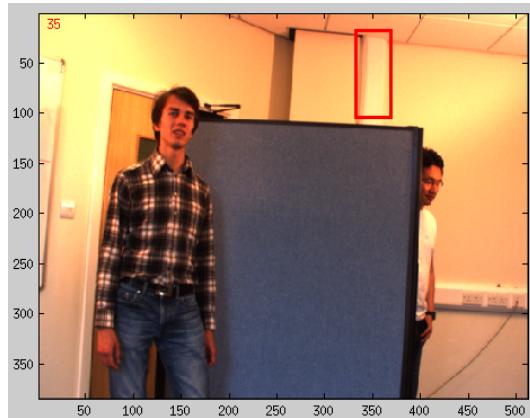


Figure 10: Image 35, seq 2



Figure 11: Image 50, seq 2

**Conclusion :** L'algorithme est très performant sur ce type de problématique, on arrive à très bien suivre la zone désirée. On a ici comparativement au test précédent pas de variation de lumière, de rotation de la tête de la personne suivie ou autre.

### 3.3 Test sur une zone qui subit un mouvement de zoom

Dans cette partie on prend  $c_1 = 300, c_2 = 300, c_3 = 30$  pour dire que l'on peut grandement faire varier la taille de la zone où est l'image (zoom). On piste la chemise du jeune homme dans la séquence 1.



Figure 12: Image 1, seq 1

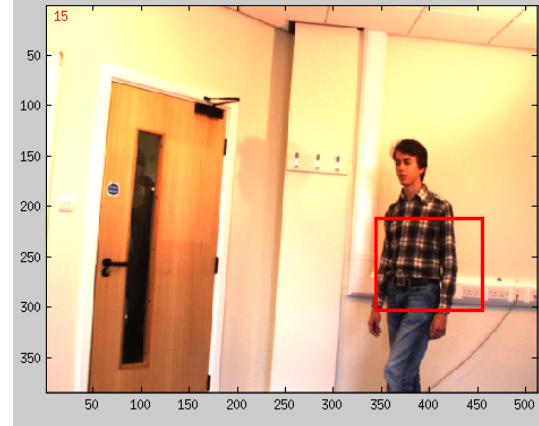


Figure 13: Image 15, seq 1

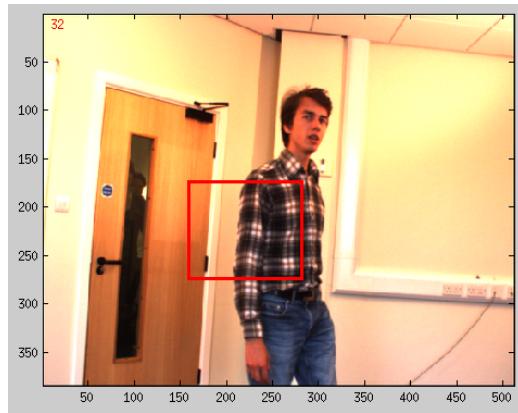


Figure 14: Image 32, seq 1

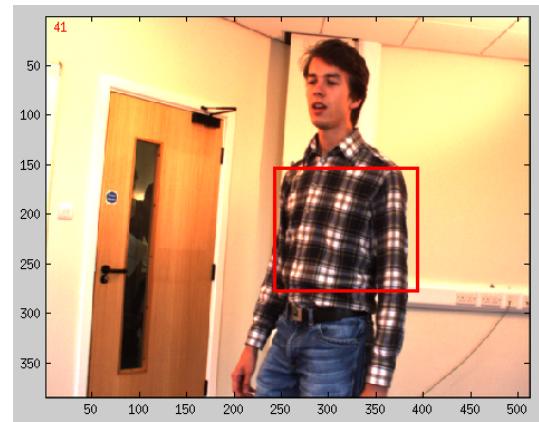


Figure 15: Image 41, seq 1

**Conclusion :** L'algorithme est performant sur ce type de problématique, on arrive à bien suivre la zone désirée. L'effet du zoom n'est pas perturbant pour l'algorithme tant qu'il n'est pas perturbé par un autre élément du paysage.

### 3.4 Test sur une zone qui est occultée durant quelques images

On suit l'homme qui disparaît dans la séquence 2. On utilise les paramètres  $c_1 = 300, c_2 = 300, c_3 = 30$  pour laisser une chance au rectangle de suivi de retrouver l'homme après sa réapparition.

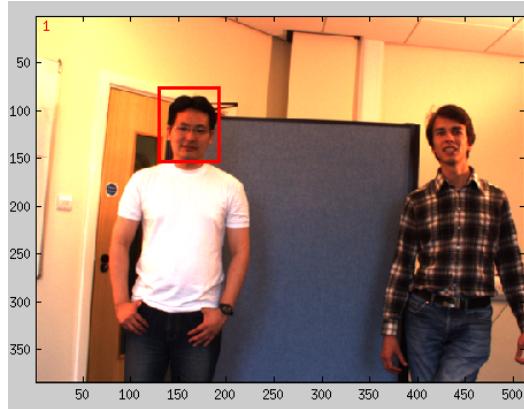


Figure 16: Image 1, seq 2

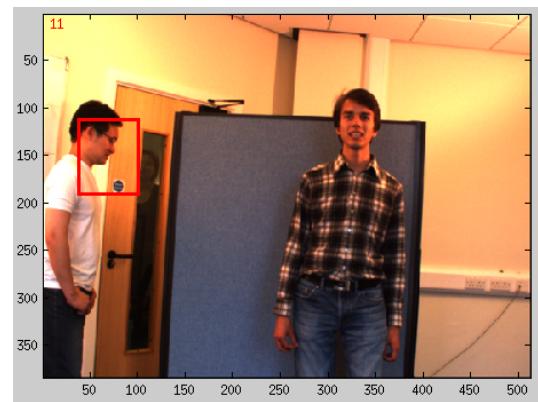


Figure 17: Image 11, seq 2

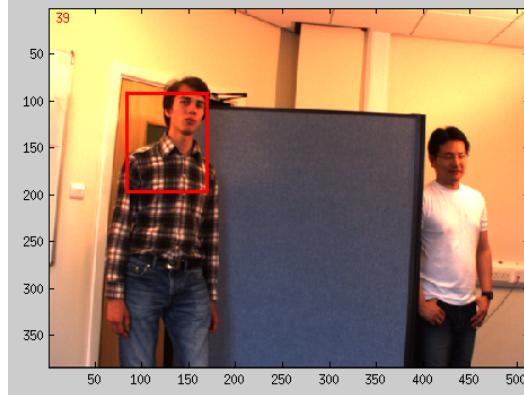


Figure 18: Image 39, seq 2

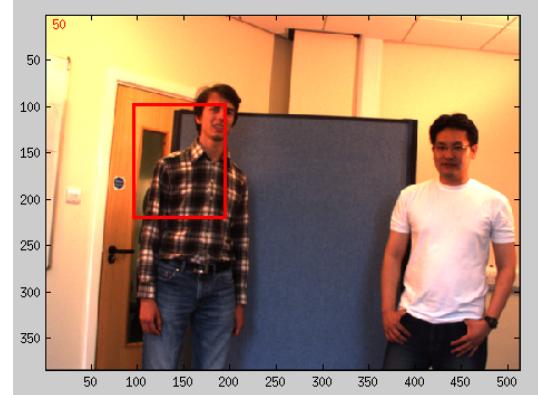


Figure 19: Image 50, seq 2

**Conclusion :** L'algorithme sous-performe dans cette problématique. Ceci était évident. En effet nous sommes dans une problématique de pistage où l'on se base sur notre connaissance à l'état précédent pour estimer notre état présent. Si l'état précédent est erroné à cause de la disparition de la cible alors forcément l'état présent et tous les états futurs seront erronés également.

### 3.5 Test sur une zone dont la couleur n'est pas discriminante

Dans cette partie, prenons une zone de l'image de la séquence 2 qui ne bouge pas et qui est de la même couleur que son environnement. On prend  $c_1 = 100$ ,  $c_2 = 100$ ,  $c_3 = 4$ .

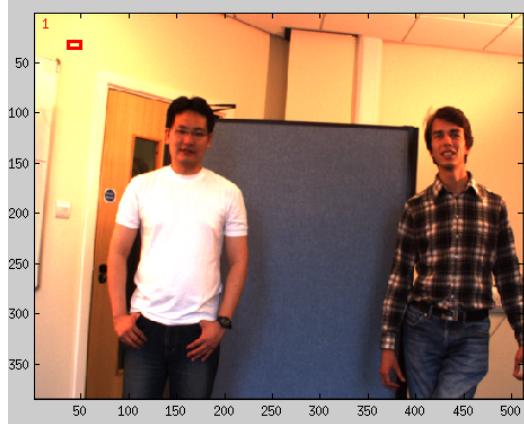


Figure 20: Image 1, seq 2

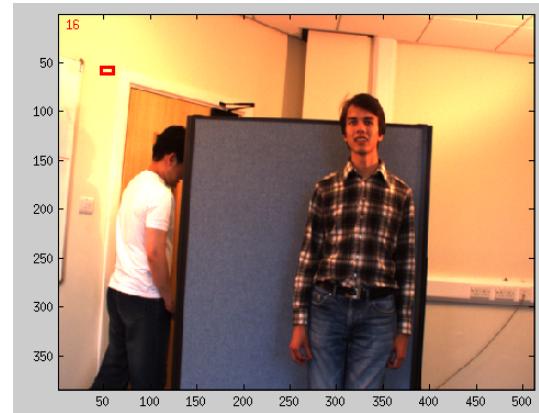


Figure 21: Image 11, seq 2

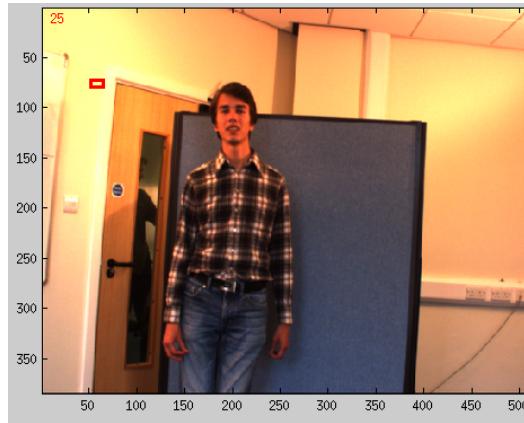


Figure 22: Image 39, seq 2

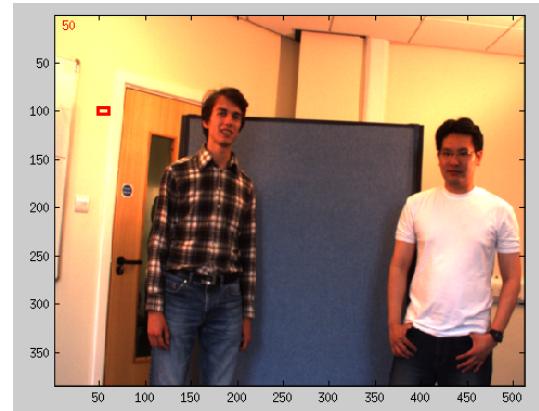


Figure 23: Image 50, seq 2

**Conclusion :** On observe une déviation importante de notre estimation de la position de la cible. Même si la distribution des particules au temps  $t$  est centré sur l'estimée des particules au temps  $t-1$ . On a une déviation inévitable de l'estimation puisque certaines particules tomberont à des endroit pour laquelle la vraisemblance sera faible, d'autres à des endroits où la vraisemblance sera aussi élevé que la vraie position. On moyennera donc sur un ensemble de positions probable et on aura une petite déviation à chaque pas de temps.

## 4 Les faiblesses de l'algorithme

On a vu que l'algorithme sous-performe dans les deux derniers tests. L'algorithme n'arrive pas à trouver efficacement une cible si celle-ci est occultée durant quelques images. De plus si la couleur n'est pas discriminante l'algorithme n'est pas discriminant. Ces faiblesses sont principalement dues au fait que notre algorithme se base sur une comparaison de l'histogramme de couleurs entre les estimations du temps présents avec un histogramme de référence. On voit directement que les changements de luminosité ou la présence de zone ambiguës mettent à défaut cette méthode naïve.

## 5 Possibilité d'amélioration

### 5.1 Les améliorations que nous avons imaginé et que nous avons implémenté

Les améliorations qui sont évoqués ici sont implémentés dans le script `script-amelioire.m`

#### 5.1.1 Utiliser un algorithme SIR/SIS

Comme on a pu le voir en cours utiliser un algorithme SIR alors que la population de particule a des poids pratiquement identique est une mauvaise idée. Il est plus judicieux d'utiliser un algorithme hybride SIR/SIS qui va utiliser soit l'algorithme SIR ou l'algorithme SIS en fonction de la taille effective de l'échantillon. L'algorithme utilisé est décrit ci-dessous en utilisant les notations utilisées dans la description de l'algorithme SIR :

On **initialise** en tirant  $N$  particules initiales  $(\xi_1^i)_{i \in \{1, \dots, N\}}$  une distribution gaussienne, centree autour de la zone initiale, et avec un petit ecart type.

**for**  $k \in \{2, \dots, T + 1\}$  **do**

    On calcule :  $w_c = (\text{vraisemblance}((\xi_{k-1}^i), im_{k-1}))_{i \in \{1, \dots, N\}}$

    On calcule :  $w_{sis} = w_{k-2} \cdot w_c$

    On calcule :  $w_{sis} = \left( \frac{w_{sis}^i}{\sum_{i \in \{1, \dots, N\}} w_{sis}^i} \right)_{i \in \{1, \dots, N\}}$

    On calcule :  $N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i \in \{1, \dots, N\}} w_{sis}^2}$

**if**  $N_{eff} \leq c.N$  **then**

        On calcule :  $p_{k-1} = \left( \frac{w_c^i}{\sum_{i \in \{1, \dots, N\}} w_c^i} \right)_{i \in \{1, \dots, N\}}$

        On calcule :  $\hat{\xi}_{k-1} = \text{fct-multi}(\xi_{k-1}, w_{k-1}, N)$

        On calcule :  $\xi_k = (\text{update-particule}(\hat{\xi}_{k-1}^i))_{i \in \{1, \dots, N\}}$

        On affiche la position estimée :  $\bar{\xi}_{k-1} = p_{k-1}^T \xi_{k-1}$

        On stocke la valeur pour le calcul du SIS suivant  $w_{k-1} = \left( \frac{1}{N} \right)_{i \in \{1, \dots, N\}}$

**else**

        On calcule :  $p_{k-1} = w_{sis}$

        On calcule :  $\xi_k = (\text{update-particule}(\xi_{k-1}^i))_{i \in \{1, \dots, N\}}$

        On affiche la position estimée  $\bar{\xi}_{k-1} = p_{k-1}^T \xi_{k-1}$

        On stocke la valeur pour le calcul du SIS suivant  $w_{k-1} = w_{sis}$

**end**

**Algorithm 2:** Algorithme hybride SIR SIS dépendant de la taille effective

#### 5.1.2 Améliorer le pistage en introduisant une vraisemblance dépendant de l'estimation précédente

Comme on a pu le voir dans la partie du cours sur Chaines de Markov à paramètres markoviens il peut être intéressante d'avoir une vraisemblance qui dépend de l'état présent mais également du temps précédent. Dans une optique de

pistage cela permet de rajouter la condition qui est que l'on veut que l'histogramme du temps courant soit proche de l'histogramme de référence mais également qu'il soit proche de l'histogramme de la position estimée.

$$g_k(x_k, \tilde{x}_{k-1}) \propto \exp(-\lambda(D(q^*, q_k(x)) + D(q_{k-1}(\tilde{x}_{k-1}), q_k(x))^2)) \quad (5.1)$$

Où  $\tilde{x}_{k-1}$  correspond à l'estimation pondérée finale que l'on a au temps  $k-1$ . Ceci nous permet d'améliorer le pistage qui défaillait en particulier pour le suivi de la tête de l'homme dans la séquence 1. Néanmoins cela ne sera pas à utiliser si l'on veut suivre une cible qui est occultée durant quelques secondes.

### 5.1.3 Améliorer le pistage en introduisant un estimateur de la variance de $W_k$

La variance de  $W_k$  qui est donnée par les paramètres  $c_1$ ,  $c_2$  et  $c_3$  joue un rôle crucial dans l'évolution des particules et le suivi des cibles. On propose donc d'estimer ces paramètres à chaque pas de temps à condition qu'il y a une diminution de la vraisemblance entre l'instant  $t$  et l'instant  $t+1$ . Un estimateur trivial est le maximum de vraisemblance, mais dans notre cas on ne peut pas utiliser tout l'échantillon (certaines particules ne sont pas significatives pour suivre la cible). C'est la raison pour laquelle nous proposons un estimateur pondéré par les poids de l'algorithme SIR noté  $w_i$ . On estime  $c_{i,i \in \{1,2,3\}}$  à l'étape  $k$  à l'aide de la formule suivante :

$$c_i = \sum_{j=1}^N w_j (\xi_k(j, i) - \xi_{k-1}(j, i))^2$$

Ensuite on prend le maximum entre cette valeur et une variance de référence. Avec cette méthode empirique on arrive à améliorer le suivi de la cible.

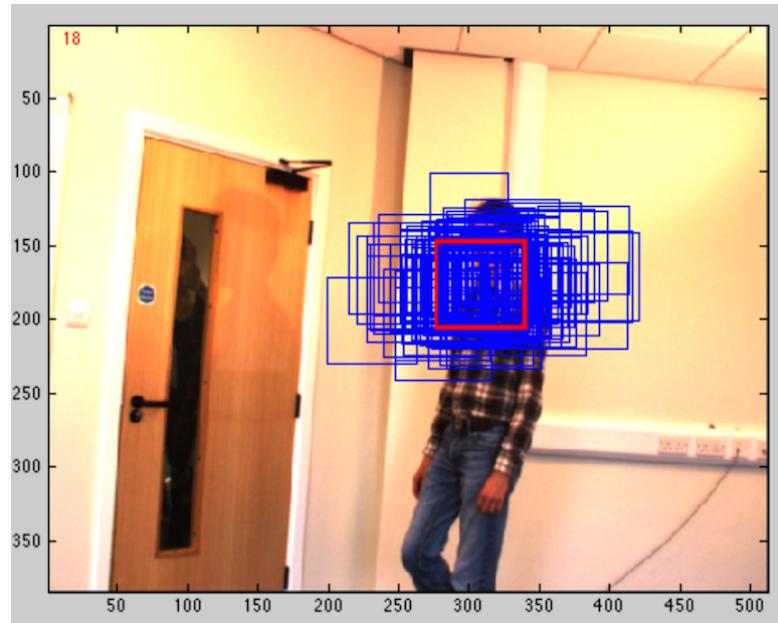


Figure 24

## 5.2 Conclusion sur les améliorations

Les améliorations proposées permettent une amélioration notable de l'algorithme initial dans certaines situations particulières. En particulier, on arrive à mieux suivre l'individu qui se déplace vers la caméra dans la séquence 1. On arrive au résultat ci-dessous en utilisant  $c1=700$  (plus  $c1$  est grand mieux (raisonnablement) mieux l'algorithme marche dans ce test pour  $c1=1000$  on a un suivi d'un bon niveau),  $c2=300$  et  $c3=5$ .

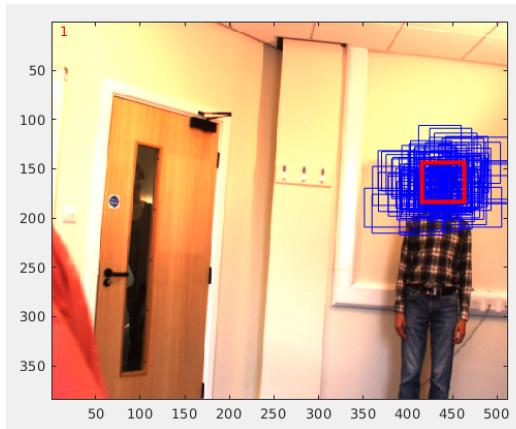


Figure 25: Image 1, seq 1

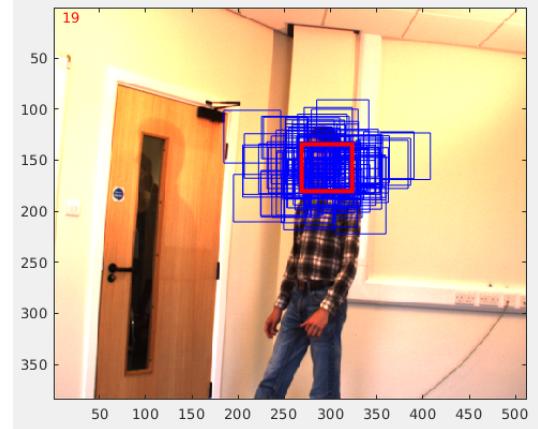


Figure 26: Image 19, seq 1

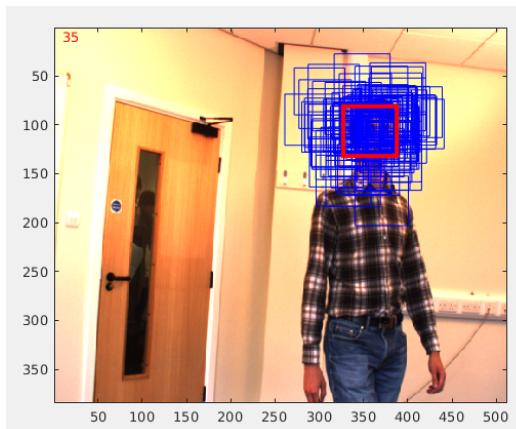


Figure 27: Image 35, seq 1

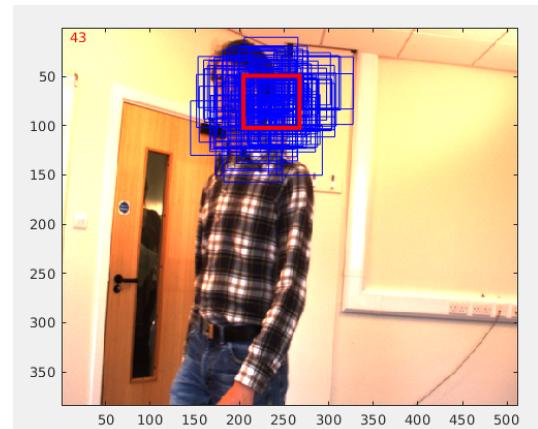


Figure 28: Image 43, seq 1

### 5.3 D'autres idées d'amélioration

- La première idée pour améliorer l'algorithme est d'utiliser des choses en plus que l'histogramme de couleur pour calculer la vraisemblance. On peut notamment penser aux features classiques du traitement d'image : détection des côtés, des coins, détection de blobs ...  
Plus on aura de caractéristiques plus l'algorithme sera efficace.
- Pour le problème du problème de pistage lorsqu'une zone est occultée, on peut imaginer des paramètres  $c_1, c_2, c_3$  adaptatifs : on quantifie la différence entre l'histogramme de couleur de référence et l'histogramme de couleur, si celle-ci est importante on augmente les paramètres  $c_1, c_2, c_3$  pour rechercher la cible.

## 6 Conclusion

Dans ce TP, on a pu voir une nouvelle application du filtrage particulaire. On observe que grâce au filtrage particulaire on a pu suivre relativement fidèlement une zone déterminé dans une séquence vidéo en utilisant l'histogramme de couleurs. Nous avons pu réfléchir à différentes améliorations et l'algorithme est largement perfectible.

Le TP était surtout intéressant puisqu'il permet de voir les nombreuses applications que peut avoir le filtrage particulaire.