

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU



FACULTE GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE
DEPARTEMENT AUTOMATIQUE

Mémoire de Fin d'Etudes de MASTER ACADEMIQUE

en Automatique

option : Commande des systèmes

présenté par

AKLIOUAT Lynda

et

AMARA Yasmine

Mémoire dirigé par **Pr. Moussa DIAF**

sur le thème

Détection et suivi automatiques d'objets en mouvement

Mémoire soutenu publiquement le 8 juillet 2015 devant le jury composé de :

CHELLI Takfarinas

M.A.A, UMMTO, Président

DIAF Moussa

Professeur, UMMTO, Promoteur

BOUKENDOUR Ouiza

M.A.B, UMMTO, Examineur

HALICHE ZOHRA

M.A.B, UMMTO, Examineur

MAZARI Chahrazed

M.A.B, UMMTO, Examineur

Avant-propos

Ce travail a été effectué au Laboratoire de Vision Artificiel et Automatique des Systèmes (LVAAS)

A travers ce modeste travail, nous tenons à remercier vivement notre promoteur Mr Moussa DIAF pour nous avoir proposé ce thème et pour nous avoir suivi et conseillé.

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi aux membres des jurys pour avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.

Nous tenons à remercier vivement et particulièrement Mr Marzouk YOUNSI Doctorant en Laboratoire de Vision Artificiel et Automatique des Systèmes, pour son aide et ses conseils précieux.

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi aux étudiants : Saïd, Khalef, Sofiane, Samir, Mehenna, Ferhat, Farid, Juba, Lynda, Lilia, Ghania, Souhila et Hanane pour leur soutien et leur aide.

Et enfin, que nos chers parents et familles, et bien avant tout, trouvent ici l'expression de nos remerciement les plus sincères et les plus profonds en reconnaissance de leurs sacrifices, aides, soutien et encouragements afin de nous assurer cette formation dans les meilleures conditions.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

*A mes parents qui me sont très chers qui ont toujours
été derrière mes exploits, avec leur aide matérielle et
morale durant tout mon cursus et qui se sont donné de
la peine afin que j'obtienne mon diplôme.*

A mon unique sœur Samia que j'estime énormément

A mes adorables frères Moumouh et Samirouche.

A toute ma famille.

*A toi ma chère Yasmine pour les moments que nous
avons passé ensemble et que je n'oublierai jamais . . .*

A tous mes amis qui m'ont beaucoup aidé et soutenu.

Lynda

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

A mes parents qui me sont très chers.

A mes adorables sœurs :

Nadia et son mari Mustafa et leur fille Houize,

*Ounissa et son mari Fidane et leurs enfants Finedine
et Zakaria,*

Zahira, Safia et Dyhia.

A toute la famille.

*A toi ma chère Lynda pour les moments que nous
avons passé ensemble et que je n'oublierai jamais . . .*

*A tous mes amis Salika et son mari Brahim,
Ahmed et surtout Abdel Wahab qui m'ont beaucoup
aidé et soutenu.*

Yasmine

Résumé :

La détection automatique et le suivi d'objet en mouvement ont retenu une attention considérable de la communauté de la vision par ordinateur durant les deux dernières décennies. Cet intérêt accru s'explique par les avancées importantes réalisées dans la modélisation de contenu visuel et par la large gamme d'application utilisant les algorithmes de détection et de suivi (vidéo surveillance, robotique, indexation multimédia...). Le but de ce travail est de détecter et suivre les objets mobiles dans des séquences ayant un fond statique. En effet, la détection automatique des objets peut être facilement obtenue par soustraction de fond. Pour le suivi nous adaptons une méthode de suivi par le filtre de Kalman qui permet de suivre les trajectoires d'objets mobiles.

Pour l'implémentation de l'algorithme de détection et de suivi d'objet nous utilisons le langage de programmation Matlab.

Mots clé : détection, suivi, silhouette, filtre de Kalman, séquence d'images.

Introduction générale

Chapitre 1 Généralités sur la détection automatique et le suivi d'objet en mouvement

1.1. Introduction	3
1.2. Historique	4
1.3. Méthodes de détection.....	7
1.3.1. Détection de mouvement par flot optique.....	8
1.3.2. Détection de mouvement par la dérivée temporelle.....	9
1.3.3. Détection de mouvement par soustraction de l'arrière plan.....	10
1.4 Méthodes de suivi	12
1.4.1. Suivi par points d'intérêts.....	13
1.4.2. Suivi de noyaux.....	14
1.4.3. Suivi de silhouettes.....	15
1.5. Difficultés rencontrées lors de la détection et du suivi.....	17
1.6. Conclusion.....	18

Chapitre 2 Suivi de la silhouette utilisant le filtre de kalman

2.1. Introduction	19
2.2. Le Filtrage	20
2.3. Le principe du Filtre de Kalman.....	20
2.4. Conclusion.....	28

Chapitre 3 Résultats expérimentaux

3.1. Introduction.....	29
3.2. Principe	29
3.3. Séquences d'images utilisées	30
3.4. Algorithme de détection	30
3.5. Algorithme de suivi	35

3.6. Testes et résultats	37
3.7 Les performances de l'algorithme	45
3.7 Conclusion.....	45

Conclusion générale

Références bibliographiques

Introduction générale

L'augmentation constante de la puissance des ordinateurs, la diminution du coût des caméras et l'augmentation des besoins pour l'analyse de séquence d'images ont engendré un vif intérêt pour les algorithmes de détection automatique et le suivi d'objets. L'idée est de détecter et de suivre des objets automatiquement en utilisant la vision artificielle.

Le suivi d'objets est un problème fréquemment rencontré dans le domaine de la vision par ordinateur, en raison de la variété de ses domaines d'applications. Le suivi d'objet peut être requis pour le domaine médical, l'industrie, analyser des flux de circulation, analyser les interactions des usagers avec l'infrastructure, ou simplement pour effectuer un comptage. Dans le domaine de la surveillance, le suivi d'objets peut être utilisé pour détecter des comportements inhabituels ou dangereux, soit en fonctionnement autonome, soit comme prétraitement délivrant au personnel de surveillance une alarme lorsqu'une telle situation est détectée. Dans le domaine de sport, des systèmes d'assistance d'arbitrage sont utilisés.

Les difficultés rencontrées lors de la mise en place d'un tel système sont diverses et variées. Un brusque déplacement, un changement d'apparence ou une déformation de l'objet peuvent entraîner des erreurs dans le suivi. D'autres phénomènes peuvent gêner le suivi comme le mouvement de la caméra, les changements d'illumination, les occlusions entre objets ou entre l'objet et la scène.

Ainsi, dans le premier chapitre, nous présenterons des généralités sur la détection et le suivi d'objet en mouvement. D'abord, nous présenterons un

état de l'art des travaux existant dans le domaine de suivi d'objet, nous détaillerons les méthodes de détection automatique, puis les méthodes de suivi. Nous donnerons, ensuite, quelques difficultés rencontrées lors de détection et de suivi de mouvement.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons l'algorithme de filtre de Kalman qui est efficace pour estimer l'état d'un système linéaire suivant une distribution gaussienne. Ce filtre est composé de deux étapes principales à savoir, la prédiction et la correction. La phase de prédiction utilise l'état estimé de l'instant précédent pour produire une estimation de l'état courant. Dans l'étape de correction (ou mise à jour), les observations de l'instant courant sont utilisées pour corriger l'état prédit dans le but d'obtenir une estimation plus précise.

Dans le troisième chapitre, nous présenterons les tests et résultats auxquels nous avons procédé en utilisant cet algorithme.

Nous terminerons ce travail par une conclusion générale.

Chapitre 1

Généralités sur la détection et le suivi d'objets en mouvement

1.1 Introduction

La détection et le suivi automatique d'objets en mouvements dans une séquence d'images constituent un domaine très attrayant depuis les années 70, compte tenu de l'évolution de la quantité et de la nature de l'information dans le monde médiatique et technologique. Dans ce cadre, même dans des conditions et environnements différents, l'objet doit, avant tout, être représenté par des caractéristiques spécifiques qui le distingueront des autres objets présents dans la scène. Pour la détection de l'objet, différentes méthodes ont été présentées dans la littérature. Parmi ces méthodes, on peut citer celle du flot optique [1], de la dérivée temporelle [2] ou de la soustraction de l'arrière plan [3]. Il s'agit ensuite de décrire l'objet à suivre dans le reste de la séquence vidéo. Cette description doit être discriminante par rapport au reste de la scène comme d'éventuels autres objets présents. Le suivi d'un objet en mouvement doit fournir la localisation spatiotemporelle de l'objet tout comme il doit aussi fournir une réponse dans

un temps très réduit. Ce suivi peut se faire par un ensemble des points d'intérêt de sorte que l'objet détecté dans des images consécutives soit représenté par :

- des points et l'association de ces points est basée sur la position précédente et sur son mouvement,
- l'utilisation d'un noyau qui se réfère à la forme et l'apparence de l'objet comme le motif rectangulaire ou une forme elliptique, le suivi s'effectue alors en calculant le mouvement du noyau dans les images successives,
- l'extraction de la silhouette de l'objet de sorte que le suivi s'effectue en estimant sa région dans chaque image et en utilisant les informations extraites de chaque région pour le suivi.

Dans tout les cas, le suivi doit être effectué quelles que soient les difficultés rencontrées et quelle que soit la structure de la scène.

1.2 Historique

Le suivi d'objet a pour but de déterminer, dans chaque image de la séquence, la position de cet objet dans la scène afin de suivre et autoriser l'analyse de son comportement et de sa trajectoire. Le suivi d'objets en mouvement constitue un axe important dans le domaine de la vision artificielle. C'est un problème complexe sur lequel de nombreuses études ont déjà été effectuées [4]. C'est ainsi que T.B. MOESLUND compte 155 publications avant l'année 2000 contre 352 entre les années 2000 et 2006, ce qui témoigne du dynamisme de la communauté. Ceci est illustré sur la Fig.1.1, qui présente l'évolution du nombre de publications majeures par année depuis 1980[4] [5].

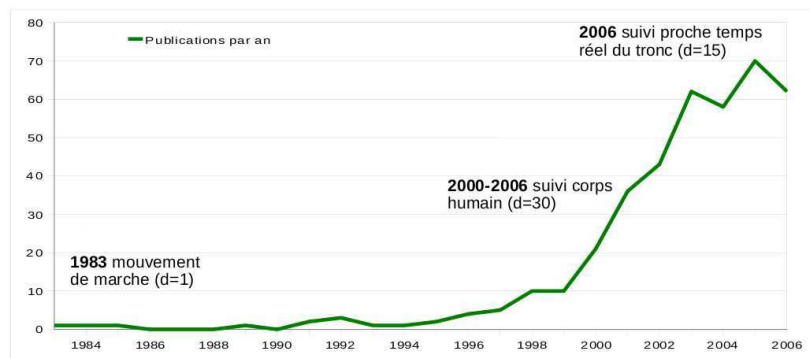


Fig.1.1 Evolution du nombre de publications dans le suivi d'objets [4] [5].

Notons que, bien avant l'apparition des ordinateurs, le mouvement d'objets a fait l'objet d'études approfondies. Ainsi, au XIX^{ème} siècle, le photographe E. MUYBRIDGE a été le premier à se pencher sur l'analyse du mouvement de l'animal et de l'homme [6] [7]. Il travaille tout d'abord sur le galop du cheval, avant de se focaliser sur des mouvements tels que la démarche humaine. Dans les années 1980, avec l'évolution technologique, le suivi visuel prend une autre dimension. Les premiers travaux dans le domaine datent des années 1980. C'est ainsi que O'ROURKE et BADLER exploitent alors des images de synthèse [8] et HOGG [9] puis ROHR [10] [11], les traitements sur des images réelles dans le début des années 90. Les systèmes sont alors limités au suivi d'un mouvement de marche. Par la suite, des problèmes de plus grande dimension sont abordés, telle que le suivi d'une main ou du corps humain dans sa totalité. [12][13]. En 2010, GERONIMO et *al* ont travaillé sur la détection d'humains et leur suivi. Leur algorithme comprend plusieurs étapes, à savoir, le prétraitement, la segmentation de premier plan, la classification d'objets, la vérification, le raffinement, le suivi et avec différentes applications. Ils ont évalué les différents algorithmes tout en expliquant leurs avantages et leurs limites [14].

De nombreuses autres méthodes de suivi ont été proposées dans la littérature. Une bonne et récente revue de ces méthodes a été effectuée par YILMAZ en 2006 [15]. Dans cet article, les méthodes de suivi sont divisées, comme nous l'avons précisé précédemment, en trois principales catégories qui sont le suivi par point d'intérêt, le suivi de noyaux et le suivi de silhouette (fig1.2).

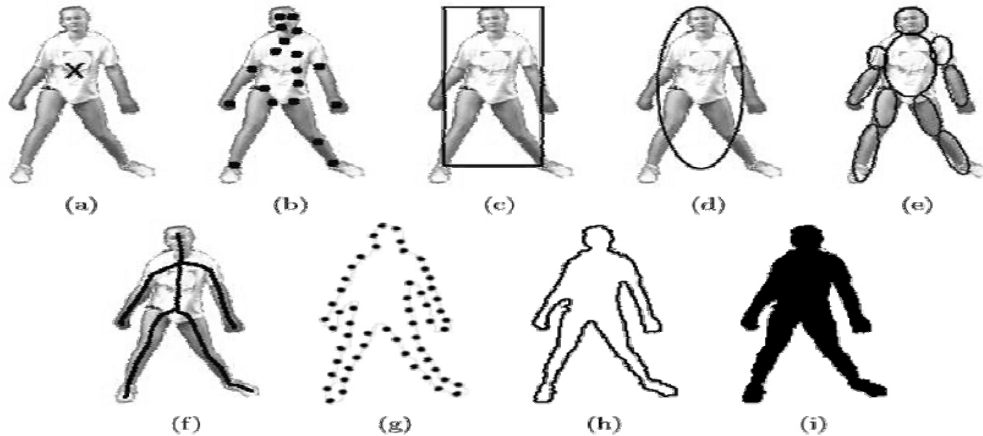


Fig.1.2 Représentations d'objet. (a) centroïde, (b) plusieurs points, (c) fenêtre englobant rectangulaire, (d) fenêtre englobant elliptique, (e) modèle a base de blobs,(f) squelette de l'objet, (g) les points de contrôle sur les contours de l'objet, (h) contour de l'objet complet, (i) silhouette de l'objet. [15].

En 2006, GARCIA, BOLTZ, DEBREUVE ET BARLAUD ont proposé la première méthode de suivi d'objets fondée sur l'analyse de trajectoires de points d'intérêt. Cette approche paraît être précise et fiable pour une seule image ou un ensemble d'images [16]. Afin d'améliorer la qualité du suivi par points d'intérêt VEENMAN et al ont introduit une contrainte dans la méthode de mise en correspondance [17]. Cette contrainte est parfaitement adaptée au suivi de points appartenant au même objet, donc si les points appartiennent à différents objets dont le mouvement est différent, les points ne peuvent pas être suivis. Le suivi est dans un premier temps réalisé sans contrainte sur les deux premières images de la vidéo. La contrainte de mouvement est utilisée dès la troisième image. Cette approche permet de gérer les occultations et les erreurs de détection de points. Pour diminuer le nombre d'appariements incorrects des points dans une séquence d'images SCHMID et al ont introduit une contrainte géométrique telle que deux points voisins doivent être appariés à deux points également voisins dans l'image suivante. Les appariements ne respectant pas cette contrainte sont simplement ignorés pour la suite du processus. [18][19] [20]. La seconde méthode est le suivi de noyaux qui est reposée sur le principe qu'elle permet d'estimer la position de l'objet en un nombre restreint d'itérations. Une façon simple de suivre un objet par les noyaux est de minimiser une fonctionnelle dépendant de l'objet initial et d'un objet candidat. Cette fonctionnelle peut

simplement être fondée sur la différence pixel à pixel entre deux objets. La minimisation de la fonctionnelle peut être assurée par une méthode classique dite de *block matching*. Cependant, ce suivi est très sensible aux variations géométriques de l'objet survenant au cours du temps. Le suivi a tendance à devenir incorrect au bout de quelques images [21] [22]. SHI et TOMASI ont proposé une méthode similaire à la construction du flot optique introduite par LUCAS et KANADE pour proposer le suivi KLT [18] [23]. Celui-ci calcule itérativement la translation d'une région centrée en un point d'intérêt. De leur côté, V. GARCIA, SYLVAIN BOLTZ, E. DEBREUVE et M. BARLAUD ont proposé une méthode de suivi d'objet par sa silhouette. Cette méthode est efficace pour le suivi des objets non rigides et sans informations *a priori* sur sa nouvelle forme à chaque instant [16]. HUTTENLOCHER et *al.* ont proposé une représentation basée sur les crêtes afin de parvenir à une correspondance de formes. La distance mesurant, ici, les crêtes les moins correspondantes, est utilisée pour construire une surface de corrélation dont le minimum est considéré comme la nouvelle position de l'objet [24]. ISARD et BLAKE ont défini l'état de l'objet en termes de paramètres de forme de spline et de paramètres de mouvement affine [25]. BERTALMIO et *al.* ont utilisé la contrainte de cohérence d'illumination du flot optique pour faire évoluer les contours dans les images successives en utilisant une représentation par courbes de niveau [26]. YILMAZ et *al.* ont modélisé la forme de l'objet ainsi que ses changements au moyen d'un modèle de forme basé sur des courbes de niveau. Dans ce modèle, les points des courbes de niveau contiennent les moyennes et écarts-types des distances des points aux contours de l'objet [27].

1.2 Méthodes de détection

La détection est une étape importante dans le suivi d'objet en mouvement. Elle permet l'extraction des objets mobiles présents sur les images de la séquence vidéo en les séparant de l'arrière-plan. C'est une étape critique et difficile car elle doit être robuste aux variations de la luminosité

de la scène et la forme de l'objet. Pour ce faire, plusieurs méthodes ont été proposées.

1.3.1 Détection de mouvement par flot optique

Le flot ou flux optique est la mesure de changement réel de la position d'un objet en mouvement par leurs projections sur la surface du capteur.

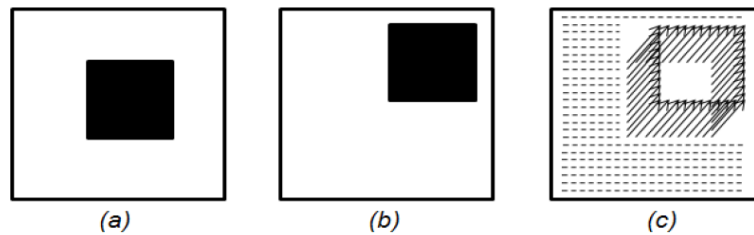
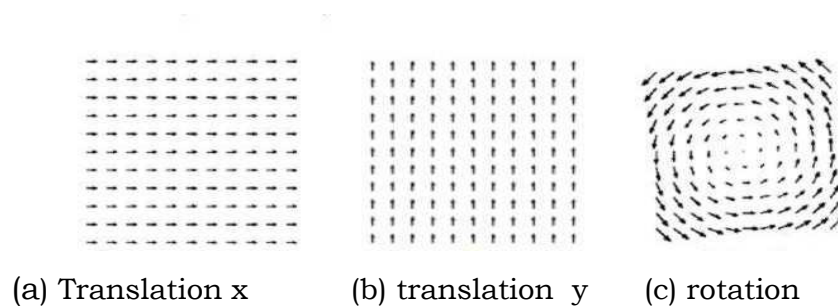


Fig.1.3 (a) position de l'objet a l'instant t , (b) position de l'objet a l'instant $t+1$, (c) flot optique résultant.

Il s'agit de la perception des changements dans la scène par le système de vision. Cette perception peut être bruitée par des conditions d'éclairage variable ou bien totalement absent, dans certains cas. Cela dépend de plusieurs facteurs comme, par exemple, la forme des objets, leurs vitesses propres, la distance ou la vitesse relative entre l'objet et la caméra. Le flot optique est un moyen de détection de mouvement présent dans un environnement intérieur ou extérieur à partir d'une séquence d'images acquises depuis une caméra fixe ou mobile. C'est un champ de vecteurs à deux dimensions représentées par la projection de mouvement réel sur le plan image. La figure suivante montre quelques exemples de flot optique.



(a) Translation x (b) translation y (c) rotation
Fig.1.4 Exemples de champs de mouvement.

L'un des algorithmes les plus utilisés pour le calcul de flot optique est celui de LUCAS et KANADE qui est fondée sur l'hypothèse de conservation de l'intensité lumineuse de la scène.

Soit $I(\mathbf{x}; t)$ la luminance d'un point $\mathbf{x} = (x; y)^T$ sur le plan image au temps t . L'expression mathématique qui conserve, invariante, la luminance d'un point est

$$\frac{dI(\mathbf{x}; t)}{dt} = 0 \quad (1.1)$$

Cette conservation spatio-temporelle de l'intensité permet de calculer le vecteur de mouvement $d = [d_x; d_y]^T$ du point à partir des techniques basées sur le gradient.

Dans le cas où le mouvement de translation pure d entre les images consécutives, l'équation qui décrit ce mouvement de la scène est donnée par:

$$I(\mathbf{x} + d, t + 1) - I(\mathbf{x}; t) = 0 \quad (1.2)$$

L'estimation de flot optique pourrait être formulée comme étant un problème d'optimisation au voisinage de $N(x)$ qui minimise la fonction d'erreur quadratique ε suivant :

$$\varepsilon(d) = \sum_{x' \in N(x)} [I(x' + d, t + 1) - I(x', t)]^2 = 0 \quad (1.3)$$

La minimisation peut être obtenue d'une manière récursive comme le montre l'équation (1.4)

$$\begin{cases} d_0 = 0 \\ d_{n+1} = d_n + (\sum_{x' \in N(x)} \nabla I(x' + d_n, t + 1)^T I_t(x', t + 1)) x \\ (\sum_{x' \in N(x)} \nabla I(x' + d_n, t + 1) \nabla I(x' + d_n, t + 1)^T). \end{cases} \quad (1.4)$$

1.3.2 Détection de mouvement par la dérivée temporelle

Le principe de la détection des zones en mouvement dans un champ de vision par dérivée temporelle consiste à mesurer le changement d'apparence des pixels entre deux trames consécutives. L'intensité lumineuse d'un pixel étant un signal discret à une dimension, l'estimation de la dérivée temporelle instantanée du signal au temps t est donnée par :

$$\forall (x, y) \in E \quad \forall t > 0 \quad I_t(x, y, t) \approx |I(x, y, t) - I(x, y, t - 1)| \quad (1.5)$$

Cette méthode se montre peu robuste face à des phénomènes tels que les mouvements lents ou saccadés, les arrêts brefs d'un objet en mouvement, ou encore la présence de trames redondantes dans certaines séquences vidéo. Il convient donc d'effectuer un lissage temporel de la séquence, c'est-à-dire d'appliquer un opérateur de moyenne mobile à la mesure obtenue. Ceci peut être fait à l'aide d'une matrice de même taille que les trames d'entrée, appelée accumulateur, et que nous noterons A .

$$\forall (x, y) \in E \begin{cases} A(x, y, 0) = 0 \\ \forall t > 0 \quad A(x, y, t) = w_A A(x, y, t-1) + (1 - w_A) I_t(x, y, t) \end{cases} \quad (1.6)$$

Où $0 \leq w_A \leq 1$ le terme w_A pondère la contribution des mesures passées par rapport à la dernière mesure en date. Avec un w_A faible, les effets du lissage temporel sont peu visibles, et les problèmes qui avaient motivé l'utilisation de cette méthode risquent d'apparaître tout de même. Avec un w_A élevé, le lissage est important.

1.3.3 Détection de mouvement par soustraction de l'arrière plan

C'est une étape très importante qui permet la détection des changements dans la séquence d'images. Elle consiste à convertir d'une manière efficace des régions inintéressantes vers l'arrière plan, en prenant en considération que les changements dans la scène, une solution simple pour la soustraction de l'arrière-plan est d'initialiser les séquences d'images par un fond stable pour le soustraire lors de la transmission et obtenir les objets en mouvements. Grâce à sa simplicité théorique ainsi qu'à sa faible complexité algorithmique, la soustraction de l'arrière plan est facile à implémenter et permet une gestion plus flexible des variations lumineuses, et des mouvements réguliers d'un ou de plusieurs objets de fond [3]. Plusieurs travaux sur la détection d'objets mobiles, procèdent par une opération de segmentation qui permet de soustraire l'arrière-plan d'une image et ainsi détecter les objets mobiles pour déterminer leur trajectoire lors de l'étape de suivi.

Il y a plusieurs méthodes de soustraction de l'arrière plan dans la plus utilisée est la méthode de mixture de distributions gaussiennes dont le

principe est de considérer l'arrière-plan non uniforme à cause du bruit du capteur ou de la présence de petits mouvements (par exemple : feuillage d'un arbre) et qu'il y a des changements graduels de la luminosité [28]. Chaque pixel de l'image de référence est modélisé sous forme d'un mélange de distributions de N gaussiennes afin de tenir compte du bruit et des changements de l'arrière plan. L'image de référence est mise à jour afin de tenir compte des changements de luminosité.

Pour $n = 1, \dots, N$, un élément de la mixture de gaussiennes est représenté par une moyenne μ_n et un écart type σ_n , Σ_n sa matrice de covariance, et un poids α_n ($\sum_n \alpha_n = 1$)

Les différentes valeurs que prend un pixel dans le temps constituent un processus X : $(X_0, X_1, \dots, X_{t-1})$. La probabilité pour qu'un pixel appartienne au fond est :

$$P(X_t) = \sum_{n=1}^{n=N} \alpha_n N(\mu_n, \Sigma_n) \quad (1.7)$$

$$N_{\mu_n, \Sigma_n}(X_t) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_n|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu_n)^T \Sigma_n^{-1} (X_t - \mu_n)} \quad (1.8)$$

Avec d la dimension de l'espace de couleurs.

Pour chaque nouveau pixel X_t d'une image à traiter, nous recherchons quelle est la gaussienne la plus proche.

$$|X_t - \mu_n| < k\sigma_n \quad (1.9)$$

Si la distance entre cette gaussienne et le pixel courant est inférieure à un certain seuil ($k\sigma_n$) ou k vaut 2 ou 3, il représente une certaine fraction de l'écart type σ_n , celui-ci est attribué au fond.

Les pixels qui ont été attribués au fond sont utilisés pour mettre à jour l'image de référence et donc, les gaussiennes dont ils sont le plus proches. avec :

$$\alpha_n' \leftarrow (1 - \delta)\alpha_n + \delta \quad (1.10)$$

$$\mu_n' \leftarrow (1 - \delta)\mu_n + \delta X_t \quad (1.11)$$

$$\Sigma_n' \leftarrow (1 - \delta)\Sigma_n + \delta(X_t - \mu_n)^T \delta(X_t - \mu_n) \quad (1.12)$$

Avec δ , coefficient d'apprentissage. Il représente la vitesse d'adaptation du modèle.

Si le test échoue, le pixel est associé au premier plan. La gaussienne ayant le plus petit poids est réinitialisée avec la mesure actuelle :

$$\alpha_n' = \delta \quad (1.13)$$

$$\mu_n' = X_t \quad (1.14)$$

$$\Sigma_n' = \overline{\Sigma_n} \quad (1.15)$$

avec $\overline{\Sigma_n}$, une variance élevée.

1.4 Méthodes de suivi

Le suivi des objets en mouvement permet d'analyser leurs trajectoires ainsi que leurs comportements en déterminant leurs positions d'une manière continue et fiable tout au long du flux vidéo. En effet, les caractéristiques du mouvement de l'objet au sein de l'environnement observé imposent une observation sur une durée relativement longue. Par conséquent, il importe de définir des méthodes de suivi robustes capables de s'accommoder des telles contraintes. Les différentes approches sont classées en trois grandes catégories qui sont résumées dans la figure 1.4 suivante.

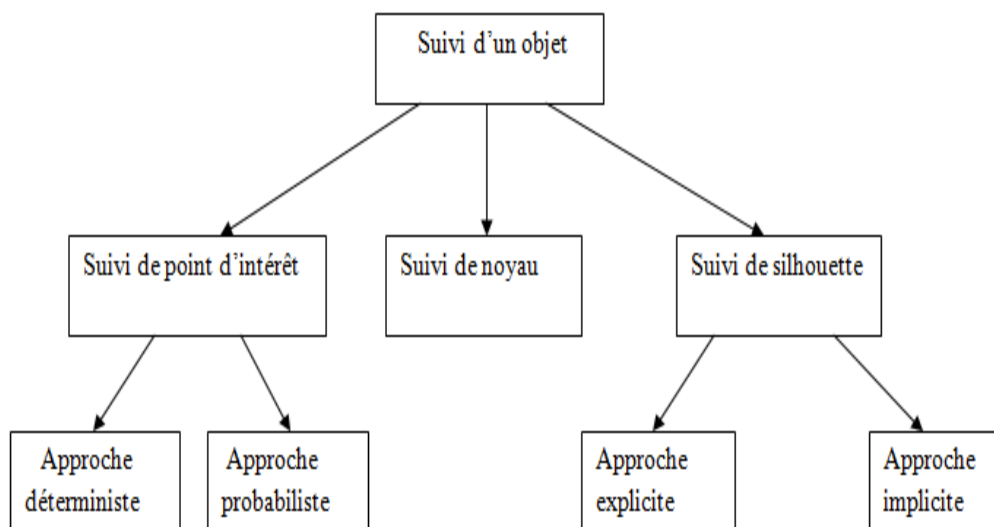


Fig.1.4 Différentes méthodes de suivi d'objets

1.4.1 Suivi par points d'intérêts

Un objet est caractérisé par un ensemble de points d'intérêts. L'utilisation de l'ensemble de ces points nous permet de le suivre à travers une occultation partielle tant qu'un ou plusieurs points restent visibles, cette approche est utilisée dans le but de réduire le domaine de recherche aux zones de l'image localement intéressantes et dans le Suivi d'objets dans des situations complexes comme celles des gens dans une foule ou des joueurs sur un terrain de football. En général, après avoir modélisé les objets avec des points d'intérêt (Harris, SIFT, etc.), on les compare entre eux à l'aide d'une mesure de similarité de leur descripteur. On teste la correspondance entre chaque point, on conserve la meilleure pour chaque point [17].

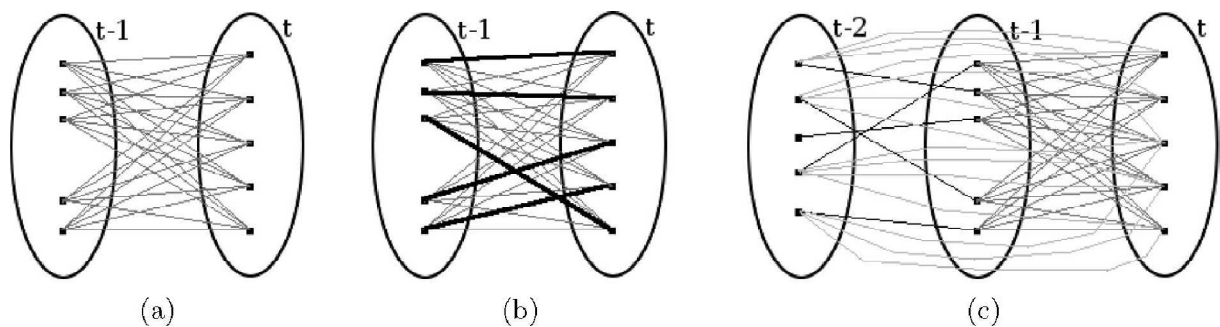


Fig.1.5 (a) représente toutes les associations possibles, (b) l'ensemble unique d'associations (en gras) et (c) la correspondance de plusieurs images.

A chaque point dans une image à $t-1$ doivent être associés le même nombre de points à l'image t . Le problème est de faire la correspondance entre tous ces points. Une solution peut consister à étudier chaque possibilité (c'est-à-dire toutes les combinaisons possibles pour relier les points), mais la correspondance des points peut être optimisée par l'analyse de plusieurs images consécutives, afin d'obtenir une bonne cohérence sur la vitesse et la position des objets. La correspondance de toutes les images permet de trouver le meilleur chemin pour chaque point. Dans le cas où, à chaque instant, toutes les cibles visibles peuvent être détectées de façon fiable et rapide. Le problème de suivi peut être défini comme un problème d'appariement de détection entre images successives. Dans cette catégorie, les approches peuvent être :

Approche déterministe

La mise en correspondance des points peut aussi être basée sur le mouvement, calculé par des méthodes de flot optique. On utilise la méthode de Lucas-Kanade, sachant qu'un pixel d'un objet ne change pas d'apparence d'un instant à l'autre et les points proches ont des mouvements similaires [27].

Soit la fonction I qui représente l'intensité d'un pixel :

$$\frac{dI(x,y,t)}{d(t)} = 0 \quad (1.16)$$

$$I_x v_x + I_y v_y + I_t = 0 \quad (1.17)$$

Avec la vitesse $v=(v_x, v_y)$;

Nous n'avons ici qu'une seule équation mais deux inconnues, c'est ici qu'intervient le dernier critère, tous les points proches du point suivi ayant un mouvement similaire, vérifient la même équation.

Approche Probabiliste

Cette méthode permet de gérer le problème de bruit en ajoutant une incertitude au modèle d'objet et aux modèles des cibles candidates. Le suivi est obtenu par des méthodes de filtrage (filtrage de Kalman et filtrage particulaire).

1.4.2 Suivi de noyaux

Le suivi de noyaux consiste à suivre un objet représenté par une forme géométrique basique par exemple, un modèle rectangulaire ou une forme elliptique ce mouvement estimé est généralement paramétrique (translation, rotation, etc.). L'objet à suivre est représenté par un histogramme pondéré calculé sur une région elliptique contenant l'objet. L'algorithme de suivi de noyau le plus utilisé est *le mean shift*, qui utilise une fonction de densité des histogrammes de couleur de l'objet et une fenêtre candidate. Le principal avantage de cette méthode est qu'elle permet d'estimer la position de l'objet en un nombre restreint d'itérations [28]. Toutefois, dans le cas d'une scène contenant des objets ayant les mêmes distributions de couleurs et occupant

des régions très proches, l'estimation sera ambiguë. Afin de contourner une telle ambiguïté, MIKRAM et *al* ont utilisé une famille d'histogrammes élaborés à différentes échelles d'une image. [29]

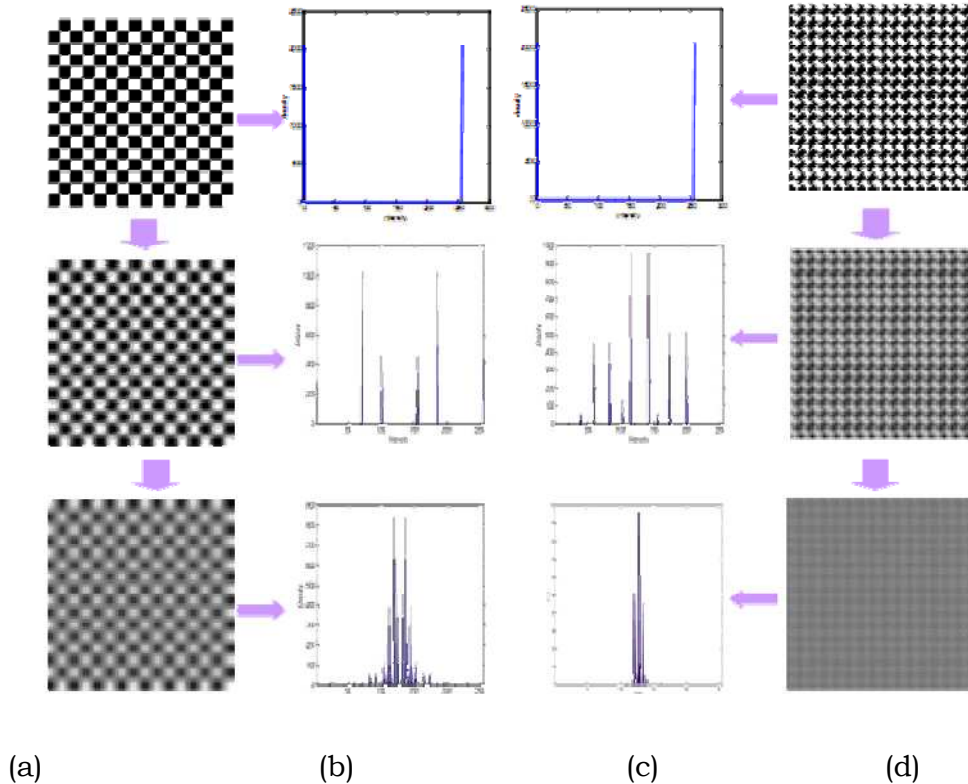


Fig.1.6 Exemples de deux histogrammes multi-échelles. Les colonnes (a) et (d) illustrent la décomposition multi-échelles de deux images. La ligne supérieure illustre les images originales. Les colonnes (b) et (c) illustrent leurs histogrammes multi-échelles respectifs. [29]

Sur cette figure, les histogrammes originaux sont identiques mais les histogrammes multi-échelles sont distincts. [29]. L'inconvénient de cette méthode est l'utilisation de formes géométriques primitives qui implique en général qu'une partie de l'objet réside à l'extérieur de la forme alors qu'une partie du fond se trouve à l'intérieur. Les recherches de similarité entre les modèles peuvent, par conséquent, s'en retrouver faussées.

1.4.3 Suivi de silhouettes

La représentation d'un objet par une forme simple telle qu'un rectangle ou une ellipse peut être mal adaptée par exemple dans le cas où l'objet en question est un humain, La représentation la plus adéquate d'un tel cas est la représentation par une silhouette qui permet de tenir compte précisément

de la forme de l'objet. Les méthodes de suivi basées silhouette consiste à trouver, au moyen d'un modèle d'objet génère en utilisant les images précédentes, le contour ou la région relative a l'objet dans l'image courante. Ces méthodes sont souhaitables pour le suivi d'objet non rigide et sans informations à priori sur sa nouvelle forme à chaque instant. On peut classer les méthodes basées silhouette en deux catégories : approches basées sur une représentation explicite du contour et d'autres utilisant la minimisation d'une fonction d'énergie sur contour (représentation implicite).

Approches explicites

L'approche consiste à représenter la silhouette par un ensemble de paramètres et à la suivre par une méthode de filtrage appropriée. Les paramètres de la silhouette jouent le rôle du modèle d'état de l'algorithme de filtrage. Cette méthode comprend les étapes suivantes : la prédiction des paramètres qui représente la silhouette dans l'image courante et la correction, résultat de l'étape précédente. L'avantage des approches explicites est qu'elles permettent de suivre un objet avec un coût de calcul assez faible.

Approches implicites

L'approche consiste à utiliser un modèle de courbes déformables connu sous le nom de contours actifs. Ces méthodes tentent à faire évoluer une courbe initiale placée autour de l'objet d'intérêt pour la rapprocher des zones de fort gradient (les frontières de l'objet). L'évolution de cette courbe est le résultat de la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie.

Les trois énergies associées au contour [30] sont les suivantes:

$$E_{\text{contour}}(\mathbf{v}) = E_{\text{interne}}(\mathbf{v}) + E_{\text{externe}}(\mathbf{v}) + E_{\text{contexte}}(\mathbf{v})$$

où :

- \mathbf{v} représente la position du contour dans l'image.
- $E_{\text{interne}}(\mathbf{v})$ représente la raideur de la courbe et la cohésion des points.

- $E_{\text{externe}}(v)$ représente l'énergie potentielle imposée par l'image, Parmi les énergies externes nous citons l'énergie de gradient (la dérivée première de l'image).
- $E_{\text{contexte}}(v)$ représente les contraintes additionnelles qui peuvent être imposées par l'utilisateur vu le contour qu'il veut obtenir.

Les algorithmes de contours actifs décrivent les objets à suivre plus simplement et plus efficacement et réduisent la complexité des calculs. Cependant, ils sont très sensibles à l'initialisation ce qui rend l'initialisation automatique difficile.

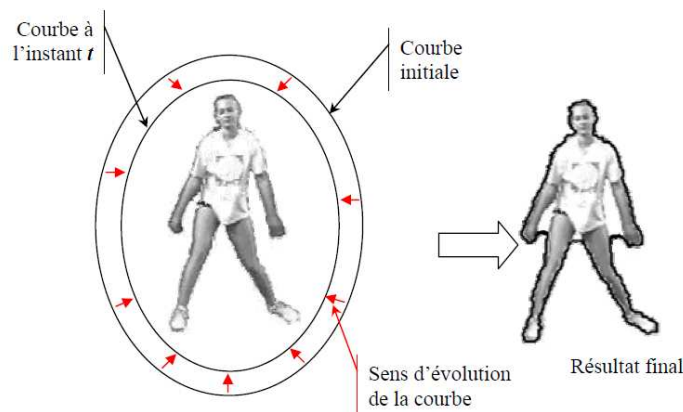


Fig.1.7 Evolution du contour actif vers l'objet d'intérêt. La courbe se déplace et épouse lentement les contours des objets en fonction de divers paramètres comme l'élasticité, la tolérance au bruit, etc.

1.5 Difficultés rencontrées lors de la détection et du suivi

Le problème de détection et de suivi demeurent non résolu à cause de nombreuses difficultés. L'algorithme de suivi doit maintenir une précision de localisation acceptable dans des situations complexes du monde réel, selon les exigences de l'application. Parmi les difficultés rencontrées, on retrouve :

- Le manque d'informations sur l'apparence des objets à cause de la projection d'un monde tridimensionnel sur des images à deux dimensions.
- La présence d'éléments perturbateurs dans l'environnement de l'objet tel que les changements des conditions d'illumination, la réflexion de la lumière, la similarité d'apparence avec l'arrière-plan.

- La complexité de l'apparence des objets suivis et les changements d'apparence et de point de vue durant le suivi et les ombres qui suivent les objets avec des changements de valeur de pixel par rapport au fond.
- Les mouvements complexes et aléatoires difficilement modélisables des objets.
- L'imprécision dans la distinction entre l'objet et son arrière-plan, car des pixels de ce dernier sont souvent inclus dans la boîte englobant (ou forme géométrique délimitant l'objet).
- La densité de circulation peut poser problème. En effet, les méthodes de détection doivent apprendre le fond, et pour cela, elles considèrent que les valeurs des pixels les plus fréquentes sont des valeurs de fond. Ceci peut poser problème dans des places à circulation très dense où le fond n'est pas souvent visible en raison du flux.

1.6 Conclusion

La détection automatique et le suivi des objets en mouvement par le traitement de l'information vidéo est une nécessité pour un grand nombre d'utilisateurs qui gèrent des informations vidéo dans plusieurs secteurs d'activités. Beaucoup de travaux de recherche ont focalisé leurs efforts sur les aspects technologiques comme l'analyse du comportement d'être humain. Mais, il existe assez peu de travaux qui prennent en compte les vrais besoins des utilisateurs. Les méthodes de détection par soustraction de l'arrière plan permettent de savoir si un pixel est en mouvement ou non et séparent les objets d'intérêts de fond. C'est pour cette raison qu'elle est la plus utilisée par rapport aux autres méthodes de détection. Contrairement aux méthodes de suivi par point d'intérêt et par noyaux, l'utilisation de la silhouette nous permet de suivre l'objet en tenant compte de sa forme non rigide, ce suivi nécessite donc un algorithme qui prend en considération la taille, la position et la vitesse de l'objet en mouvement. C'est pour ça qu'on utilise l'algorithme de filtre de Kalman qu'on détaillera dans le deuxième chapitre.

Chapitre 2

Suivi de silhouettes utilisant le filtre de Kalman

2.1 Introduction

Le suivi de la silhouette permet de tenir compte précisément de la forme de l'objet, il constitue une problématique largement étudiée par la communauté du traitement d'image et la vision assistée par ordinateur. Cependant, malgré le progrès notable en traitement d'image et la diminution de temps de calcul des processeurs, des algorithmes génériques et robustes de suivi de la silhouette restent l'objet de plusieurs recherches, afin de s'adapter à la forte variabilité de la silhouette due à la luminance et la position de l'objet dans la scène.

La capacité de faire la détection et le suivi de l'objet en mouvement est cruciale pour un système de suivi. La technique de filtrage est une solution robuste qui permet d'identifier l'état à partir des mesures, car leur action est de restituer l'état du système en éliminant les incertitudes et les bruits qui perturbent l'information. Parmi les filtres les plus connus dans le suivi visuel le filtre de Kalman, créé par le mathématicien américain Rudolph Kalman. C'est un estimateur optimal de processus aléatoires, et qui permet

l'estimation des variables d'état d'un système. Ainsi, au lieu de considérer de manière déterministe que l'objet est à une position que l'on connaît avec certitude, on recherche la densité de probabilité associée à la position de l'objet. Dans l'application de filtre de Kalman au processus de suivi, le déplacement de l'objet dans la scène doit être linéaire suivant un modèle connu. Le filtre de Kalman donne alors une prédiction de la prochaine position de point d'intérêt en déplacement, permet de connaître la fiabilité du modèle du mouvement grâce à ces mesures [30] [31].

2.2 Le Filtrage

Le problème du filtrage consiste à déterminer des estimateurs de variables du système lorsque l'environnement présente des perturbations aléatoires. C'est une solution robuste pour traiter des mesures bruitées et séquentiellement reçues d'un ou de plusieurs capteurs pour effectuer une estimation récursive de l'état du système, il permet d'avoir une information améliorée, plus précise et plus fiable que les mesures brutes grâce à un algorithme de calcul récursif sur des mesures bruitées pour déterminer l'état du système dynamique.

Le choix d'un filtre approprié au système étudié doit prendre en compte les points suivants :

- La linéarité ou la non-linéarité du système.
- Si le système étudié impose une distribution probabiliste unimodale (Gaussienne) ou multimodale (non-paramétrique).

Le filtre de Kalman est un reconstituteur d'état dans un environnement stochastique.

Lorsque les variances des bruits sont connues, c'est un estimateur linéaire minimisant la variance de l'erreur d'estimation.

2.3 Le principe du Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est une approche statique, d'assimilation des données, dont le principe est de corriger la trajectoire de modèle, en combinant les observations avec l'information fournie par le modèle de façon à minimiser l'erreur entre l'état vrai et l'état estimé.

Le filtre de Kalman contient principalement deux types d'équations :

- Les équations de prédiction.
- Les équations de correction.

Les équations de prédiction propagent les estimées de l'état présent et les covariances d'erreur pour obtenir les estimées à priori de la prochaine étape. Alors que les équations de correction sont basés sur le principe d'introduire une nouvelle mesure avec l'estimée à priori, afin d'obtenir une estimée à posteriori améliorée.

La notion générale du filtre de Kalman se base sur le fait qu'étant donné une primitive en mouvement dans l'image avec un domaine donné de déplacement, il est possible de prédire les positions de cette primitive. Le domaine de la prédiction est relativement vaste. Si une recherche est lancée autour de la région prédite et que la primitive est trouvée, alors l'information de la nouvelle mesure est utilisée pour mettre à jour et améliorer le mécanisme de prédiction.

De ce fait, le filtre de Kalman ressemble finalement à un filtre prédictateur-correcteur. [32]

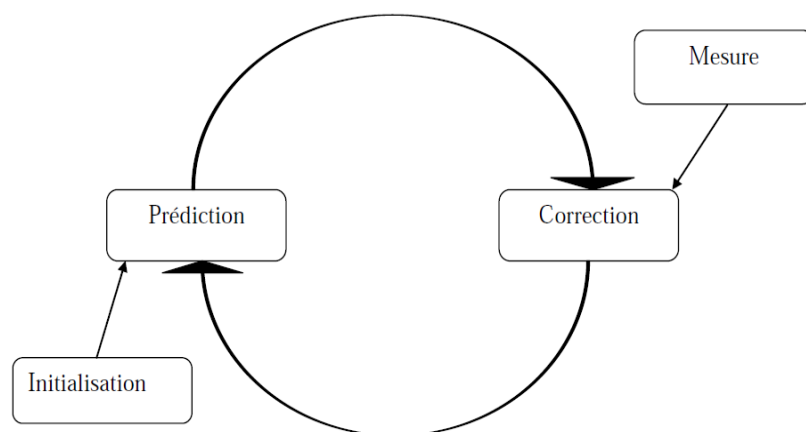


Fig.2.1 Cycle du filtre de Kalman

Nous considérons à présent le problème du suivi comme un problème d'estimation statistique. Dans ce cadre, nous cherchons ici à estimer l'état

de notre système au cours du temps, en fonction d'observations où les mesures, l'état et la mesure sont des informations bruitées, ce bruit est ici pris en compte dans le processus d'estimation. L'état et la mesure sont ainsi considérés comme des variables aléatoires au sens statistique du terme. Estimer l'état x_k du système à partir des mesures $y_{1:k} = (y_1 \dots y_k)$ connues jusqu'à l'instant k , ceci équivaut alors à déterminer la fonction de densité de probabilité $p(X_k | y_{1:k})$ qui représente la densité de probabilité de l'état x_k connaissant les mesures $y_{1:k}$.

Nous considèrerons que les bruits d'état et de mesure du système suivent une loi normale gaussienne. La loi gaussienne est fréquemment utilisée pour représenter les variables aléatoires sur lesquelles on dispose de peu d'information *a priori*. Une loi normale gaussienne $N_{u,\Sigma}$ sur un espace de dimension N est définie par sa moyenne u et sa dispersion autour de la moyenne définie par la matrice de covariance Σ :

$$N_{u,\Sigma}(x) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(x-u)^T \Sigma^{-1} (x-u)}. \quad (2.1)$$

Donc si l'on représente l'état du système par une variable aléatoire suivant une loi normale $N(x)$ de covariance P , le filtre optimal peut être calculé explicitement [33].

Le filtre de Kalman discret permet d'estimer l'état x_k , de statistique connue, d'un système évoluant au cours d'un temps discrétisé à partir d'observations partielles et bruitées. Cet état est gouverné par l'équation linéaire : $x_k = F_k x_{k-1} + w_k$. On dispose d'une suite de mesure y_k obtenus grâce aux capteurs et ces mesures sont reliées à l'état du système par la relation linéaire : $y_k = H_k x_k + v_k$. Les deux modèles sont respectivement les suivants :

$$x_k = F_k x_{k-1} + w_k \quad (2.2)$$

$$y_k = H_k x_k + v_k \quad (2.3)$$

où :

- $k \geq 0$, représente les instants successifs du temps.

- F_k est la matrice de transition du système. Elle est connue. Elle traduit la relation de l'évolution de l'état entre l'instant précédent x_{k-1} et l'instant courant x_k .

- w_k est un vecteur aléatoire de même dimension que x_k , inconnu et inaccessible à la mesure et appelé bruit d'état ou du modèle. Ce vecteur est supposé gaussien, centré en zéro et de matrice de covariance Q et $w_k \sim N(0, Q)$

- H_k : est la matrice de transformation de l'état vers l'espace des mesures. Elle est la matrice d'observation et traduit la relation entre le vecteur d'état et l'observation.

- v_k est un vecteur aléatoire de même dimension que y_k , il est inconnu et appelé bruit de mesure. Ce vecteur est supposé gaussien, centré en zéro et de matrice de covariance R et $v_k \sim N(0, R)$

Les bruits v_k et w_k sont mutuellement indépendants de la condition initiale x_0 qui est gaussienne de moyenne $E[x_0] = \bar{x}_0$ et de matrice de covariance P_0 .

La densité p_k est caractérisé par sa moyenne \hat{x}_k et sa matrice de covariance P_k .

On pose :

$$p(x_k | y_{k-1}) = N(\hat{x}_k | P_k) \quad \text{et} \quad p(x_k | y_{1:k-1}) = N(\hat{x}_{k|k-1} | P_{k|k-1}) \quad (2.4)$$

où :

$$\hat{x}_k = E[x_k | y_{k-1}] \quad (2.5)$$

$$P_k = E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T] \quad (2.6)$$

$$\hat{x}_{k|k-1} = E[x_k | y_{1:k-1}] \quad (2.7)$$

$$P_{k|k-1} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1})(x_k - \hat{x}_{k|k-1})^T] \quad (2.8)$$

En prenant compte des conditions initiales du filtre :

$$\begin{cases} \hat{x}_0 = \bar{x}_0 \\ P_0 \end{cases} \quad (2.9)$$

Le modèle d'état et le modèle d'observation sont exploités pour la prédiction et la correction de l'état du système mis en œuvre en utilisant les équations du filtre de Kalman. Pour la prédiction, on calcule $P_{k|k-1}$ à l'aide de l'équation d'état et pour la correction, on corrige la prédiction en tenant compte de la nouvelle observation y_k et de l'équation d'observation afin d'obtenir la densité p_k .

Le processus d'innovation détermine l'apport de la nouvelle observation y_k aux observations passées $y_{1:k-1}$, c'est-à-dire la différence entre la mesure à l'instant k et l'état estimé à priori. Appeler aussi l'erreur de prédiction [34] :

$$e_k = y_k - \hat{y}_{k|k-1} \quad (2.10)$$

où $\hat{y}_{k|k-1} = E[y_k | y_{1:k-1}]$

Ainsi, :

$$e_k = y_k - H_k \hat{x}_{k|k-1} \quad (2.11)$$

L'erreur de prédiction est caractérisée par sa covariance S_k , cette quantité nous renseigne sur la statistique de l'écart entre la mesure et la prédiction:

$$S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k \quad (2.12)$$

Les équations de fonctionnement d'un filtre de Kalman se décomposent en deux étapes :

- *Etape de prédiction*

Nous avons :

$$\hat{x}_{k|k-1} = E[x_k | y_{1:k-1}] = F_{k-1} E[x_{k-1} | y_{1:k-1}] + E[w_k | y_{1:k-1}] \quad (2.13)$$

Comme :

$$E[x_{k-1} | y_{1:k-1}] = \hat{x}_{k-1} \quad (2.14)$$

et

$$E[w_k | y_{1:k-1}] = 0 \quad (2.14)$$

nous aurons donc :

$$\hat{x}_{k|k-1} = F_{k-1} \hat{x}_{k-1} \quad (2.15)$$

nous en déduisons:

$$x_k - \hat{x}_{k|k-1} = F_{k-1}(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + w_k \quad (2.16)$$

et

$$P_{k|k-1} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1})(x_k - \hat{x}_{k|k-1})^T] \quad (2.17)$$

$$P_{k|k-1} = E[(F_{k-1}(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + w_k)(F_{k-1}(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + w_k)^T] = F_{k-1}P_{k-1}F_{k-1}^T + Q_k \quad (2.18)$$

En effet $(x_k - \hat{x}_k) \perp w_k$

Donc

$$E[(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1})w_k^T] = 0 \quad (2.19)$$

- L'étape de correction

$$\hat{x}_k = E[x_k | y_{1:k}] = \hat{x}_{k-1} + E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1} | y_{1:k})] \quad (2.20)$$

D'après la définition de l'innovation on a :

$$E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1} | y_{1:k})] = E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1} | y_{1:k-1}, e_k)] \quad (2.21)$$

Comme : $y_{1:k-1} \perp (x_k - \hat{x}_{k|k-1}, e_k)$

Donc on aura :

$$E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1} | y_{1:k-1}, e_k)] = E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1} | e_k)] \quad (2.22)$$

Alors on obtient :

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1} | e_k)] \quad (2.23)$$

$$x_k - \hat{x}_k = (x_k - \hat{x}_{k|k-1}) - (\hat{x}_k - \hat{x}_{k|k-1}) = (x_k - \hat{x}_{k|k-1}) - E[(x_k - \hat{x}_{k|k-1} | e_k)] \quad (2.24)$$

On calcule alors la moyenne et la covariance de $(x_k - \hat{x}_{k|k-1} | e_k)$

Le vecteur $(x_k - \hat{x}_{k|k-1}, e_k)$ est gaussien, centré de covariance

$$\begin{pmatrix} P_{k|k-1} & P_{k|k-1}H_k^T \\ H_kP_{k|k-1}H_k & P_{k|k-1}H_k^T + R_k \end{pmatrix} \quad (2.25)$$

On a donc la loi conditionnelle de $x_k - \hat{x}_{k|k-1}$ sachant e_k est gaussien donc la moyenne et la covariance sont donnés par

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k[y_k - (H_k\hat{x}_{k|k-1})] \quad (2.26)$$

$$P_k = (I - K_kH_k) P_{k|k-1} \quad (2.27)$$

$$K_k = P_{k|k-1}H_k^T [H_k P_{k|k-1}H_k^T + P_k]^{-1} \quad (2.28)$$

La matrice K_k est appelée le gain du filtre de Kalman. Durant la phase de correction, cette matrice est multipliée par l'innovation $e_k = y_k - H_k \hat{x}_{k|k-1}$ (qui correspond à la différence entre la mesure observée et la mesure prédite). Ce terme permet de corriger l'estimée prédite. Cette étape peut s'interpréter facilement : une grande confiance dans les précédentes estimations ($P_{k|k-1}$ faible), et un doute dans les mesures (R_k élevé) impliquent un gain faible. La prédiction est alors faiblement corrigée. Un doute sur les précédentes estimations et une confiance en la nouvelle mesure entraînent un gain fort. La mesure prend donc de l'importance dans la valeur finale de l'estimée. Cette procédure est répétée de façon itérative pour chaque nouvelle mesure et permet d'estimer la densité p_k du vecteur d'état par correction entre chaque nouvelle mesure y_k , et la prédiction de l'état à chaque instant. Cette densité, supposée gaussienne, est entièrement décrite par l'estimation de sa moyenne \bar{x}_k et de sa covariance P_k fournies à la sortie du filtre. L'algorithme de filtre de Kalman peut être résumé par le schéma de la fig.2.2, ci-après

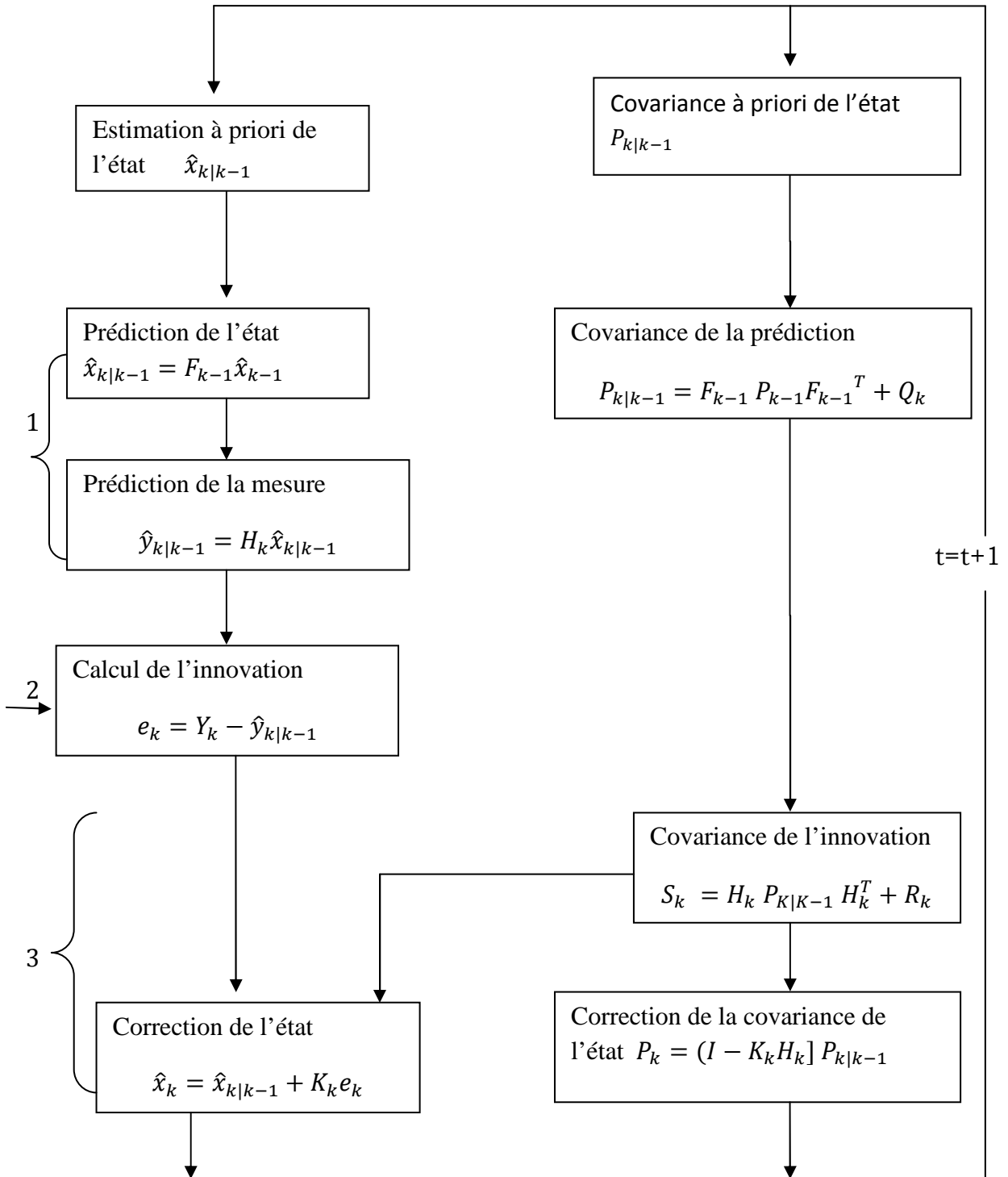


Fig.2.2 Illustration du principe du filtrage récursif de Kalman.

- 1 prédiction.
- 2 mesure Y_k .
- 3 correction.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons vu le principe du filtrage de Kalman, c'est une approche statistique, d'assimilation de données, dont le principe est de corriger la trajectoire du modèle en combinant les observations avec l'information fournie par le modèle de façon à minimiser l'erreur. Ainsi, le suivi d'objet se base sur étape de prédiction qui permet d'estimer la position à l'instant t à partir des observations précédentes, et une étape de correction consiste à mettre à jour la prédiction en prenant en compte l'observation à l'instant t . L'avantage majeur de la méthode du filtre de Kalman est le fait qu'il puisse fournir à chaque itération une estimation des matrices de covariance d'erreur et de l'état. Il faut toutefois initialiser correctement ces matrices.

Chapitre 3

Résultats expérimentaux

3.1 Introduction

Après l'étude théorique présentée dans les chapitres précédents, nous allons appliquer cette théorie à un ensemble de séquences d'images prises, à l'aide d'une caméra fixe, dans des sites situés à l'intérieur (*indoor*) et à l'extérieur (*outdoor*). Dans le but de tester les performances de l'algorithme programmé basé sur le suivi de silhouettes, en utilisant le filtre de Kalman nous avons réalisé notre application sous Matlab qui offre un environnement interactif pour le calcul numérique, la visualisation et la programmation dans différents domaines d'application et particulièrement le traitement d'images. Nous détaillons l'approche adoptée avant de donner les résultats obtenus sur différentes séquences vidéo.

3.2 Principe

Rappelons que, avant le suivi d'un objet, il est d'abord nécessaire de détecter, dans la scène, la présence de l'objet mobile. Dans notre travail, cette détection est effectuée par soustraction du fond basé sur le modèle de mixture gaussienne. Pour l'opération de suivi, le principe consiste à faire une estimation de la position des objets mobiles dans le temps et l'espace du champ de vision afin de déterminer la trajectoire des objets mobiles à travers

les images successives d'une séquence et ce en utilisant le filtre de Kalman qui est fréquemment employé pour analyser le comportement d'un système linéaire fonctionnant sous des conditions de bruit gaussien.

3.3 Séquence d'images utilisées

Afin de caractériser les performances des approches proposées, nous avons utilisé trois différents de données vidéo :

- des séquences d'images couleur que nous avons prises devant la bibliothèque centrale de notre campus universitaire à l'aide d'une camera fixe de résolution de 320x240.
- des séquences d'images couleur prises au niveau de notre département Automatique à l'aide de la même camera fixe de résolution de 320x240.
- des séquences d'images couleur dans un parking de voitures en utilisant toujours la même caméra.

3.4 L'algorithme de détection

Pour réaliser la détection, nous avons mis en œuvre l'algorithme suivant de la figure 3.1. Les différentes étapes de cet algorithme sont décrites ci-après.

```

%initialisation
X ← X0
Ne ← 40
N ← 3
Pour X=X0, X1, ..., Xt faire
% détection de changement
    Si |Xt - μn | < kσn
        Xt ∈ fond
    Sinon Xt en mouvement
% La mise à jour

%binarisation
(x, y) =  $\begin{cases} 1 & \text{si } |X_t - \mu_n| > k\sigma_n \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$ 
%application des filtres morphologiques
Fin pour

```

Fig.3.1 Algorithme de détection de mouvement.

Les différentes valeurs que prend un pixel de coordonnées (x,y) dans le temps constituent le processus X: $X=\{X_0 \dots X_t\}$. N_e le nombre d'images utilisés

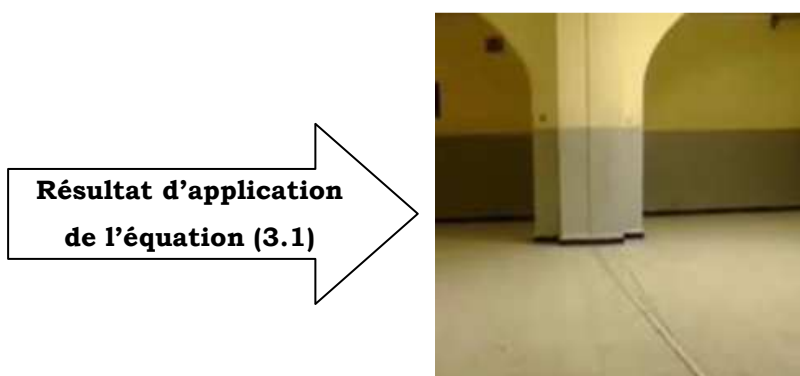
pour modéliser l'arrière plan et N , le nombre mixtures de gaussiennes utilisées pour modéliser chaque pixel de l'image de référence.

L'initialisation

La première étape consiste à modéliser l'arrière-plan à partir des N_e premières images d'une séquence afin d'obtenir un modèle de fond. Dans notre application, nous avons pris $N_e=40$. Une moyenne d'intensité est donc calculée à partir de ces images pour chaque pixel et pour chacun des canaux R, V et B. La moyenne d'intensité d'un pixel donné se résume alors à l'équation suivante :

$$\mu_n(x,y) = \frac{1}{N_e} \sum_i I_{i,c}(x,y) \quad (3.1)$$

où I_i est la $i^{\text{ème}}$ image d'initialisation, N_e le nombre d'images utilisés pour modéliser l'arrière plan, (x,y) sont les coordonnées du pixel et c le canal sélectionné.



Modèle de l'arrière plan

Fig. 3.2 Modélisation de l'arrière plan.

Après avoir modélisé l'arrière plan à partir des 40 premières images de la séquence, nous obtenons alors l'image de référence (fig.3.2). Ensuite, chaque pixel de l'image de référence est modélisé sous forme d'un mélange de trois gaussiennes afin de tenir compte du bruit et des changements de l'arrière plan, cette méthode permet de mettre à jour l'image de référence en tenant compte des changements de luminosité. Sachant que pour $n = 1, 2, 3$, chaque gaussienne est représenté par une moyenne μ_n et un écart type σ_n (Equ. 2.1 du chapitre précédent).

La détection de changement

Pour les différentes valeurs que prend un pixel dans le temps constituent un processus $X: (X_0, X_1, \dots, X_{t-1})$, la probabilité pour qu'un pixel appartienne au fond est :

$$P(X_t) = \sum_{n=1}^N \alpha_n N(\mu_n, \Sigma_n) \quad (3.2)$$

où μ_n , Σ_n , α_n et N sont respectivement la moyenne, covariance, le poids et la densité de probabilité d'une gaussienne.

Pour chaque nouveau pixel X_t d'une image à traiter, nous recherchons quelle est la gaussienne la plus proche dans l'image de référence. Si la distance entre cette gaussienne et le pixel courant est inférieure à un certain seuil (équation 3.2), celui-ci est attribué au fond, sinon, il est classé comme un pixel appartenant à un objet en mouvement.

$$|X_t - \mu_n| < k\sigma_n \quad (3.3)$$

où μ_n et σ_n représente respectivement la moyenne et l'écart type d'une gaussienne, k représente une certaine fraction de l'écart type σ_n . Il dépend du niveau d'exclusion désiré, X_t est le pixel de l'image d'entrée à analyser.

Le terme $k\sigma_n$ représente le seuil déterminant l'arrière plan. Sa valeur est comprise dans $[0, 1]$,

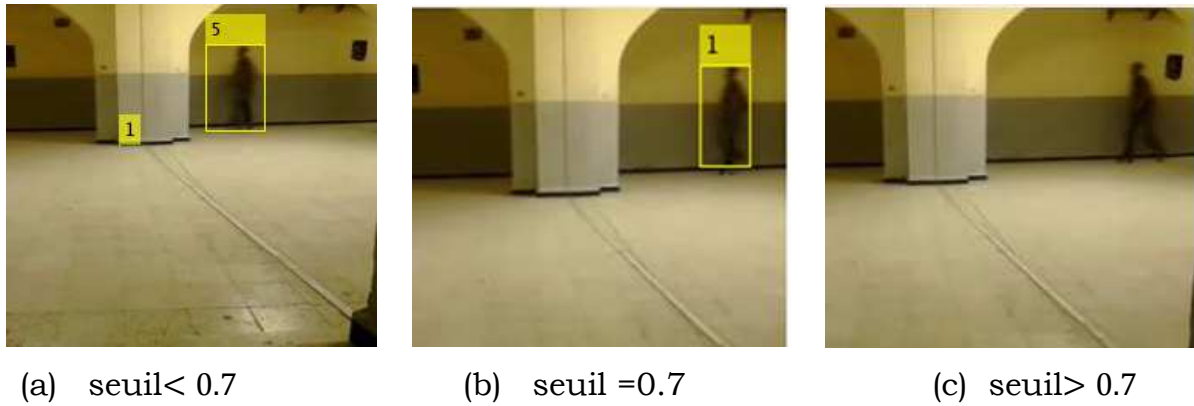


Fig. 3.3 Choix du seuil déterminant l'arrière plan.

Pour la séquence de la figure 3.3, nous pouvons clairement remarquer que le choix le plus adéquat du seuil déterminant l'arrière plan est la valeur proche de 0.7. Ceci est illustré par la boîte englobante étiquetée (1) qui correspond à la personne en mouvement (image (b)). Au niveau de l'image (a), nous remarquons la présence de fausses détections alors que les pixels appartiennent au fond. Ceux-ci sont détectés en mouvement et représentés par une boîte englobante étiquetées (1) et, au niveau de l'image (c), la personne est ajoutée au fond malgré son mouvement dans la scène. Elle n'est pas détectée. En effet, lorsque nous choisissons une valeur du seuil importante, les mouvements de l'avant plan seront absorbés dans le modèle de fond.

La mise à jour

La mise à jour de l'arrière-plan se fait au fur et à mesure de l'acquisition des images. Pour ce faire, l'extraction de l'avant-plan est réalisée avec l'image courante.

La binarisation

Un masque binaire de mouvement peut alors être généré pour chaque canal à l'aide de l'équation suivante :

$$m(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } |X_t - \mu_n| > k\sigma_n \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.4)$$

où $m(x, y)$ représente le masque de mouvement pour un canal.

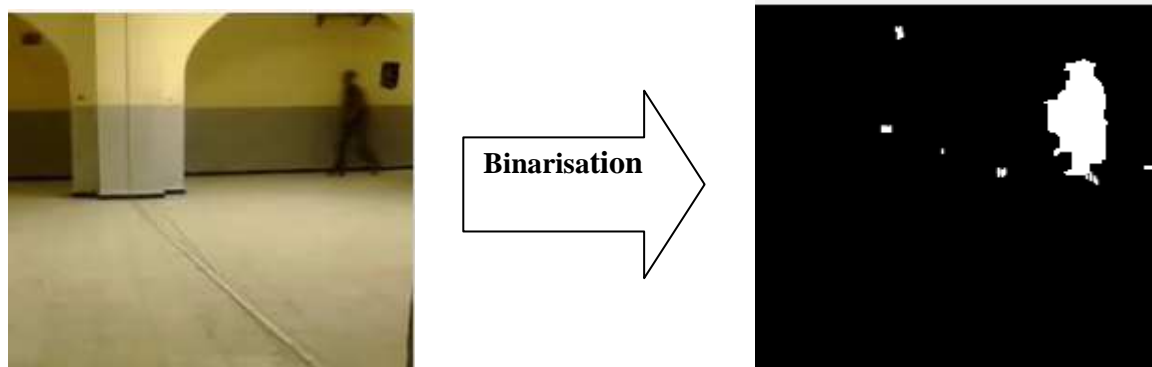


Fig. 3.4 Etape de binarisation.

L'application des filtres morphologiques

L'image binarisée de l'objet en mouvement est souvent fragmentée. Ainsi, des opérations de morphologie mathématique sont appliquées afin d'éliminer le bruit et les fausses détections. Il s'agit notamment des opérations d'ouverture et de fermeture appliquées respectivement dans cet ordre sur le masque de mouvement (fig.3.5).

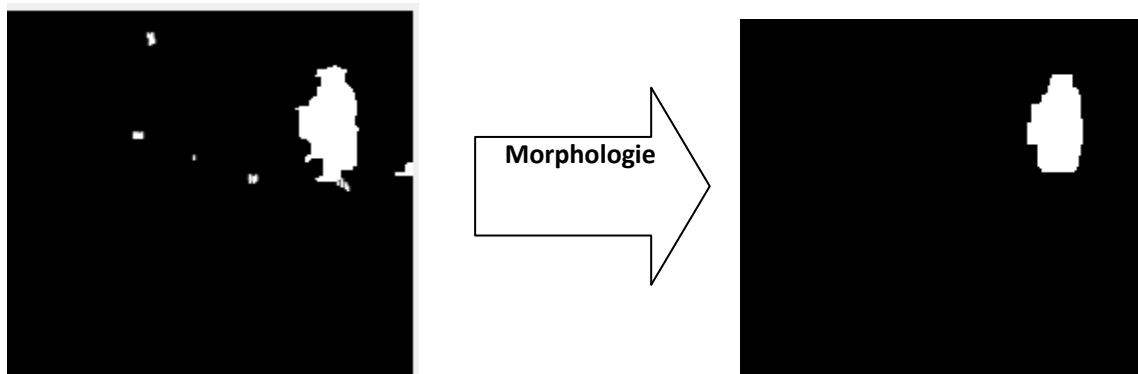


Fig. 3.5 Etape de traitement morphologique.

Les boîtes englobantes

Les pixels appartenant à l'avant plan sont, ensuite, regroupés dans des boîtes englobantes, délimitant ainsi les différentes silhouettes des objets en mouvement (fig.3.6).

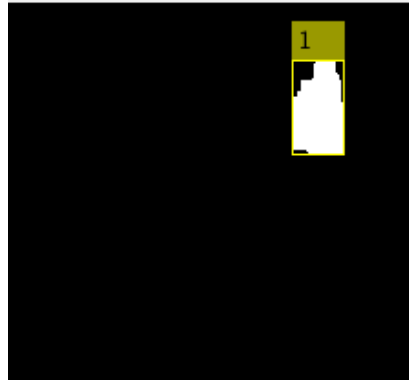


Fig. 3.6 Représentation de la silhouette par boîte englobante.

3.5. L'algorithme de suivi

Le suivi de mouvement par filtre de Kalman est utilisé pour la prédiction des futures positions à partir des mesures courantes. Dans notre application, il peut être configuré pour chaque objet qui bouge à une vitesse constante. Chaque itération commence par une étape de prédiction du système dynamique linéaire, puis une étape de correction. L'algorithme de suivi que nous avons utilisé est donné à la figure 3.7.

```

% initialisation
 $\hat{x}_0 \leftarrow \bar{x}_0$ 
 $P_0 \leftarrow Q_0$ 
% itération
Pour  $k=1, 2, 3, \dots$  Faire
% prédiction
 $\hat{x}_{k|k-1} \leftarrow F_{k-1} \hat{x}_{k-1}$ 
 $P_{k|k-1} \leftarrow F_{k-1} P_{k-1} F_{k-1}^{-1} + Q$ 
% correction
 $K_k \leftarrow P_{k|k-1} H_k^T [H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k]^{-1}$ 
 $\hat{x}_k \leftarrow \hat{x}_{k|k-1} + K_k [Y_k - H_k \hat{x}_{k|k-1}]$ 
 $P_k \leftarrow [I - K_k H_k] P_{k|k-1}$ 
Fin pour.

```

Fig.3.7 Algorithme de suivi du mouvement.

Dans cet algorithme, la condition initiale x_0 est gaussienne de moyenne \bar{x}_0 , de matrice de covariance P_0 et \hat{x}_0 est l'estimation initiale de x_0 . Les différentes étapes de cet algorithme sont décrites ci-après.

L'initialisation

La poursuite se fait par le calcul du centre de gravité (G) de l'objet détecté selon les coordonnées cartésiennes (x_G, y_G) . Le calcul du centre de gravité est donné par :

$$x_G = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i \quad (3.4)$$

$$y_G = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} y_i \quad (3.5)$$

où N est le nombre de pixels qui composent l'objet.

Le vecteur des variables d'état est composé de la position et de la vitesse supposée constante $x = (x, y, v_x, v_y)^T$. La position et la vitesse initiales supposées nulles, nous posons donc l'état initial estimé $\hat{x}_0 = 0$.

D'autre part, la matrice de covariance initiale pour ce vecteur d'état est P_0 et les deux matrices de covariance Q et R sont associées respectivement au bruit d'état v et au bruit de mesure w . Elles sont choisies en fonction de la confiance en la position et la vitesse des mesures. Dans notre application, $P_0 = I$, $Q=I$ et $R=I$, I étant une matrice d'identité.

Le filtre de Kalman impose le choix du modèle en fonction de la nature du mouvement de l'objet. Si un objet est en mouvement sur un plan à vitesse constante ($x = x + v\Delta t$, $\Delta t = 1$), $x = (x, y, v_x, v_y)^T$, ceci revient à définir la matrice d'état F :

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

D'autre part, la matrice d'observation prend en compte uniquement les composantes de la position du vecteur des variables d'état, comme sa représentation matricielle l'atteste :

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Itération

Le processus de prédiction démarre de $k=1$ avec une estimation initiale \hat{x}_0 de l'état x_0 et sa matrice de covariance associée $P_0 = Q_0 = I$, I étant la matrice d'identité.

Prédiction

Pour la prédiction, nous calculons le vecteur d'état estimé $\hat{x}_{k|k-1}$ et sa covariance $P_{k|k-1}$ à l'aide de l'équation d'état 2.2 du précédent chapitre.

Correction

Pour la mise à jour du vecteur d'état estimé \hat{x}_k et sa covariance P_k , il est nécessaire d'obtenir le gain du filtre K_k qui dépend directement des matrices de covariance obtenues pour l'état prédit.

3.6 Tests et résultats

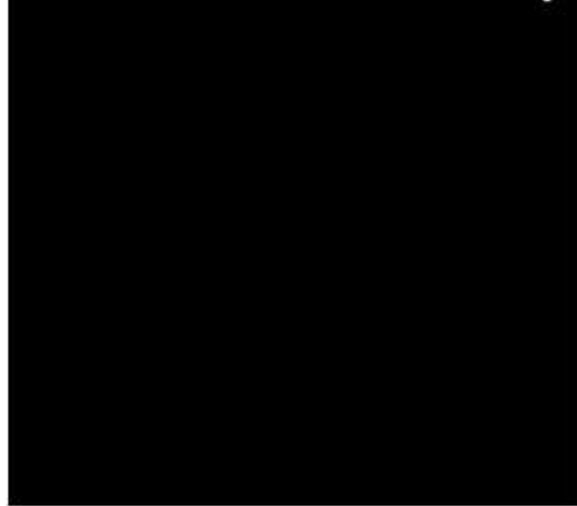
3.6.1 Séquence 1

Cette séquence représente un parking de véhicules en stationnement. Elle est utilisée pour montrer l'efficacité de l'algorithme du filtre de Kalman dans le suivi. Les résultats sont présentés dans la figure 3.8. L'image (a) est utilisée comme arrière plan. Au niveau des images (c) et (e) les personnages sont bien suivis grâce à une détection nette; cela est illustré par les boites englobantes étiquetées (1) et (2) selon l'ordre d'apparition dans la scène. Au niveau de l'image (g) la première personne est sortie du champ de vue de la caméra. Malgré cela, nous avons une très bonne performance dans la prédiction de sa position, le filtre de Kalman prédit la position du centre de gravité de la personne pendant un certain nombre d'itérations puis le processus de suivi s'arrête. Cependant, dans l'image (i), la deuxième personne est mal suivie à cause d'une détection altérée par le fait que cette personne possède les mêmes intensités que le fond (la personne qui porte des vêtements noirs et le fond inclut une voiture noire).

Au niveau des images (b), (d), (f), (h) et (j), les résultats de détection sont satisfaisants grâce à l'utilisation d'une caméra fixe et l'application des opérations morphologiques d'ouverture et de fermeture.



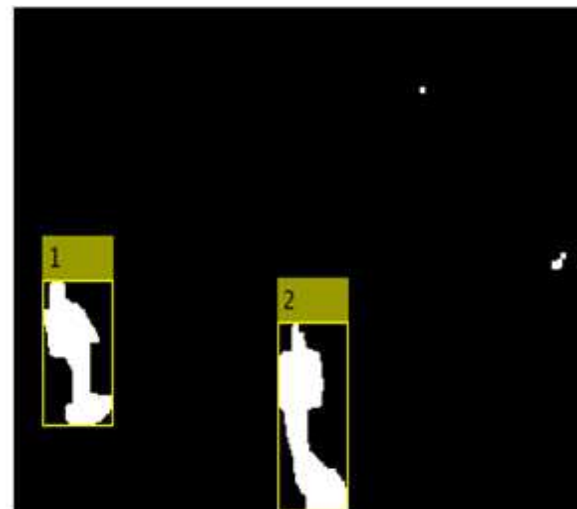
(a)



(b)



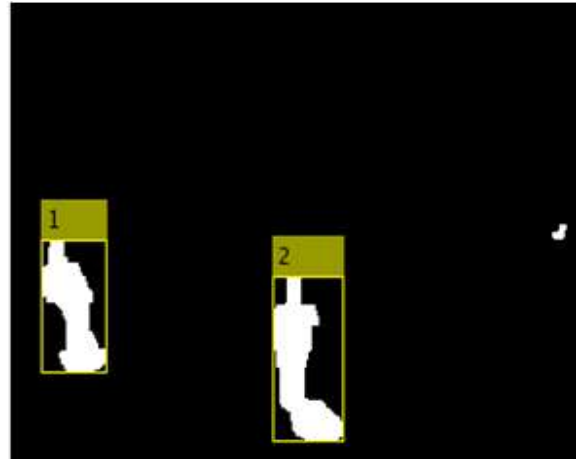
(c)



(d)



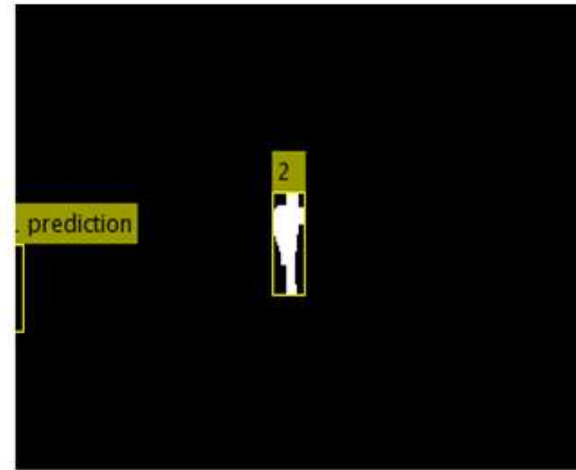
(e)



(f)



(g)



(h)



(i)



(j)

Fig. 3.8 Résultats de l'application de filtre de Kalman sur la séquence 1 (a, c, e, g, i) sont les résultats de suivi, et (b, d, f, h, j) sont les résultats de détection.

3.6.2 Séquence 2

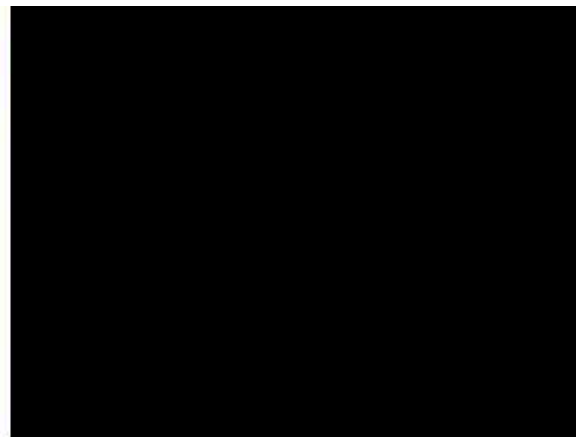
La séquence d'images utilisée dans ce test a été prise à l'intérieur d'un immeuble. Nous l'avons utilisée pour prédire des positions des objets en mouvement. Les résultats sont donnés à la figure 3.9, sachant que le modèle a été initialisé avec les mêmes conditions initiales que la séquence précédente. De même que pour la séquence précédente, l'application du filtre de Kalman fournit la trajectoire de l'objet mobile estimée. L'image (a) de la séquence est utilisée comme arrière plan. En effet, dans l'image (c) et (e) l'apparition et le mouvement de la personne a été détectée et suivie par une boîte englobante étiquetée. Au niveau de l'image (g) la position de la personne est prédite alors que la personne passe derrière le pilier grâce à la connaissance *a priori* de sa vitesse.

Alors que dans les images (i) et (k), la personne apparaît à nouveau dans la scène et elle est suivie avec la même boîte englobante.

Dans les images (b, d, f, h, j, l), nous remarquons qu'il n'y a pas de bruit dans la séquence. Ceci est dû au bon choix du seuil déterminant l'arrière plan ($k\sigma=0.7$) et l'utilisation d'une caméra fixe.



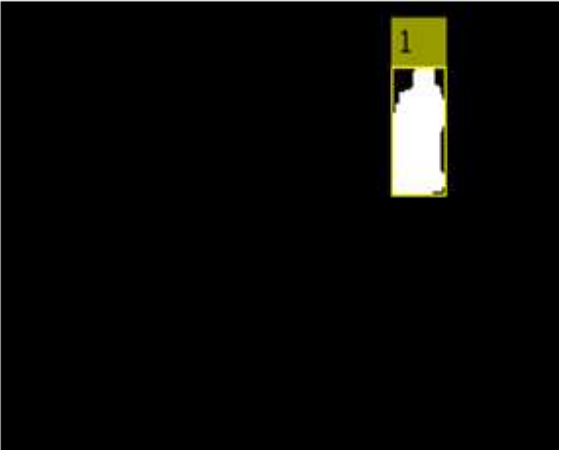
(a)



(b)



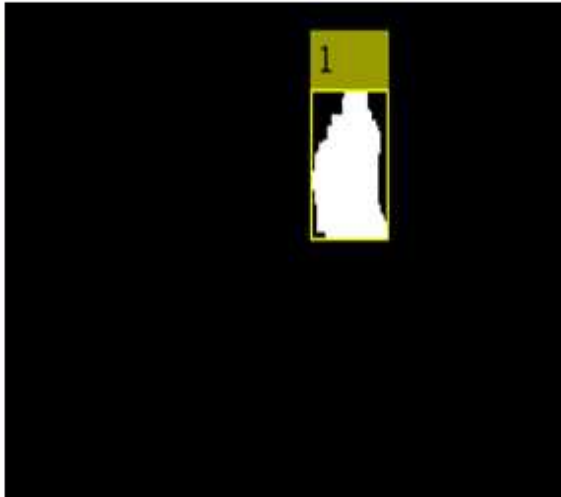
(c)



(d)



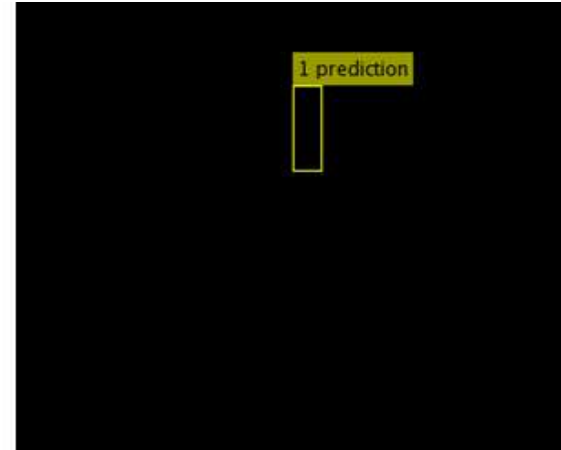
(e)



(f)



(g)



(h)

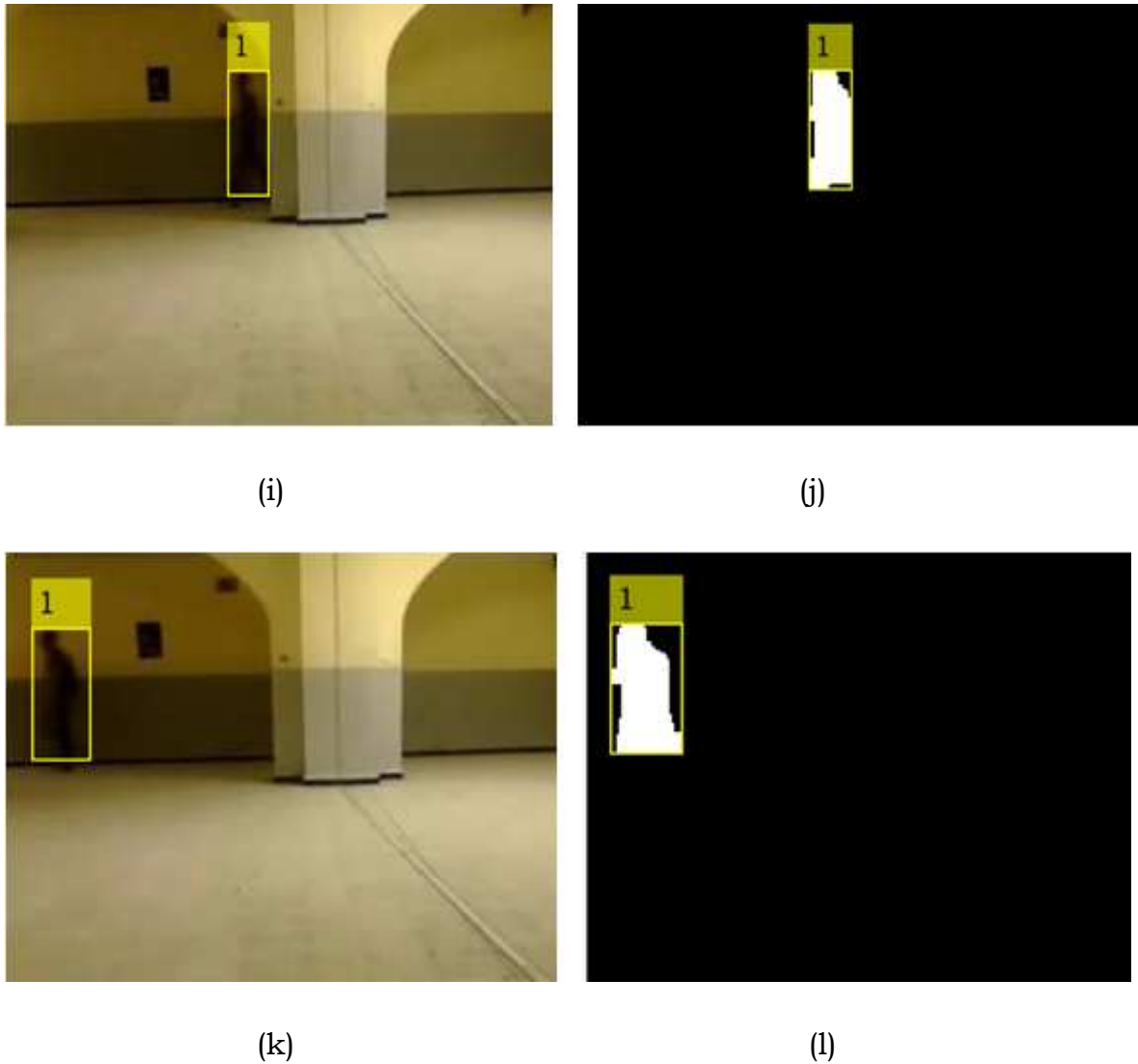


Fig. 3.9 Résultats de l'application de filtre de kalman sur la séquence 2. (a, c, e, g, i, k) sont les résultats de suivis et, (b, d, f, h, j, l) sont les résultats de détection.

3.6.3. Séquence 3

Cette séquence est prise dans un parking de véhicules. Comme le montre la Fig.3.10, les résultats sont presque similaires à ceux présentés dans les séquences précédentes. Les images (a), (c) et (e) représentent la détection du mouvement présent dans la scène. Le déplacement de la voiture est détecté et suivi par une boîte englobante. L'algorithme de détection met à jour l'arrière plan régulièrement. Ainsi, si l'objet n'est plus en mouvement (image (g)) pendant un certain nombre d'itérations, le processus de suivi s'arrête et l'objet est ajouté au fond comme l'illustre l'image (i).

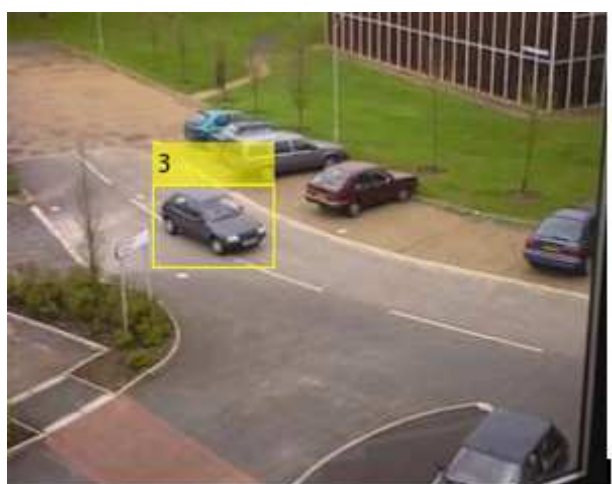
Dans les images de détection (b, d, f, h, j, l), nous remarquons la présence de bruit dans la séquence. Cependant, il n'influe pas sur la qualité du suivi grâce à l'application des opérations de morphologie mathématique.



(a)



(b)



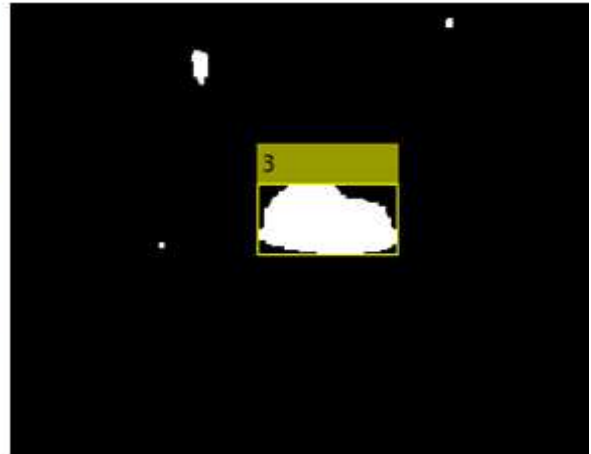
(c)



(d)



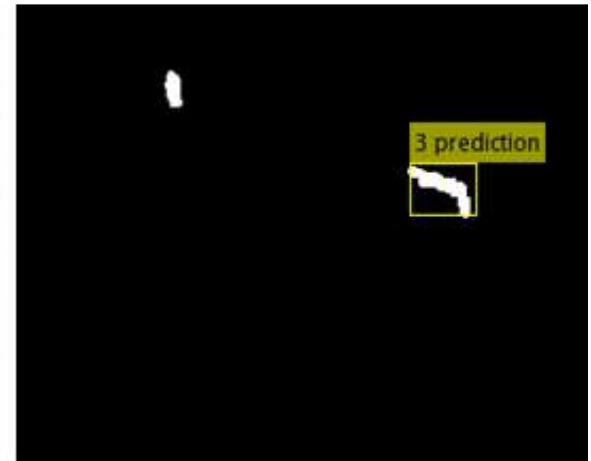
(e)



(f)



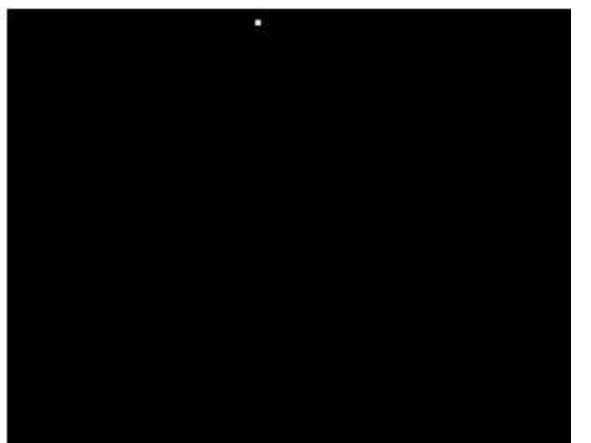
(g)



(h)



(i)



(j)

Fig.3.10 Résultats de l'application de filtre de kalman sur la séquence 3. (a, c, e, g, i) sont les résultats de suivis et, (b, d, f, h, j) sont les résultats de détection.

3.7 Les performances de l'algorithme

Les résultats obtenus dans les différentes figures (fig.3.3, fig.3.4, fig.3.5) nous permettent de conclure sur l'efficacité et les limites de la méthode de détection et de suivi. En effet, la détection par un mélange de gaussiennes a permis de conserver un historique de la variation d'intensité des pixels. Par conséquent l'arrière plan est mis à jour régulièrement (Fig.3.10, images (g) et (i)). En plus le bon choix du seuil déterminant le fond ($k\sigma=0.7$) et l'application des opérateurs morphologiques (ouverture et fermeture) ont amélioré la qualité de détection.

Le filtre Kalman présente de bonnes performances en termes de suivi d'objets en mouvement et de prédiction lors de la disparitions de ces objets de la scène (Fig.3.9, image (g)). Cependant, le modèle adopté présente aussi des limites comme la détection de l'ombre comme un objet en mouvement ce qui altère fortement la forme des silhouettes détectées et perturbe donc l'algorithme (Fig.3.8 dans les images (d) et (f)), le suivi peut être aussi bruité du fait que l'objet en mouvement et l'arrière plan possèdent les même intensités (Fig.3.8 dans l'image (i)).

3.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présent l'adaptation et l'application de l'approche de suivi de silhouette par le filtre de Kalman. Bien entendu, la détection et le suivi sont fortement liés, et le suivi ne peut avoir lieu sans une détection préalable des objets à suivre. L'algorithme de détection proposé est la soustraction du fond basé sur le modèle de mélange gaussien. Plusieurs conditions ont été nécessaires à l'utilisation de cette technique. D'une part la caméra doit être maintenue fixe permettant ainsi la soustraction de fond entre les images successives. D'autre part, il est préférable d'avoir, au début de la séquence, un certain nombre d'images sans objets en mouvement afin de pouvoir modéliser correctement le fond. Pour la phase du suivi, nous avons utilisé un l'algorithme de Kalman qui a

permis d'estimer séquentiellement les mouvements et les déplacements des objets sur l'ensemble des séquences d'images utilisées.

Conclusion générale

Dans ce mémoire nous avons traité deux problèmes majeurs d'analyse de mouvement dans une séquence d'images; la détection et le suivi d'objets en mouvement dans des scènes simples (caméra fixe, fond statique).

Pour ce besoin, nous avons utilisé pour la détection, un algorithme de soustraction de fond, basé sur la mixture de distributions gaussiennes qui forme la plus grande famille de méthodes de détection du mouvement. Le principe fondamental de cette méthode repose sur une estimation statistique de la scène observée. Le mouvement est détecté en comparant une image test avec le modèle d'arrière-plan calculé auparavant. Ensuite, pour effectuer le suivi, nous avons utilisé le filtre de Kalman qui procède pour chaque prise de vue en deux phases : la prédiction de la position de la silhouette, et la correction de l'estimation faite dans la prédiction pour améliorer le suivi et réduire le bruit. En effet, le suivi par la méthode de Kalman fournit une solution au problème de filtrage qui est récursive, optimale et est très simple à mettre en œuvre lorsque le système est linéaire gaussien. Mais, malheureusement, dès que le modèle à résoudre présente des non-linéarités, l'utilisation de cet algorithme n'est plus intéressante. Enfin, nous avons intégré la méthode de suivi des objets par le filtre de Kalman, avec la méthode de détection par soustraction du fond ; alors notre système permet de suivre simultanément plusieurs objets en mouvement.

Pour valider notre approche, nous avons effectué des tests en utilisant l'environnement Matlab sur des séquences d'images prises à l'intérieur et à l'extérieur et nous avons discuté les résultats obtenus. L'inconvénient majeur de Matlab réside dans sa relative lenteur pour effectuer certaines

Conclusion générale

opérations de calculs. Toutefois Matlab nous a permis de déployer rapidement des tests pour vérifier la validité d'une méthode de traitement des séquences d'images.

Le filtre de Kalman estime l'état d'un système dynamique linéaire à l'aide d'un modèle d'observation probabiliste, mais il se limite au modèle de bruit gaussien. Le Filtre de Kalman étendu ou filtre Particulaire, plus connu en vision par ordinateur, estime les états dans les cas non linéaires ou non gaussiens.

Références bibliographiques

- [1] NICOLAS VERBEKE « Suivi d'objets en mouvement dans une séquence vidéo » thèse doctorat, PARIS DESCARTES, Spécialité : Informatique, décembre 2007.
- [2] T. ACH, A. KAUP « Bayesian algorithms for change detection in image sequences using Markov random fields » Signal Processing: Image Communication, 1995.
- [3] LUDOVIC LUCIA « Suivi d'objets à partir d'images issues de caméras mobiles non calibrées » Université de la Méditerranée, février 2011.
- [4] T. Moeslund and E. GRANUM « A survey on computer vision-based human motion capture ». Computer Vision and Image Understanding ,2001.
- [5] T. MOESLUND, A. HILTON, AND V. KRUGERA « survey of advanced vision-based human motion capture and analysis. Computer Vision and Image Understanding », December 2006.
- [6] E. MUYBRIDGE « complete human and animal locomotion: all 781 plates from the 1887 animal locomotion », volume 1. Dover Publications, 1979.
- [7] E. MUYBRIDGE « complete human and animal locomotion: all 781 plates from the 1887 animal locomotion », volume 2. Dover Publications, 1979.
- [8] J. O'ROURKE and N. BADLER « Model-based image analysis of human motion using constraint propagation ». IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2(6):522–536, November 1980.
- [9] D. HUGG « A program to see a walking person ». Image Vision Computer, 1983.
- [10] K. ROHR « Incremental recognition of pedestrians from image sequences ». In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,USA, June 1993.
- [11] K. ROHR « Towards model-based recognition of human movements in image sequences ». In Computer Graphics, Vision, Image Processing: Image Understanding, volume 1, 1994.
- [12] M. ISARD and A. BLAKE « Contour tracking by stochastic propagation of conditional density ». In European Conference on Computer Vision, Cambridge, UK, April 1996.

- [13] J.M. REHG and T. KANADE « Model-based tracking of self-occluding articulated objects ». In International Conference on Computer Vision, 1995.
- [14] GERONIMO, A.M. LOPEZ, A.D. SAPPA, and T. GRAF « Survey of pedestrian detection for advanced driver assistance systems ». IEEE Transactions ON Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010.
- [15] A. YILMAZ, O. JAVED and M. SHAH « Object tracking: a survey, ACM Computing Survey », 2006
- [16] V. GARCIA, E. DEBREUVE and M. BARLAUD « A contour tracking algorithm for rotoscopy ». In IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Toulouse, France, May 2006.
- [17] C.J. VEENMAN, M.J.T. REINDERS and E. BACKER « Resolving motion correspondence for densely moving points ». IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence, 2001.
- [18] C. SCHMID « Appariement d'images par invariants locaux de niveaux de gris ». Doctoral thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, GRAVIR, July 1996.
- [19] C. SCHMID and R. MOHR « Local gray value invariants for image retrieval ». IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence, May 1997.
- [20] C. SCHMID, R. MOHR and C. BAUCHAGE « Comparing and evaluating interest points ». In IEEE International Conference on Image Processing, Bombay, India, January 1998.
- [21] I. K. Sethi and R.C. JAIN « Finding trajectories of feature points in a monocular image sequence ». IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence, 1987.
- [22] C. J. VEENMAN, M.J.T. REINDERS, and E. BACKER « Resolving motion correspondence for densely moving points ». IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence, 2001.
- [23] J. SHI and C. TOMASI « Good Features to Track ». In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition – CVPR 1994.
- [24] S. ZHU and K.K. MA « A new diamond search algorithm for fast block-matching motion estimation ». IEEE Transactions on Image Processing, February 2000.
- [25] S. ZHU, X. LIN and L.P. CHAU « Hexagon-based search pattern for fast block motion estimation ». IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, May 2002.

- [26] J.SHI et C. TOMASI «Good Features to Track». In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition-CVPR, 1994.
- [27] B.D.LUCAS and T.KANADE «An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision». In Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981.
- [28] Y.CHENG «Mean shift mode seeking and clustering» IEE Trans,PAMI,1995.
- [29] M.MIKRAM, R.MEGRET, BERTHOUMIEU, and M.DONIAS «Multi-Scale Histograms for Kernel-Based Object Tracking», ISCCSP, 2006.
- [30] J.ROUSSELLE « Les contours actifs, une méthode de segmentation. Application à l'imagerie médicale ». Thèse de doctorat, Université de François Rabelais de Tours, 9 juillet 2003.
- [31] A.ALMEIDA and J. ALMEIDA and R. ARAUJO « Real-time tracking of multiple moving objects using particle filters and probabilistic data association», 2005.
- [32] E.BROOKNERV and JOHN WILEY «Tracking and Kalman Filtering Made Easy», 1998.
- [33] R. RAQUEL, PINHO and R. S. JOAO MANUEL «An Efficient and Robust Tracking System using Kalman Filter», 2006.
- [34] Y. Bar-Shalom and X.R.Li «Estimation and Tracking, Principles, Techniques, and Software». Artech House, Boston, 1993.
- [35] Y. Bar-shalom and T.E. FORTMAN, «Tracking and Data Association», New York, 1988.