REPUBLIQUE ALGERIENNE
DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la
Recherche Scientifique
Université Mohamed Khider – BISKRA
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Électrique

Thèse

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de
Docteur en sciences
Spécialité Génie Électrique

Suivi d'objet dans une séquence vidéo par le filtrage particulaire

---

Présentée par : Lassaad AYADI

Soutenu le 27/09/2026, devant un jury composé de :

Pr. HAMMOUDI Mohamed Yacine	**Professeur**	**Président**	**Université de Biskra**
Pr. GHODBANE Hatem	**Professeur**	**Rapporteur**	**Université de biskra**
Dr. MESSAOUDI Abdelhamid	**MCA**	**Examinateur**	**Université de Batna**
Pr. CHAFAA Kheireddine	**Professeur**	**Examinateur**	**Université de Batna 2**

Année Universitaire 2025/2026

Dédicaces

À

La mémoire de mes parents,

Ma femme,

Mes filles Sarah et Tesnim,

Mes fils Younes et Anis

Mes sœurs,

Mes frères,

Toute ma famille et tous mes amis,

Je dédie ce modeste travail.

Lassaad

Remerciements

Je tiens premièrement à prosterner remerciant Allah le tout puissant de m'avoir donné le courage et la patience pour terminer ce travail.

Je tiens ensuite à exprimer ma gratitude et mes vifs remerciements au **Pr. Hatem GHODBANE**, pour m'avoir honoré par son encadrement, pour m'avoir bien suivi durant la réalisation de ce travail, pour ses conseils et ses remarques constructives qui m'ont réellement aidé à l'élaboration et l'amélioration de cette thèse, et surtout pour sa patience.

Mes vifs remerciements vont au président de jury **Pr. HAMMOUDI Mohamed Yacine** pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider le jury de soutenance.

Mes sincères remerciements s'adressent également aux membres du jury **Dr. MESSAOUDI Abdelhamid** et **Pr. CHAFAA Kheireddine** pour avoir bien voulu juger ce travail en prenant la charge d'examinateurs.

Une pensée à l'égard de mes proches qui ont suivi de près ou de loin cette longue aventure : ma petite et grande famille et mes amis.

Résumé

Le suivi d'objets constitue un problème fondamental en vision par ordinateur, notamment dans les applications de la vidéosurveillance, la robotique mobile, les systèmes intelligents de transport et l'analyse de scènes dynamiques. Malgré les avancées significatives réalisées dans ce domaine, le suivi robuste d'une cible devient un défi majeur en raison des variations d'illumination, des changements d'échelle, des mouvements rapides, des déformations non rigides et des occultations partielles ou totales. Ce travail propose une méthode de suivi d'objets basée sur l'intégration du filtrage particulaire et l'histogramme de couleur. L'analyse approfondie des méthodes de suivi existantes, a permis d'identifier leurs avantages en termes de simplicité et d'efficacité computationnelle, ainsi que leurs limites face aux environnements dynamiques complexes. Afin de surmonter ces limitations, un modèle probabiliste a été développé en exploitant le principe du filtrage particulaire, reconnu pour sa capacité à traiter des systèmes non linéaires et non gaussiens. Dans la méthode proposée, l'apparence de la cible est décrite à l'aide d'un histogramme de couleur, et différentes représentations colorimétriques ont été étudiées afin d'évaluer leur impact sur la robustesse du suivi. Une nouvelle stratégie de rééchantillonnage a été proposée afin de pouvoir détecter l'objet après une occultation. De plus une attention particulière a été accordée au choix des paramètres, notamment le nombre de particules, et ceci dans le but d'assurer un compromis entre précision et complexité computationnelle. La validation expérimentale a été effectuée sur des séquences issues du benchmark OTB. L'évaluation des résultats obtenus a été faite à l'aide de métriques standard telles que la précision, le taux de succès et le taux de recouvrement. Les résultats démontrent la compétitivité de l'approche proposée par rapport à plusieurs méthodes de référence. L'étude comparative des espaces colorimétriques met en évidence l'intérêt de la représentation HSV pour améliorer la robustesse face aux variations d'illumination, tandis que la représentation RGB a donné des résultats très satisfaisant dans la majorité des scènes testées. En conclusion, cette thèse confirme la pertinence de l'intégration du filtrage particulaire avec une modélisation par histogramme de couleur pour le suivi visuel d'objets. Les perspectives envisagées incluent l'intégration de descripteurs issus de l'apprentissage profond afin de concevoir des architectures hybrides plus robustes et adaptatives pour des applications temps réel.

Mots-clés : Suivi, détection, filtrage particulaire, histogramme de couleurs, occultation, séquence d'images

Abstract

Object tracking is a fundamental problem in computer vision, particularly in applications such as video surveillance, mobile robotics, intelligent transportation systems, and dynamic scene analysis. Despite significant advances in this field, robust target tracking remains a major challenge due to variations in illumination, scaling changes, rapid movements, non-rigid deformations, and partial or total occlusions. This work proposes an object tracking method based on the integration of particle filtering and color histograms. A thorough analysis of existing tracking methods identified their advantages in terms of simplicity and computational efficiency, as well as their limitations in complex dynamic environments. To overcome these limitations, a probabilistic model was developed by leveraging the principle of particle filtering, known for its ability to handle nonlinear and non-Gaussian systems. In the proposed method, the target's appearance is described using a color histogram, and different colorimetric representations were studied to evaluate their impact on tracking robustness. A new resampling strategy was proposed to enable object detection after occultation. Furthermore, particular attention was paid to parameter selection, especially the number of particles, to ensure a balance between accuracy and computational complexity. Experimental validation was performed on sequences from the OTB benchmark. The results were evaluated using standard metrics such as accuracy, success rate, and recovery rate. The results demonstrate the competitiveness of the proposed approach compared to several reference methods. The comparative study of color spaces highlights the advantage of the HSV representation for improving robustness to variations in illumination, while the RGB representation yielded very satisfactory results in the majority of tested scenes. In conclusion, this thesis confirms the relevance of integrating particle filtering with color histogram modeling for visual object tracking. Future directions include integrating descriptors from deep learning to design more robust and adaptive hybrid architectures for real-time applications.

Keywords : Tracking, detection, particle filtering, color histogram, occlusion, image sequence

ملخص

يُعدّ تتبّع الأجسام من المشكلات الأساسية في مجال الرؤية الحاسوبية، لا سيّما في تطبيقات المراقبة بالفيديو، والروبوتات المتنقلة، وأنظمة النقل الذكية، وتحليل المشاهد الديناميكية. وعلى الرغم من التقدّم الملحوظ الذي شهده هذا المجال، فإن التتبّع المتين لهدف معيّن لا يزال يشكّل تحديًا كبيرًا نتيجة لتغيرات الإضاءة، وتبدلات المقياس، والحركات السريعة، والتشوهات غير الصلبة، إضافة إلى حالات الحجب الجزئي أو الكلي.يُقترح في هذا العمل منهج لتتبّع الأجسام قائم على دمج الترشيح الجسيمي مع المدرج التكراري للألوان. وقد أتاح التحليل المعمّق لطرق التتبّع القائمة تحديد مزاياها من حيث البساطة والكفاءة الحسابية، إلى جانب إبراز حدودها في البيئات الديناميكية المعقّدة. ولمعالجة هذه القيود، تم تطوير نموذج احتمالي يعتمد على مبدأ الترشيح الجسيمي، المعروف بقدرته على التعامل مع الأنظمة غير الخطية وغير الغاوسية.في المنهج المقترح، يتم توصيف مظهر الهدف باستخدام مدرج تكراري لوني، كما تمّت دراسة تمثيلات لونية مختلفة لتقييم تأثيرها على متانة التتبّع. واقتُرحت استراتيجية جديدة لإعادة أخذ العينات تُمكّن من إعادة اكتشاف الهدف بعد حدوث الحجب. إضافةً إلى ذلك، أُولي اهتمام خاص لاختيار المعاملات، ولا سيّما عدد الجسيمات، بهدف تحقيق توازن بين الدقة والتعقيد الحسابي تم التحقق التجريبي من فعالية المنهج باستخدام سلاسل صور من معيارOTB ، كما تم تقييم النتائج بالاعتماد على مقاييس معيارية مثل الدقة، ومعدل النجاح، ونسبة التداخل. وتُظهر النتائج القدرة التنافسية للمنهج المقترح مقارنة بعدد من الطرق المرجعية. كما تُبرز الدراسة المقارنة للفضاءات اللونية أهمية تمثيل HSV في تحسين المتانة أمام تغيرات الإضاءة، في حين أظهر تمثيل RGB نتائج مُرضية جدًا في معظم المشاهد المختبرة.وفي الختام، تؤكد هذه الأطروحة جدوى دمج الترشيح الجسيمي مع نمذجة قائمة على المدرج التكراري اللوني في تتبّع الأجسام بصريًا. وتشمل الآفاق المستقبلية دمج واصفات مستمدة من التعلم العميق بهدف تصميم معماريات هجينة أكثر متانة وقدرة على التكيّف، خصوصًا في التطبيقات ذات الزمن الحقيقي.

الكلمات المفتاحية :التتبّع، الكشف، الترشيح الجسيمي، المدرج التكراري للألوان، الحجب، تسلسل الصور

Table des matières

1 Introduction générale **1**

1.1 Objectifs 2

1.2 Contributions 2

1.3 Organisation du manuscrit 3

2 Fondements du suivi visuel d'objets **4**

2.1 Introduction 4

2.2 Définition 5

2.3 Domaines d'application du suivi d'objet 5

2.3.1 Vidéosurveillance et sécurité 6

2.3.2 Véhicules autonomes 6

2.3.3 Interaction homme–machine 6

2.3.4 Analyse sportive 7

2.3.5 Robotique et drones 7

2.3.6 Applications médicales 8

2.3.7 Industrie et contrôle qualité 8

2.4 Les étapes de base pour le suivi d'un objet 9

2.4.1 Détection d'objet 10

2.4.2 Classification d'objet 14

2.4.3 Suivi d'objet 15

2.5 Difficultés : 19

2.6 Conclusion 21

3 Suivi d'objets basé sur les histogrammes de couleur 22
3.1 Introduction . . . 23
3.2 Modélisation de l'apparence par histogramme de couleur . . . 24
3.3 Espaces de Couleur pour le Suivi d'Objets . . . 24
3.3.1 Espace de couleur RGB . . . 24
3.3.2 Espace de couleur HSV . . . 25
3.3.3 Espace de couleur YCbCr . . . 27
3.3.4 Espace de couleur CIE Lab . . . 28
3.3.5 Comparaison entre les espaces de couleur . . . 29
3.3.6 Choix de l'espace de couleur . . . 29
3.4 Mesures de similarité entre histogrammes . . . 30
3.5 Méthodes de suivi basées sur les histogrammes de couleur . . . 31
3.6 Avantages et limites du suivi par histogramme de couleur . . . 33
3.7 Conclusion . . . 35

4 Suivi des objets par filtrage particulaire (contribution) 36
4.1 Introduction . . . 37
4.2 Filtrage particulaire . . . 38
4.3 Domaines d'applications . . . 38
4.4 Fonctionnement . . . 39
4.4.1 Initialisation . . . 39
4.4.2 Propagation des particules (Prédiction) . . . 39
4.4.3 Mise à jour du poids des particules (Correction) . . . 39
4.4.4 Rééchantillonnage (Resampling) . . . 40
4.4.5 Estimation de l'état . . . 40
4.4.6 Répétition du processus . . . 40
4.5 Points clés du filtrage particulaire : . . . 41
4.6 Filtrage particulaire pour le suivi d'objets . . . 41
4.6.1 Fonctionnement du filtrage particulaire dans le suivi d'objet 42

4.6.2 Applications du filtrage particulaire dans le suivi d'objets . . 43
4.6.3 Travaux antérieurs 44
4.6.4 Avantages et Limites 48
4.7 Méthode proposée : intégration du filtrage particulaire et de l'histogramme de couleur 48
4.7.1 La première étape : la détection 49
4.7.2 La deuxième étape : Suivi d'objet 49
4.8 Conclusion 57

5 Validation expérimentale et évaluation comparative 58
5.1 Introduction 58
5.2 Protocole expérimental 59
5.2.1 Détails d'implémentation 60
5.2.2 Bases de données pour le suivi d'objet 60
5.2.3 Métriques d'évaluation 65
5.2.4 Trackers comparés et principes 67
5.3 Résultats expérimentaux 73
5.3.1 Résultats quantitatifs 74
5.3.2 Analyse qualitative des performances du tracker PFHist . . 82
5.4 Conclusion 88

6 Conclusion générale 89

Bibliographie 101

Liste des figures

2.1 La vidéosurveillance. [3] 6

2.2 Figure 2. (a) Vue des barres de toit du véhicule avec capteurs. (b) Le système informatique situé dans le coffre du véhicule. (c) Le levier de vitesses, l'écran de contrôle et les boutons de commande manuelle. [4] 6

2.3 Suivi des gestes de la main pour le contrôle d'une interface. 7

2.4 Suivi des joueurs dans un match de football. [5] 7

2.5 Drone suivant une cible dans un environnement extérieur.[6] 8

2.6 La téléopération (dans le domaine médical). 8

2.7 Suivi d'objets dans les environnements industriels (inspection real mécanique). [7] 9

2.8 Étapes de base pour le suivi d'un objet. [8] 10

2.9 (a) Image à l'instant t-1, (b) Image à l'instant t et (c) cartes binaires des pixels en mouvement 11

2.10 (a) Images de référence, (b) Images courantes à l'instant t et (c) cartes binaires des pixels en mouvement 12

2.11 (a) Images de référence, (b) Observation d'objets en mouvement (c) cartes binaires des pixels en mouvement. 12

2.12 La représentation d'objet par des points. 17

2.13 La représentation d'objet par le noyau 18

2.14 La représentation d'objet par la silhouette [15] 19

3.1 Un cube 3D représentant l'espace colorimétrique RVB. [52] 25

3.2 Espace de couleur HSV (ou HSB) 27

3.3 Diagramme de l'espace colorimétrique CIE LAB [53] 28

4.1 Étapes du fonctionnement du filtrage particulaire [62] 41
4.2 Architecture globale de la méthode de suivi basée sur le filtrage particulaire et l'histogramme de couleur 53
4.3 Stratégie de rééchantionnage proposée 56

5.1 Séquences de la base VOT2013 [71]. Les images correspondent à la première trame de chaque séquence avec l'objet d'intérêt détouré par une boîte englobante verte. 62
5.2 Séquences de la base OTB2013 [73]. Chaque séquence est représenté par la première image dont la cible est englobé par une boite rouge. 63
5.3 Séquences de la base OTB2015 [74]. Les images correspondent à la première trame de chaque séquence avec l'objet d'intérêt détouré par une boîte englobante. Les 50 cibles marquées par des boîtes englobantes vertes sont sélectionnées pour des évaluations approfondies. Les séquences nouvellement ajoutées par rapport à OTB2013 sont indiquées par une croix rouge dans le coin supérieur droit de chaque image. 64
5.4 Comparaison entre les tracker CamShift, PFHist/HSV et PFHist/RGB. Le rectangle vert représente la boite englobante de la cible (la vérité terrain) et le rectangle rouge englobe la boite prédite de la cible. . . 75
5.5 Évaluation comparative des performances de suivi sur les séquences David3, Girl2 et Jogging 77
5.6 Comparaison du taux de recouvrement obtenu avec les deux espaces de couleurs (HSV et RGB) sur quelques séquences de la base OTB . 81
5.7 Comparaison du taux de succès obtenu avec les deux espaces de couleurs (HSV et RGB) sur quelques séquences de la base OTB . . 82
5.8 La détection et le suivi de l'objet durant le déroulement d'une séquence d'images 83
5.9 Taux de recouvrement durant le déroulement de la séquence David3. 84
5.10 Détection et suivie d'objet après une occultation dans quelque séquence de la base OTB 85
5.11 Suivi d'objet dans quelque séquence de la base OTB avec des conditions différentes. 87

Liste des tables

2.1 Avantages et inconvénients des méthodes de détection d'objet . . . 13

2.2 Avantages et inconvénients des méthodes de classification 15

2.3 Classification des méthodes de suivi d'objets 20

3.1 Angle de teinte. 26

3.2 Avantages et inconvénients des différents espaces de couleur 29

5.1 Comparaison des trackers. 72

5.2 Comparaison du taux de recouvrement obtenu par les trackers Meanshift, KaMS (Kalman et Meanshift) [84] et celui de notre tracker PFHist 76

5.3 Taux de recouvrement et taux de réussite dans quelques séquences avec différentes conditions (le meilleur résultat est indiqué en **rouge**, et le deuxième meilleur résultat en **vert**) 81

Abréviations

OTB	Object Tracking Benchmark
VOT	Visual Object Tracking
RGB (RVB)	Red, Green, Blue / Rouge, Vert, Bleu
HSV (TSV)	Hue, Saturation, Value / Teinte, Saturation, Valeur
YCbCr (YCC)	Luminance et chromatiques (Bleu/Rouge)
CIE Lab	Commission Internationale de l'Éclairage Lab
CCH	Color Co-Occurrence Histograms
CBWH	Corrected Background-Weighted Histogram
CHC	Color Histogram Contouring
MHT	Multi-Hypothesis Tracking
SVM	Support Vector Machines
ACP	Analyse en Composantes Principales
GPS	Global Positioning System
LIDAR	Light Detection and Ranging
CLE	Center Location Error
VOR	Overlap ratio
CT	Compressive Tracking
CSK	Circulant Structure Kernel
TM	Template Matching
KaMS	Kalman et Mean-Shift

Chapitre 1

Introduction générale

Le suivi d'objets est une problématique difficile qui se pose dans un grand nombre d'applications de vision par ordinateur et de traitement d'images. Cette difficulté est accentuée dans les environnements sans contraintes où le système de suivi devra s'adapter à la variabilité importante des objets, aux variations de luminosité, aux occultations (partielles ou totales), aux bruits causés par le système d'acquisition ainsi qu'aux problèmes de détection de mouvement.

Le suivi d'objets s'appuie sur des propriétés d'invariance des objets d'intérêt. L'invariance peut concerner la géométrie de la scène ou des objets, l'apparence des objets (c'est-à-dire la photométrie ou la couleur) ou encore la cinématique (par exemple les contraintes spatio-temporelles). La méthode utilisée pour suivre un objet est fortement liée à la représentation de cet objet et aux caractéristiques utilisées pour le suivre. Ainsi le choix de la représentation de l'objet et des caractéristiques dépend du contexte, de la nature de l'objet et de l'information qu'on veut obtenir à partir du suivi effectué.

Les premiers algorithmes de suivi d'objets ont été appliqués dans le domaine militaire dès l'apparition du radar. Depuis, il est devenu au cœur de nombreuses applications tel que la vidéosurveillance, la reconnaissance de gestes, la définition d'interfaces visuelles, la réalité virtuelle, la compression d'images, l'analyse du mouvement humain ou animal, la robotique... Ce qui nécessite des algorithmes de plus en plus performants. Toutefois, face aux complexités pouvant être rencontrées, les performances des algorithmes développés pour le suivi d'objet restent limitées. Il convient de noter que la majeure partie de ces algorithmes est basée sur le formalisme bayésien, ce dernier a été utilisé pour remédier aux différentes complexités liées à la problématique considérée, comme les erreurs ou les bruits dans les mesures et l'occultation des objets par rapport au positionnement des capteurs.

Dans ce domaine, les méthodes de suivi par filtrage particulaire [1],[2] aussi appelées filtrage par méthode de Monte-Carlo séquentielle, ont prouvé leur validité. Le filtrage particulaire est une approche bayésienne dans laquelle la probabilité de la configuration d'un

objet (sa position, son échelle), en tenant compte des observations, est représentée par un ensemble d'échantillons pondérés appelés particules. Cette représentation permet de maintenir plusieurs hypothèses de suivi simultanément, contrairement aux algorithmes basés sur une représentation unique, cherchant à maximiser un critère en utilisant des méthodes d'optimisation itératives, et qui sont de ce fait plus sensibles à des erreurs ponctuelles dues à la présence d'ambiguïtés ou de mouvements rapides ou erratiques. Dans la littérature, les méthodes basées sur les filtres de particules ont prouvé leur validité dans différentes applications, tandis que les méthodes basées sur la comparaison d'histogrammes ont donné des résultats acceptables.

1.1 Objectifs

L'objectif de ce travail est de proposer une méthode hybride de détection et de suivi d'objets en mouvement dans une séquence d'images. La méthode proposée est inspirée du principe de filtrage particulaire, de plus elle est basée sur les histogrammes de couleur. Le but était de tirer profit des avantages des deux méthodes, afin de résoudre les difficultés liées à la fausse détection, surtout dans le cas de l'occultation partielle ou totale, des objets ayant plusieurs couleurs, dans le cas d'une ressemblance entre l'objet et le fond, dans le cas d'un mouvement rapide ou d'une variation d'illumination.

1.2 Contributions

Dans cette thèse, nous présentons une approche hybride pour la détection et le suivi d'objets en mouvement dans des séquences d'images. La méthode combine les filtres particulaires et les histogrammes de couleurs afin de mieux gérer les défis liés aux occlusions, aux variations d'éclairage et aux changements d'apparence des objets. L'intégration de ces deux techniques vise à renforcer la robustesse du suivi. La méthode proposée dans ce travail a permis d'obtenir des résultats avec un nombre réduit de particules. En outre, le fait de considérer chaque particule comme une zone ou fenêtre nous a permis d'utiliser les histogrammes de couleur, ce qui rend le calcul de la fonction de vraisemblance qui mesure la compatibilité entre l'état de la particule et l'observation réelle plus facile et plus précis. De plus, la proposition d'une région de prédiction dans laquelle une grande partie de particules sera régénérée dans la trame suivante a permis de détecter la cible facilement même après une occultation.

1.3 Organisation du manuscrit

Cette thèse est structurée comme suit :
Ce travail de recherche s'inscrit dans le domaine de suivi d'objets, pour cela nous avons proposé une méthode hybride basée sur le filtrage particulaire et l'histogramme de couleur. Ce document est composé de cette introduction et de cinq chapitres.

Nous nous sommes intéressés à la détection et au suivi d'objet dans une séquence d'images, nous avons donc vu qu'il est primordial de comprendre leurs concepts fondamentaux. Le deuxième chapitre est ainsi consacré à la présentation de ce domaine, dont nous commençons par la définition des domaines d'applications de suivi d'objet ; par la suite, une description détaillée des différentes étapes de suivi est présentée avec un état de l'art des principales approches existantes. À la fin du chapitre, nous citons quelques difficultés de ce domaine.

Le troisième chapitre est consacré au suivi basé sur les histogrammes de couleur, incluant la modélisation de l'apparence, l'étude des espaces colorimétriques et les mesures de similarité. Et pour expliquer le principe du suivi d'objet basé sur les histogrammes de couleur, nous avons présenté brièvement quelques travaux ayant exploité les histogrammes de couleur, ce qui nous a permis d'extraire les avantages et les limites de cette approche de suivi.

Le quatrième chapitre introduit le filtrage particulaire. Après sa définition, nous citons ses domaines d'application et son principe de fonctionnement. Nous détaillerons, ensuite son exploitation dans le domaine de suivi d'objet tout en présentant les différents travaux dans la littérature. Une synthèse de ses avantages et de ses limites est décrite à la fin de cette première partie du chapitre. La deuxième partie est donc consacrée à la présentation de la contribution principale de cette thèse, fondée sur l'intégration du filtre particulaire avec une représentation par histogramme de couleur. Nous avons donc expliqué la méthode proposée pour l'intégration du filtrage particulaire et de l'histogramme de couleur dans le processus de suivi d'objet.

Puisque notre objectif consiste à implémenter un tracker robuste, précis et stable, nous consacrons le cinquième chapitre à l'explication, dans une première partie, du protocole expérimental dans lequel nous présentons les détails de l'implémentation, la base de données utilisée, les métriques d'évaluation et les trackers choisis pour la comparaison. La deuxième partie du chapitre est réservée à la validation expérimentale et à l'analyse comparative des performances du modèle proposé sur le benchmark OTB. Une illustration des résultats obtenus avec une discussion est ainsi présentée dans cette partie.

Enfin, le chapitre six conclut cette thèse par une analyse du travail effectué et par une proposition de travaux futurs.

Chapitre 2

Fondements du suivi visuel d'objets

Contents

2.1 Introduction 4
2.2 Définition 5
2.3 Domaines d'application du suivi d'objet 5
2.3.1 Vidéosurveillance et sécurité 6
2.3.2 Véhicules autonomes 6
2.3.3 Interaction homme–machine 6
2.3.4 Analyse sportive 7
2.3.5 Robotique et drones 7
2.3.6 Applications médicales 8
2.3.7 Industrie et contrôle qualité 8
2.4 Les étapes de base pour le suivi d'un objet 9
2.4.1 Détection d'objet 10
2.4.2 Classification d'objet 14
2.4.3 Suivi d'objet 15
2.5 Difficultés : 19
2.6 Conclusion 21

2.1 Introduction

Le suivi d'objets dans les séquences vidéo est l'une des applications les plus importantes dans le domaine de la vision par ordinateur, en raison de son utilisation dans de nombreuses applications comme la vidéosurveillance, l'interaction homme–machine, la conduite

autonome, l'analyse de scènes dynamiques.... Il a comme objectif de localiser, identifier et suivre, de manière continue, un ou plusieurs objets d'intérêt d'une classe prédéfinie au cours du temps, à partir d'une séquence d'images. Cependant, cette tâche est complexe à cause de plusieurs facteurs tels que les variations d'illumination, les occultations, les déformations de l'objet... Ce qui rend nécessaire le développement de méthodes robustes et adaptées aux différents contextes d'application.

De façon générale, un système de suivi d'objets repose sur trois étapes principales. La première consiste en l'extraction ou la détection des objets d'intérêt dans les images, ce qui permet d'identifier les régions pertinentes. La deuxième étape concerne la reconnaissance ou la classification, afin de distinguer l'objet cible des autres éléments présents dans la scène. Enfin, la dernière étape correspond au suivi proprement dit, qui consiste à estimer la position de l'objet au fil du temps en exploitant des modèles d'apparence ou de mouvement. Ces étapes, bien que distinctes, sont fortement interdépendantes et affectent la performance globale du système de suivi.

Dans ce chapitre, nous introduisons tout d'abord les notions de base relatives au suivi d'objets, en proposant une définition générale du problème. Nous présentons ensuite les principaux domaines d'application afin de mettre en évidence l'importance et la diversité de ce domaine de recherche. Par la suite, nous détaillons les différentes étapes du processus de suivi, en mettant l'accent sur les méthodes les plus couramment utilisées dans la littérature pour chacune d'elles. A la fin du chapitre, nous proposons une classification des approches de suivi, afin de situer les différentes méthodes dans un cadre structuré et cohérent.

2.2 Définition

Le suivi d'objets (object tracking) est une tâche fréquemment rencontrée en vision par ordinateur. L'idée de base du suivi est de pouvoir suivre un objet (pas forcément connu au départ) le plus longtemps possible. Intuitivement, suivre un objet dans une séquence d'images, c'est être capable de localiser cet objet dans chaque image, de le caractériser, et de suivre la trajectoire de cet objet dans la scène, donc c'est un procédé de localisation d'un (ou plusieurs) objet(s) en mouvement en temps réel en utilisant une caméra.

2.3 Domaines d'application du suivi d'objet

Le suivi d'objets est un problème très rencontré en vision par ordinateur. Avec l'augmentation des puissances des ordinateurs et la diminution des coûts des caméras, il devient nécessaire de développer des algorithmes de suivi d'objets pertinents. Dans cette section, nous présentons les principaux domaines d'application du suivi d'objet.

2.3.1 Vidéosurveillance et sécurité

Le suivi d'objets est largement utilisé pour analyser les scènes. Dans le domaine de la surveillance ou de la sécurité, la vidéo est un moyen efficace pour détecter des comportements anormaux, compter et /ou de suivre des personnes, assurer la sécurité en identifiant des personnes suspectes,... (figure 2.1)



FIGURE 2.1 – La vidéosurveillance. [3]

2.3.2 Véhicules autonomes

Afin d'assurer une navigation sûre, le suivi d'objets permet de détecter et de suivre les piétons, véhicules et obstacles dans le domaine des systèmes de transport intelligents. (figure 2.2)

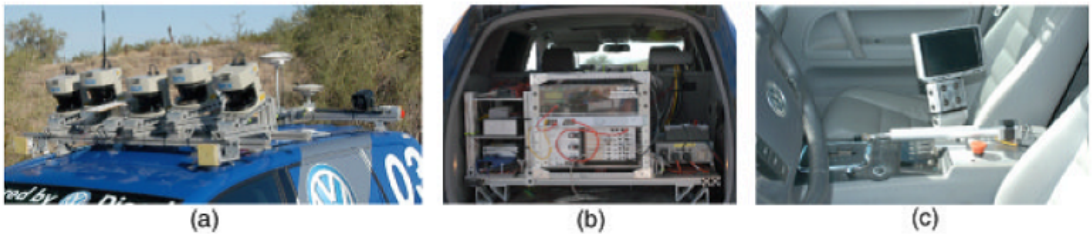

FIGURE 2.2 – Figure 2. (a) Vue des barres de toit du véhicule avec capteurs. (b) Le système informatique situé dans le coffre du véhicule. (c) Le levier de vitesses, l'écran de contrôle et les boutons de commande manuelle. [4]

2.3.3 Interaction homme–machine

Le suivi des mouvements humains permet d'analyser la posture ou le suivi du regard pour des applications des interfaces homme-machine basées sur les gestes et utilisées dans les systèmes interactifs, la réalité virtuelle et les jeux vidéo. (figure 2.3)



FIGURE 2.3 – Suivi des gestes de la main pour le contrôle d'une interface.

2.3.4 Analyse sportive

Dans le domaine sportif, le suivi d'objets est utilisé pour détecter les joueurs et analyser leurs performances, détecter le ballon, générer des statistiques et améliorer les stratégies sportives. (figure 2.4)



FIGURE 2.4 – Suivi des joueurs dans un match de football. [5]

2.3.5 Robotique et drones

Dans les systèmes robotiques, le suivi d'objets permet la navigation autonome, le suivi de cibles et l'exploration d'environnements dynamiques. (Figure 2.5)



FIGURE 2.5 – Drone suivant une cible dans un environnement extérieur.[6]

2.3.6 Applications médicales

Le suivi d'objets est appliqué aussi dans le domaine médical pour analyser les mouvements d'organes, assister les opérations chirurgicales et améliorer les diagnostics. (figure 2.6)



FIGURE 2.6 – La téléopération (dans le domaine médical).

2.3.7 Industrie et contrôle qualité

Le suivi d'objets est utilisé dans les environnements industriels, dans le but de superviser et de contrôler les chaînes de production, de détecter les défauts et d'automatiser les processus. (figure 2.7)



FIGURE 2.7 – Suivi d'objets dans les environnements industriels (inspection real mécanique). [7]

2.4 Les étapes de base pour le suivi d'un objet

Les applications de suivi d'objets nécessitent le passage par trois étapes de base telles que décrites dans de nombreuses travaux tel que celui de H. S. P. DGT et al [8]. La figure 2.8 illustre ces étapes.

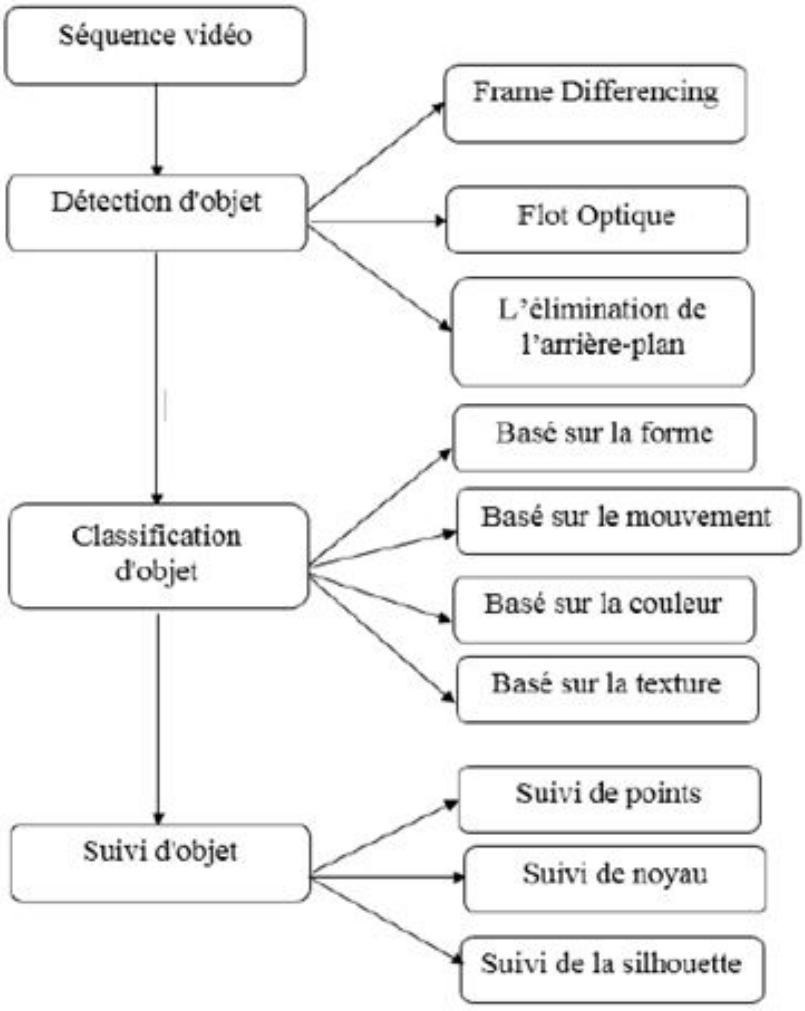

FIGURE 2.8 – Étapes de base pour le suivi d'un objet. [8]

2.4.1 Détection d'objet

La détection d'objet est la première et principale étape du processus de suivi d'objets, elle consiste à identifier des objets d'intérêt dans une séquence vidéo en regroupant les pixels de ces objets. Cela se fait soit dans chaque image, soit lorsque l'objet apparaît pour la première fois dans la vidéo[9]. Les méthodes suivantes se concentrent essentiellement sur la détection d'objets en mouvement, qui constituent la principale source d'informations.

2.4.1.1 La différence d'image (Frame differencing)

La différence d'images est essentiellement utilisée pour détecter les objets en mouvement sur un arrière-plan statique. Étant donné que les objets se déplacent au cours du temps, la position de l'objet sur une image est différente de sa position sur l'image suivante. En calculant la différence entre deux images consécutives, et si cette différence n'est pas nulle alors ça signifie qu'il y a un mouvement (figure 2.9), nous pouvons ainsi obtenir la position exacte de l'objet sur l'image [10].

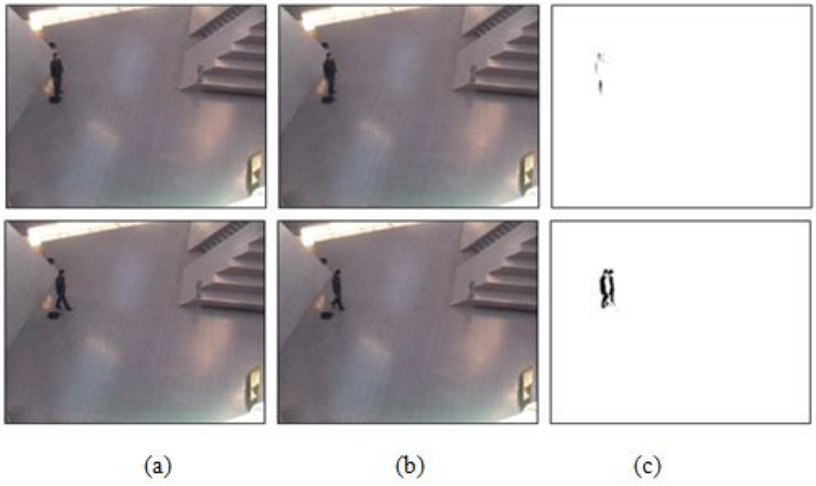

FIGURE 2.9 – (a) Image à l'instant t-1, (b) Image à l'instant t et (c) cartes binaires des pixels en mouvement

2.4.1.2 Flot Optique

La méthode de flot optique [11] consiste à calculer le champ de flot optique d'image, et à faire un traitement de regroupement selon les caractéristiques de distribution de flot optique de l'image (puisque l'intensité de chaque objet est conservée pour chaque objet) (figure 2.10).

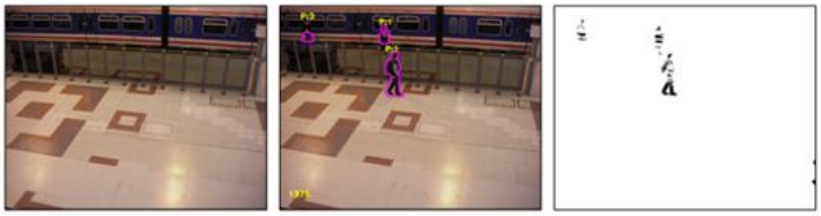

FIGURE 2.10 – (a) Images de référence, (b) Images courantes à l'instant t et (c) cartes binaires des pixels en mouvement

2.4.1.3 L'élimination de l'arrière-plan

L'élimination de l'arrière-plan, appelée aussi la soustraction d'arrière-plan, consiste à créer un modèle d'arrière-plan, qui est la base de cette méthode. Cette modélisation doit être suffisamment sensible pour reconnaître des objets en mouvement. La modélisation de l'arrière-plan consiste à donner un modèle de référence. La soustraction d'arrière-plan est la méthode la plus couramment utilisée pour détecter les objets en mouvement. Dans la soustraction d'arrière-plan, la différence entre l'image actuelle et l'image d'arrière-plan (le modèle de référence) est calculée pour détecter l'emplacement de l'objet en mouvement (figure 2.11). Actuellement, le filtre médian [12] est largement utilisé pour réaliser la modélisation de l'arrière-plan.

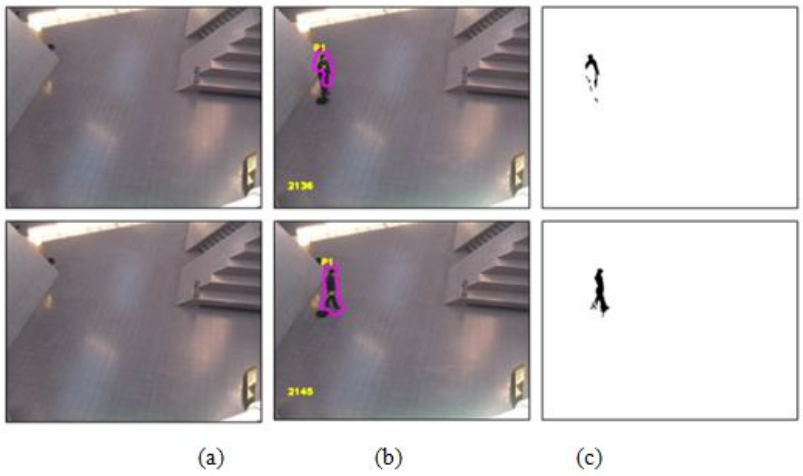

FIGURE 2.11 – (a) Images de référence, (b) Observation d'objets en mouvement (c) cartes binaires des pixels en mouvement.

2.4.1.4 Avantages et inconvénients des méthodes de détection d'objets

La Table 2.1 illustre les avantages et les inconvénients des méthodes de détection d'objet.

TABLE 2.1 – Avantages et inconvénients des méthodes de détection d'objet

Méthode	Avantages	Inconvénients
La différence d'image	• La complexité de calcul est très faible, et facile à mettre en œuvre. • Pour divers environnements dynamiques, cette méthode présente une forte adaptabilité.	• L'obtention d'un contour complet de l'objet en mouvement est difficile. • La détection de l'objet en mouvement n'est pas précise.
Flot Optique	• Peut obtenir une meilleure précision. • Permet d'obtenir des informations complètes sur le mouvement et de mieux détecter l'objet en mouvement depuis l'arrière-plan.	• Coûteuse en termes de calcul et sa capacité à gérer le bruit est limitée. • Inadaptée aux situations exigeantes en temps réel.
L'élimination de l'arrière-plan	• Méthode simple • Si l'arrière-plan est connu, cette méthode fournit des informations sur l'objet plus complètes.	• Très sensibles aux changements dans l'environnement externe.

2.4.2 Classification d'objet

L'objet peut être classé comme un être humain, une voiture, un oiseau, des nuages flottants et d'autres objets. Dans la littérature, il existe plusieurs approches de classification des objets, comme la classification basée sur la forme, la classification basée sur le mouvement, la classification basée sur la couleur et la classification basée sur la texture.

2.4.2.1 Classification basée sur la forme

Pour classer les objets en mouvement, il existe différentes descriptions pour les informations de forme de mouvement des régions telles que les représentations de points et des boîtes. Les caractéristiques d'entrée sont les paramètres d'objet basés sur la scène et basés sur l'image. À chaque frame, une classification est effectuée sur chaque objet.

2.4.2.2 Classification basée sur le mouvement

La classification des objets en mouvement utilise la propriété périodique des objets en mouvement. Elle utilise aussi le flux optique. Le flux résiduel peut être utilisé pour analyser la rigidité et la périodicité des entités en mouvement. Il est prévu que les objets rigides présenteraient peu de flux résiduel, tandis qu'un objet en mouvement non rigide tel que l'être humain a un flux résiduel moyen plus élevé.

2.4.2.3 Classification basée sur la couleur

À l'inverse de certaines caractéristiques de l'image (comme la forme), la couleur demeure assez stable lors de variations de perspective et elle est facile à acquérir. Même si la couleur n'est pas toujours considérée comme l'unique méthode de détection et de suivi d'objets, le faible coût de calcul des algorithmes suggérés rend son utilisation souhaitable. Une méthode utilisant l'histogramme de couleur est employée pour identifier et suivre des véhicules ou des piétons en temps réel. Selon Sankari et al.[12], un modèle de mélange de gaussiennes est élaboré pour représenter la distribution des couleurs au sein de la séquence d'images, permettant ainsi la segmentation de l'image entre le fond et les objets. Un tampon d'occultation est utilisé pour gérer les objets occultés.

2.4.2.4 Classification basée sur la texture

La méthode de classification fondée sur la texture [13] recense les occurrences d'orientation du gradient dans des sections ciblées d'une image, calculées sur une grille serrée de cellules régulièrement espacées. Elle met également en œuvre une normalisation de superposition de contraste local pour améliorer la précision. Les avantages et les inconvénients des méthodes de classification d'objet sont illustrés dans la Table 2.2

TABLE 2.2 – Avantages et inconvénients des méthodes de classification

Méthode	Avantages	Inconvénients
Basée sur la forme	• Utilise des modèles adaptés.	• Fonctionnement difficile dans les situations dynamiques. • Incapable de déterminer les mouvements internes.
Basée sur le mouvement	• Pas besoin de modèles de motifs prédéfinis.	• Difficulté d'identifier un humain qui n'est pas en mouvement.
Basée sur la couleur	• Moins coûteuse en temps de calcul.	• Faible précision.
Basée sur la texture	• Meilleure qualité de classification.	• Nécessite un temps de calcul supplémentaire.

2.4.3 Suivi d'objet

Le suivi consiste à approximer la trajectoire d'un objet dans le plan d'image lorsqu'il se déplace au sein d'une scène. L'objectif est de créer un itinéraire pour un objet en déterminant sa position dans chaque image de la vidéo [14]. Diverses techniques ont été proposées pour le suivi d'objets. Elles varient selon la manière avec laquelle elles abordent les questions suivantes : Quelle est la forme de la cible ? Comment devrait-on représenter l'objet de manière appropriée ? Quels sont les attributs de l'image qui sont exploités ? Et comment représenter l'apparence

et le mouvement de l'objet ? Les réponses à ces questions varient en fonction de l'application, du contexte dans lequel le suivi est réalisé et de l'usage final prévu pour cette information.

2.4.3.1 Méthodes de suivi d'objet

Dans la littérature, des études ont été faites sur les méthodes de suivi d'objets, dont plusieurs classifications de ces méthodes sont apparues. La plus adoptée est celle proposée par Yilmaz et al. dans [15], dont les auteurs ont classé les méthodes de suivi en trois catégories de méthodes à savoir le suivi par points, le suivi par noyau et le suivi par silhouette. Par la suite, d'autres chercheurs [16, 17, 18] ont choisi cette classification dans leurs études.

2.4.3.1.1 Suivi de points (Point Tracking)

Lors du suivi, les objets en mouvement sont représentés par leur point caractéristique dans la séquence d'images (figure 2.12). Ces techniques reposent sur l'association des points représentant l'objet identifié dans différentes images, en fonction de la situation de cet objet, qu'il s'agisse de sa position ou de son déplacement. Le suivi des points offre la possibilité de suivre un ou plusieurs objets et de gérer les occultations, cependant, il présente une complexité, notamment en présence de bruit dans les images.



FIGURE 2.12 – La représentation d'objet par des points.

2.4.3.1.2 Suivi de noyaux (Kernel Tracking)

Dans cette méthode, le noyau représente la forme ou l'apparence de l'objet suivi, il peut être un modèle de forme rectangulaire ou d'une forme elliptique (Figure 2.13) associé à un histogramme. Dans ces méthodes, le suivi d'un objet consiste à calculer le mouvement du noyau dans des images successives. Ce mouvement est souvent de la forme d'une transformation paramétrique comme une translation ou une rotation. La représentation d'un objet à l'aide d'une forme géométrique est courante, mais quelques parties des objets peuvent être laissées en dehors de la forme définie, tandis que des parties de l'arrière-plan existent à l'intérieur. [17]



FIGURE 2.13 – La représentation d'objet par le noyau

2.4.3.1.3 Suivi de silhouettes (Silhouette Tracking)

En réalité il existe des objets ayant des formes complexes comme la main, les doigts, les épaules, ... Ces objets ne peuvent être bien définies par des formes géométriques simples. La représentation d'un tel objet par une silhouette (Figure 2.14) permet de tenir compte précisément la forme de l'objet. Le suivi dans ce cas effectue une estimation de la région occupée par l'objet dans chaque image en utilisant l'information contenue dans cette région (ex. densité de l'apparence, contour). Avec ces méthodes il est possible de traiter diverses formes d'objets, d'occultations et de division et de fusion d'objets. Mais elles sont inefficaces si les images sont bruitées, ou quand le contour n'est pas entièrement à l'intérieur ou à l'extérieur de la région à segmenter.

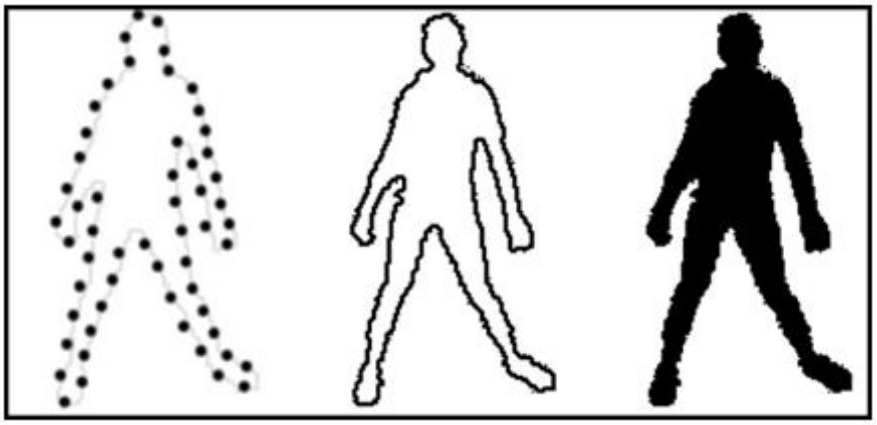

FIGURE 2.14 – La représentation d'objet par la silhouette [15]

La table 2.3 illustre les principes de quelques méthodes de suivi d'objet dans chaque catégorie avec les avantages et les inconvénients de chacune d'elles.

2.5 Difficultés :

Le suivi d'objet présente plusieurs difficultés pour des raisons diverses. Parmi les défis qui doivent être pris en charge dans le processus de suivi, nous citons :

- Perte de l'information à cause de la projection d'une scène 3D dans un plan 2D.
- Le bruit dans les images qui peut être externe, provenant de la scène, ou interne, généré par le système d'acquisition lui-même.
- Mouvement complexe d'un objet.
- Le changement d'illumination de la scène durant le suivi.
- Mouvement des objets non rigides.
- Les objets complexes.
- Nécessité d'un suivi en temps réel.

TABLE 2.3 – Classification des méthodes de suivi d'objets

Catégorie	Méthode	Principe	Avantages	Inconvénients
Suivi par points : Les objets en mouvement sont représentés par des points	**Filtre de Kalman** [19] [20] [21] [22]	• Basé sur un algorithme optimal de traitement récursif des données • Composé de deux phases : prédiction et correction	• Gestion du bruit. • Solutions optimales.	• Suivi d'un seul objet. • Les variables d'état suivent une distribution gaussienne.
	Filtre particulaire [23] [24] [25]	• Généralisation du filtre de Kalman où la variable d'état n'est plus gaussienne • Implémentation d'un filtre bayésien récursif utilisant des simulations de Monte Carlo	• Suivi de plusieurs objets • Adapté aux trajectoires complexes et aux occultations	• Complexité de calcul élevée
	Suivi multi-hypothèses (MHT)) [26] [27]	• Observation de plusieurs images pour améliorer le suivi	• Suivi des objets multiples. • Gestion des occultations • Calcul de solutions optimales	• Très coûteux en mémoire et en temps de calcul
Suivi par noyau : Les objets sont représentés par une forme géométrique basique (rectangle ou une ellipse...). Le mouvement estimé est généralement paramétrique (translation, rotation, affine, etc.)	**Appariement simple de modèles** [28] [29] [30] [31] [32]	• Le modèle initial correspond au contenu de la boîte englobante dans la première image • Recherche de la région la plus similaire au modèle initial	• Gestion des occultations partielles	• Suivi d'un seul objet • Sensible aux variations d'illumination • Lent à cause de la recherche exhaustive
	Méthode Mean Shift [33] [34] [35] [36]	• Représentation de l'objet par un histogramme • Méthode non paramétrique maximisant la similarité entre histogrammes	• Gestion des occultations partielles • Estimation rapide de la position	• Suivi d'un seul objet • Confusion si couleurs similaires
	Machines à vecteurs de support (SVM) [37]	• Recherche de l'hyperplan optimal séparant deux classes • Les exemples positifs sont représente l'objet à suivre, et ceux négatifs sont composés des objets restant.	• Gestion des occultations partielles	• Suivi d'un seul objet • Nécessite une initialisation • Nécessite une phase d'apprentissage
	Suivi basé sur les couches [38]	• Modélisation de l'image par couches (fond + objets) • Chaque couche possède forme, mouvement et apparence	• Suivi multi-objets • Gestion de l'occultation complète	• Coûteux en mémoire et en temps de calcul
	Analyse en composantes principales (ACP) [39] [40] [41] [42]	• Construction d'un sous-espace représentant l'apparence en utilisant l'ACP • Transformation dans l'espace propre • Le suivi est effectué en estimant itérativement les paramètres de la transformation.	• Robuste aux variations d'éclairage et occultations	• Sensible au bruit
	Histogramme de couleurs [35] [43] [44] [45]	• Représentation par histogramme de couleurs • Utilisation du coefficient de Bhattacharyya	• Robuste aux variations géométriques • Méthode rapide	• Dépend du choix de la distance • Sensibilité aux variations d'illumination • Gestion limitée des occultations totales
Suivi par silhouette : Utilisé pour objets de forme complexe. Estimer la silhouette des objets d'intérêt pour chaque image de la vidéo	**Mise en correspondance des formes** [46] [47] [48]	• Calcul de similarité avec un modèle généré à partir de l'image précédente ayant la forme d'un «bord map». • Mise à jour à chaque image afin de prendre en compte le changement d'apparence.	• Gestion des occultations	• Suivi d'un seul objet
	Appariement de contours [49] [50] [51] [10]	• Évolution d'un contour vers l'objet. • Basé sur la normale au contour. • Déterminer une caractéristique qui permet de différencier l'objet du fond.	• Flexible pour différentes formes	• Sensible au bruit • Nécessite des contours nets

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions de base du suivi d'objets, tout en mettant en évidence ses domaines d'application ainsi que les différentes étapes pour un système de suivi, à savoir la détection, la classification et le suivi proprement dit. Nous avons accordé une attention spéciale à la classification des méthodes de suivi selon trois grandes catégories : le suivi par points, le suivi par noyau et le suivi par silhouette, ce qui nous a permis de localiser les approches existantes dans un cadre méthodologique structuré.

Nous avons aussi proposé un récapitulatif sous forme de tableau détaillant, pour chaque catégorie, les principes des méthodes les plus employées dans la littérature, illustrés par des exemples de recherches pertinentes, ainsi que leurs principaux avantages et inconvénients. Cette étude comparative met en évidence la variété des méthodes et les compromis existants entre précision, robustesse et complexité de calcul.

De plus, l'accent a été mis sur les difficultés majeures rencontrées en suivi d'objets, telles que les occultations, les changements d'échelle, les variations d'illumination, les déformations de l'objet cible ou les mouvements rapides. Ces défis imposent des restrictions qui affectent considérablement l'efficacité des algorithmes et justifient le développement de méthodes plus robustes et adaptatives. Ainsi, ce chapitre établit donc les fondements théoriques indispensables pour comprendre les méthodes de suivi d'objets. Dans cette continuité, le prochain chapitre se focalisera sur l'étude du suivi basé sur les histogrammes de couleur, en détaillant ses principes, ses atouts et ses limites dans des contextes variés.

Chapitre 3

Suivi d'objets basé sur les histogrammes de couleur

Contents

3.1 Introduction 23

3.2 Modélisation de l'apparence par histogramme de couleur 24

3.3 Espaces de Couleur pour le Suivi d'Objets 24

3.3.1 Espace de couleur RGB 24

3.3.2 Espace de couleur HSV 25

3.3.3 Espace de couleur YCbCr 27

3.3.4 Espace de couleur CIE Lab 28

3.3.5 Comparaison entre les espaces de couleur 29

3.3.6 Choix de l'espace de couleur 29

3.4 Mesures de similarité entre histogrammes 30

3.5 Méthodes de suivi basées sur les histogrammes de couleur 31

3.6 Avantages et limites du suivi par histogramme de couleur 33

3.1 Introduction

Le suivi d'objets constitue une problématique centrale en vision par ordinateur, Parmi les différentes approches proposées dans la littérature, les méthodes basées sur la modélisation de l'apparence par histogrammes de couleur. Ces méthodes ont connu un succès important grâce à leur simplicité d'implémentation, leur vitesse d'exécution et leur résistance face à des déformations géométriques. Les histogrammes de couleur offrent la possibilité de représenter l'apparence globale d'un objet sans se baser fortement sur sa forme géométrique. Cette caractéristique fournit à ces techniques une robustesse face aux petites déformations et aux changements de perspective, d'où leur utilisation étendue dans les applications en temps réel.

Les histogrammes de couleur décrivent la distribution statistique des intensités chromatiques d'un objet sans dépendre explicitement de sa structure spatiale. Cette propriété donne une certaine invariance aux déformations partielles et aux petits changements de forme. Cependant, les performances de ces méthodes dépendent fortement du choix de l'espace colorimétrique ainsi que des mesures de similarité utilisées pour comparer les histogrammes.

Ce chapitre présente les fondements théoriques du suivi d'objet basé sur les histogrammes de couleur. Tout d'abord nous détaillons le principe de modélisation de l'apparence d'objet par histogramme de couleur, par la suite nous citons les principaux espaces de couleur utilisés en suivi d'objets, tels que RGB, HSV, YCbCr et CIE Lab. Les différentes mesures de similarité entre histogrammes sont ensuite analysées, avant de passer en revue les principales méthodes de suivi exploitant cette représentation. Cette étude nous a permis d'identifier les points forts et les limites de ces approches, servant ainsi de base pour la contribution développée dans le chapitre suivant.

3.2 Modélisation de l'apparence par histogramme de couleur

Un histogramme de couleur est une représentation statistique qui décrit la distribution des couleurs dans une région d'intérêt. Dans le cadre du suivi d'objets, cette région correspond généralement à la boîte englobante de l'objet cible. Chaque pixel est projeté dans un espace de couleur choisi, puis quantifié dans un nombre fini de classes appelées bins. Mathématiquement, un histogramme de couleur H peut être vu comme un vecteur normalisé, où chaque composante représente la proportion de pixels appartenant à un intervalle chromatique donné. Cette normalisation permet de rendre la représentation indépendante de la taille de la région analysée.

L'un des principaux avantages des histogrammes de couleur est leur robustesse face aux déformations géométriques. En revanche, l'absence d'information spatiale peut conduire à des ambiguïtés lorsque l'arrière-plan présente une distribution chromatique similaire à celle de l'objet cible.

3.3 Espaces de Couleur pour le Suivi d'Objets

Un espace de couleur est une représentation mathématique qui code les informations chromatiques d'une image. Généralement, les couleurs sont présentées par des nombres sous la forme de triplets. Le choix de l'espace de couleur joue un rôle important dans la performance des méthodes de suivi d'objets basées sur les histogrammes de couleur, car il détermine la robustesse et la précision de la méthode, notamment face aux variations d'illumination, aux ombres et aux changements d'apparence.

3.3.1 Espace de couleur RGB

L'espace de couleur RGB (Red, Green, Blue) ou RVB (Rouge, vert, bleu) (figure 3.1) est l'un des modèles de couleur les plus utilisés en vision par ordinateur.

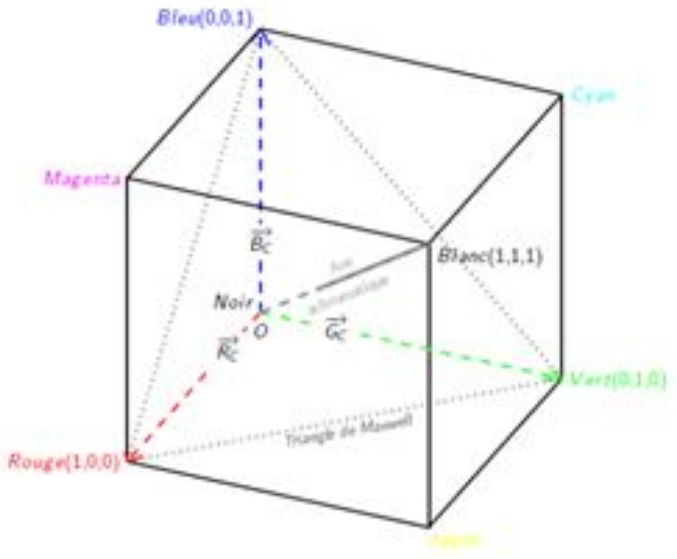

FIGURE 3.1 – Un cube 3D représentant l'espace colorimétrique RVB. [52]

Il correspond directement au fonctionnement des capteurs des caméras numériques et il est utilisé par les écrans des ordinateurs. Chaque pixel est représenté par un triplet (R, G, B) correspondant aux intensités lumineuses des trois composantes primaires. Malgré la simplicité de cet espace et son efficacité computationnelle, il présente une forte corrélation entre les composantes de couleur et l'illumination. Une variation de luminosité affecte simultanément les trois canaux, ce qui rend les histogrammes RGB sensibles aux changements d'éclairage. Pour cette raison, cet espace est rarement utilisé seul dans des systèmes de suivi robustes, sauf dans des environnements contrôlés.

3.3.2 Espace de couleur HSV

L'espace HSV (Hue, Saturation, Value) ou TSV (Teinte, Saturation et Valeur) est une transformation non linéaire de l'espace RGB visant à caractériser les couleurs de façon plus intuitive, conformément à la perception naturelle des couleurs, en termes de Teinte, Saturation et Valeur.

- **Hue (Teinte)** La teinte (Hue) est le nom qu'on utilisera pour désigner la

couleur (orange, vert, jaune, bleu, etc.). Elle est associée à une longueur d'onde, c'est-à-dire à une position sur le cercle de Newton (Figure 3.2). La teinte est donc un angle de 0 degrés à 360 degrés (Table 3.1)

TABLE 3.1 – Angle de teinte.

Angle	Couleur
0-60	Rouge
60-120	Jaune
120-180	Vert
180-240	Cyan
240-300	Bleu
300-360	Magenta

- **Saturation (Saturation)** La saturation décrit la pureté de la teinte (la couleur) par rapport à une référence blanche. Par exemple, une couleur qui est entièrement rouge et sans aucun blanc est entièrement saturée. Si nous ajoutons un peu du blanc au rouge, le résultat devient plus pastel, et la couleur se décale du rouge vers le rose. La teinte est toujours rouge mais elle est devenue moins saturée. La saturation est un pourcentage qui s'étend de 0 à 100.

- **Value (Valeur)** Indique la quantité de lumière de la couleur, c'est-à-dire son aspect clair ou sombre. C'est une description relative de combien de lumière provient de la couleur. Si la couleur réfléchit beaucoup de lumière, nous disons qu'elle est lumineuse. Imaginez voir une voiture sport rouge en plein jour. Sa couleur semble lumineuse. Comparez ceci à la perception de la voiture quand la nuit tombe. Nous pouvons voir que la voiture est rouge mais elle semble plus mate parce que l'illumination ambiante réfléchit moins de lumière dans l'œil. Moins de lumière signifie la couleur semble plus foncée.



FIGURE 3.2 – Espace de couleur HSV (ou HSB)

L'espace TSV (HSV) sépare l'information chromatique (teinte et saturation) de l'information de luminance (valeur). Cette séparation permet d'augmenter la robustesse des méthodes de suivi face aux variations d'éclairage. En pratique, les histogrammes sont souvent construits uniquement à partir de la composante Hue, ou d'une combinaison Hue–Saturation, afin de réduire l'influence de la luminance. Cependant, la composante Hue devient instable lorsque la saturation est faible, ce qui peut introduire du bruit dans les zones peu colorées.

3.3.3 Espace de couleur YCbCr

L'espace de couleur YCbCr est un modèle utilisé en vidéo et photographie numérique, Il sépare explicitement la luminance Y des composantes chromatiques Cb (Chroma Blue) et Cr (Chroma Red), permettant une compression efficace car l'œil humain est plus sensible à la luminosité qu'à la couleur, ce qui optimise le stockage et la transmission des données, et il est souvent abrégé en YCC et utilisé dans des formats comme le JPEG. La séparation des composantes dans cet espace permet de construire des histogrammes uniquement sur les composantes chromatiques, ce qui réduit l'influence des variations de luminosité. En suivi d'objets, YCbCr est particulièrement adapté aux applications embarquées grâce à sa faible

complexité et à sa compatibilité avec les flux vidéo.

3.3.4 Espace de couleur CIE Lab

L'espace CIE Lab (ou L*a*b*) est un espace perceptuellement uniforme et indépendant du dispositif d'acquisition. Il est défini par la Commission Internationale de l'Éclairage (CIE). Il est conçu de manière à ce que des distances euclidiennes correspondent à des différences perceptuelles réelles entre couleurs. Il est composé de L* (luminance), a* (axe vert–rouge) et b* (axe bleu–jaune). Grâce à cette propriété, les histogrammes construits dans l'espace Lab offrent une meilleure discrimination entre couleurs proches, ce qui améliore la robustesse du suivi dans des scènes complexes. En revanche, la transformation depuis RGB est plus coûteuse, ce qui limite son usage dans les applications strictement temps réel.

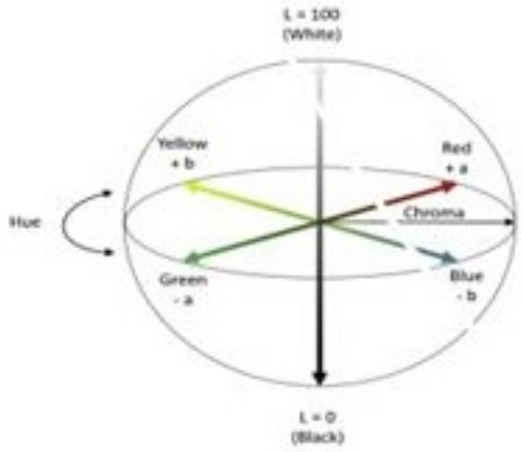

FIGURE 3.3 – Diagramme de l'espace colorimétrique CIE LAB [53]

3.3.5 Comparaison entre les espaces de couleur

La table 3.2 résume les avantages et les inconvénients des espaces de couleur.

TABLE 3.2 – Avantages et inconvénients des différents espaces de couleur

Espace de couleur	Avantages	Inconvénients
RGB	Implémentation simple Pas de transformation nécessaire Faible coût computationnel	Forte sensibilité à l'illumination Corrélation élevée entre les canaux
HSV	Bonne robustesse à l'illumination Intuitif et largement utilisé en suivi	Instabilité de la teinte pour les faibles saturations
YCbCr	Bonne séparation luminance/ chrominance Adapté aux systèmes vidéo temps réel	Moins perceptuellement uniforme que Lab
CIE lab	Uniformité perceptuelle xcellente discrimination des couleurs	Coût computationnel plus élevé

3.3.6 Choix de l'espace de couleur

Le choix de l'espace de couleur dépend du compromis entre robustesse, précision et complexité computationnelle. Il joue un rôle déterminant dans la performance des méthodes de suivi basées sur les histogrammes.

- L'espace RGB est le plus simple et le plus directement disponible, mais il est fortement corrélé à l'illumination, ce qui le rend sensible aux variations de lumière.
- L'espace HSV sépare la teinte (Hue) de la luminance (Value), ce qui lui permet d'offrir une meilleure robustesse face aux changements lumineux. Pour cette raison, il est largement utilisé dans les systèmes de suivi basés sur la couleur.
- L'espace YCbCr dissocie la luminance des composantes chromatiques et est souvent privilégié dans les applications vidéo temps réel.

- Enfin, l'espace CIE Lab, perceptuellement uniforme, permet une meilleure discrimination des couleurs au prix d'une complexité computationnelle plus élevée.

Les travaux récents montrent que la combinaison de plusieurs espaces de couleur, ou l'utilisation adaptative des composantes chromatiques, permet d'améliorer significativement les performances du suivi.

3.4 Mesures de similarité entre histogrammes

La comparaison entre l'histogramme du modèle cible et celui d'une hypothèse courante est réalisée à l'aide de mesures de similarité. Le choix de la mesure dépend souvent d'un compromis entre robustesse, précision et coût de calcul. Pour comparer deux histogrammes (H1,H2), il faut d'abord choisir une métrique d(H1,H2) pour exprimer à quel point les deux histogrammes correspondent. Différentes métriques sont utilisées dans la littérature [54], les plus utilisées sont la distance de Bhattacharyya et la distance d'intersection.

La distance de Bhattacharyya est largement utilisée en suivi d'objets, car elle offre une interprétation probabiliste claire et une bonne stabilité numérique. Elle est basée sur le coefficient Bhattacharyya, qui mesure la similarité de deux distributions de probabilité. [54]. L'équation (3.1) illustre la distance du bhattacharyya.

$$d\left(H_1, H_2\right) = \sqrt{1 - \frac{1}{\sqrt{\tilde{H}_1 \tilde{H}_2 N^2}} \sum_I \sqrt{H_1(I) \cdot H_2(I)}} \tag{3.1}$$

Où

$$\bar{H}_k = \frac{1}{N} \sum_J H_k(J) \tag{3.2}$$

N : est le nombre total de bins.

D'autres métriques sont également employées selon les contraintes applicatives ; la plus utilisée est la distance d'intersection. C'est une mesure simple et rapide à calculer, ce qui la rend adaptée aux applications temps réel. Elle cal-

cule le nombre de bins où les histogrammes se chevauchent. Cette métrique donne une valeur comprise entre 0 et le nombre minimum d'échantillons dans les deux histogrammes, 0 indiquant l'absence de chevauchement et la valeur maximale indiquant un chevauchement parfait [54]. La distance d'intersection est calculée par l'équation ((3.3)).

$$d\left(H_1, H_2\right) = \sum_I \min\left(H_1(I), H_2(I)\right) \tag{3.3}$$

Pour la méthode de Bhattacharyya moins le résultat est important, meilleure est la correspondance. Tandis que la méthode d'intersection, plus la métrique est élevée, plus la correspondance est précise.

3.5 Méthodes de suivi basées sur les histogrammes de couleur

Dans ce paragraphe, nous allons citer quelques travaux ayant intégré les histogrammes de couleur dans les applications de suivi d'objets. Les approches utilisées exploitent la distribution statistique des couleurs comme modèle d'apparence, offrant un compromis intéressant entre robustesse et complexité computationnelle.

Un histogramme spatial des couleurs a été proposé par Kim et al. [55], qui conserve non seulement les couleurs mais aussi la position des pixels relatifs au centre de l'objet. Une méthode de vote basée sur une transformée de Hough généralisée localise l'objet, même lorsqu'il change de taille ou partage des couleurs proches avec l'arrière-plan. Les auteurs ont mentionné que les résultats expérimentaux montrent un suivi réussi de l'objet, même lorsque sa taille varie et qu'il partage une couleur similaire avec l'arrière-plan.

Gao et al. dans [56] ont proposé un algorithme de suivi basé sur l'histogramme de teinte de son premier plan. La région à suivre est décrite par cet histogramme, ce qui permet de limiter efficacement les perturbations dues à des environnements complexes. Pour évaluer la probabilité de l'objet, les auteurs comparent l'histogramme de teinte du premier plan à celui de l'objet suivi et utilisent le résultat de la détection de mouvement pour encercler au mieux la région de l'objet. L'algo-

rithme proposé est intégré dans un filtre particulaire et les expériences montrent qu'il est capable de suivre avec robustesse et précision un objet non rigide unique, même dans des scènes à arrière-plan complexe et en présence de fortes variations d'apparence.

Dans [57] Wang et al. proposent une méthode de suivi de cible en temps réel combinant Mean-Shift et histogrammes de cooccurrence de couleurs (Color Co-Occurrence Histograms, CCH), puisque ces derniers capturent les relations spatiales entre paires de couleurs, améliorant ainsi la discrimination entre l'objet et l'arrière-plan. Cette méthode améliore le suivi basé sur Mean-Shift en représentant l'objet cible avec des CCH, ce qui aide à mieux distinguer l'objet du fond même lorsque les couleurs se ressemblent. Le modèle est mis à jour à plusieurs échelles et utilise la distance de Bhattacharyya comme mesure de similarité. Les auteurs ont mentionné que des expériences menées en environnement complexe ont démontré que la méthode proposée offre une localisation de cible plus précise et une meilleure robustesse que la méthode Mean-Shift traditionnelle.

Le travail de yang et al. [58] améliore Mean-Shift en corrigeant l'impact de l'arrière-plan via un histogramme pondéré par l'arrière-plan corrigé (Corrected Background-Weighted Histogram, CBWH) et en combinant Mean-Shift avec un filtre de Kalman pour un meilleur suivi. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée par les auteurs est supérieure au suivi par la méthode Mean-Shift traditionnel car elle assure un suivi d'objets cohérent tout au long de la vidéo ; elle n'est pas affectée par les objets partiellement ou totalement occultés ; et elle est moins sensible aux éléments parasites de l'arrière-plan.

Dans [59] Sliti et al. proposent une méthode de suivi d'objets robuste basée sur la texture log-Gabor et l'histogramme de couleurs. Leurs hypothèse consiste à ajouter un filtre log-Gabor aux caractéristiques de couleur, puis l'intégrer dans la méthode Mean Shift, ce qui leurs permet d'améliorer les performances de suivi. Comparée à plusieurs méthodes de suivi Mean Shift de pointe, leurs approche extrait efficacement les informations de la cible. Les résultats expérimentaux sur diverses vidéos complexes montrent que la méthode proposée dans ce travail, améliore le suivi avec un nombre réduit d'itérations Mean Shift.

Ait Abdelali et al. dans [60] ont présenté une nouvelle méthode pour le suivi en temps réel d'objets complexes non rigides. La méthode proposée gère efficacement les mouvements de caméra, les occlusions partielles et les variations d'échelle de la cible. Les auteurs utilisent un schéma de recherche efficace (méthode Accept-Reject (AR) basée sur l'histogramme de couleurs, utilisant le noyau de Bhattacharyya comme mesure de similarité) pour trouver la région de l'image dont l'histogramme est le plus similaire à celui de la cible. Ils abordent le problème de l'adaptation à l'échelle et à la forme, ainsi qu'aux changements d'orientation de la cible, qui leur permet de valider la robustesse et l'efficacité de la méthode proposée.

Rabie et al. dans [61] présentent la méthode Color Histogram Contouring (CHC), une nouvelle approche de détection d'objets sans entrainement qui met l'accent sur les caractéristiques distinctives des composantes de chrominance. Cette approche est conçue pour être insensible aux changements d'éclairage et imite les axes de couleur opposés utilisés par le système visuel humain. L'algorithme CHC assure la présence de l'objet en itérant sur les bins d'histogramme non nuls de caractéristiques de couleur uniques, confirmant l'alignement entre les histogrammes du modèle et de la scène. De nombreuses expériences dans divers scénarios montrent que la technique CHC proposée dans ce travail surpasse d'autres méthodes. Les auteurs ont mentionné que cette approche constitue un atout précieux pour la vision par ordinateur, offrant une solution efficace sans entraînement pour la localisation et la cartographie autonomes en temps réel de robots dans des environnements inconnus.

3.6 Avantages et limites du suivi par histogramme de couleur

- **Avantages** Le suivi d'objet basé sur les histogrammes de couleur est très utilisé en vision par ordinateur du fait qu'il présente plusieurs avantages [35] :

    1. **Simplicité de mise en œuvre** : La construction d'un histogramme de couleur est très simple et ne nécessite pas de modélisation complexe.

Ce qui rend son implémentation rapide et efficace.

2. **Faible complexité computationnelle** : Le calcul et la comparaison des histogrammes sont peu coûteux en temps de calcul, ce qui rend cette approche adaptée aux applications temps réel.
3. **Robustesse aux déformations géométriques modérées** : Puisque l'histogramme représente une distribution globale des couleurs sans tenir compte de la structure spatiale, il reste invariant face aux petites déformations, rotations ou changements de forme de l'objet.
4. **Tolérance partielle aux occultations** : dans le cas d'occultation partielle, une partie des pixels de l'objet reste visible, ce qui permet à l'histogramme de conserver une certaine cohérence statistique.

- **Limites** Malgré ses avantages, cette approche présente des limitations importantes.

1. **Absence d'information spatiale** : L'histogramme ne prend pas en compte la disposition des pixels dans l'image. Deux régions ayant des distributions de couleurs similaires mais des structures différentes peuvent être confondues.
2. **Sensibilité aux variations d'illumination** : dans l'espace RGB particulièrement, les changements d'éclairage peuvent modifier significativement la distribution des couleurs, entraînant une dégradation des performances.
3. **Difficulté face aux arrière-plans similaires** : si l'arrière-plan contient des couleurs proches de celles de la cible, le tracker peut dériver ou perdre l'objet.
4. **Sensibilité aux changements d'échelle importants** : lorsque la taille de l'objet varie fortement, la proportion des pixels représentatifs peut changer, ce qui affecte la stabilité de l'histogramme.
5. **Gestion limitée des occultations totales** : dans le cas d'occultation complète prolongée, le modèle basé uniquement sur l'histogramme ne dispose pas d'un mécanisme dynamique pour prédire la position future de la cible.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié les méthodes de suivi d'objets basées sur les histogrammes de couleur. Nous avons montré que cette méthode est une solution simple et efficace pour modéliser l'apparence d'une cible, particulièrement grâce à sa robustesse face aux déformations géométriques et à sa faible complexité computationnelle. L'étude comparative des différents espaces de couleurs a mis en valeur l'impact significatif du choix de la représentation sur la robustesse du suivi, en particulier dans des conditions d'illumination variables. De plus, les mesures de similarité jouent un rôle important dans la qualité de la localisation de la cible.

Cependant, malgré leurs avantages, les méthodes basées sur les histogrammes de couleur présentent quelques limitations, spécialement dans le cas d'occultation, de bruit ou de changements brusques de dynamique. Ces limites motivent l'intégration de mécanismes probabilistes plus puissants capables de modéliser l'incertitude et l'évolution temporelle de la cible. C'est dans cette perspective que le chapitre suivant introduit le filtrage particulaire comme cadre probabiliste adapté au suivi d'objets.

Chapitre 4

Suivi des objets par filtrage particulaire (contribution)

Contents

4.1 Introduction 37

4.2 Filtrage particulaire 38

4.3 Domaines d'applications 38

4.4 Fonctionnement 39

4.4.1 Initialisation 39

4.4.2 Propagation des particules (Prédiction) 39

4.4.3 Mise à jour du poids des particules (Correction) 39

4.4.4 Rééchantillonnage (Resampling) 40

4.4.5 Estimation de l'état 40

4.4.6 Répétition du processus 40

4.5 Points clés du filtrage particulaire : 41

4.6 Filtrage particulaire pour le suivi d'objets 41

4.6.1 Fonctionnement du filtrage particulaire dans le suivi d'objet 42

4.6.2 Applications du filtrage particulaire dans le suivi d'objets 43

4.6.3 Travaux antérieurs 44

4.6.4 Avantages et Limites 48

4.7 Méthode proposée : intégration du filtrage particulaire et de l'histogramme de couleur 48
4.7.1 La première étape : la détection 49
4.7.2 La deuxième étape : Suivi d'objet 49
4.8 Conclusion 57

4.1 Introduction

Le suivi d'objets dans des scènes dynamiques nécessite des modèles capables de gérer les variations non linéaires, l'incertitude et les perturbations imprévisibles. Les méthodes déterministes, bien qu'efficaces dans certains contextes, montrent leurs limites lorsque la dynamique de la cible devient complexe ou quand les observations sont bruitées. Le filtrage particulaire s'inscrit dans un cadre probabiliste permettant d'estimer l'état d'un système dynamique à partir d'observations incertaines. À l'inverse des méthodes linéaires classiques, il ne repose pas sur des hypothèses gaussiennes strictes et peut traiter des modèles non linéaires et non gaussiens. Cette flexibilité en fait une solution adaptée au suivi visuel d'objets.

Dans une première partie de ce chapitre, nous présentons le principe théorique du filtrage particulaire, son fonctionnement algorithmique ainsi que ses principales étapes à savoir l'initialisation, la prédiction, la mise à jour, le rééchantillonnage et l'estimation de l'état. Nous analysons ensuite ses domaines d'application et les travaux antérieurs dans le contexte du suivi d'objets.

Dans une deuxième partie, nous introduisons la contribution principale de cette thèse, qui consiste à la combinaison du filtrage particulaire avec l'histogramme de couleur afin d'améliorer la robustesse et la précision du suivi. Le choix du filtrage particulaire vient du fait qu'il est capable de modéliser des distributions non linéaires et non gaussiennes, ce qui le rend spécialement adapté aux problèmes complexes de suivi visuel. L'utilisation de l'histogramme de couleur permet, quant à elle, de renforcer la robustesse du modèle face aux variations photométriques. Cette partie décrit, donc l'architecture du tracker proposé, dans laquelle nous détaillons les deux étapes principales du processus de suivi, à savoir la détection et

le suivi proprement dit. Puisque le rééchantillonnage constitue une phase importante dans le filtrage particulaire, nous avons expliqué dans le dernier paragraphe la stratégie de rééchantillonnage des particules dans la méthode proposée.

4.2 Filtrage particulaire

Le filtrage particulaire (en anglais, Particle Filtering ou Sequential Monte Carlo Methods) est une approche puissante et flexible pour estimer des états dans des systèmes complexes, particulièrement lorsque le système est non linéaire ou que les observations sont bruitées. Il repose sur l'utilisation d'un ensemble de particules (ou échantillons) qui représentent des hypothèses sur l'état du système à chaque instant donné. En fonction des nouvelles observations et de l'évolution du modèle dynamique du système, les particules sont mises à jour au fil du temps.

4.3 Domaines d'applications

Le filtrage particulaire est largement employé dans divers domaines tels que :

- La modélisation de systèmes dynamiques complexes dans plusieurs domaines (la finance, la biologie, les sciences sociales, ...).
- L'industrie : dans les systèmes de traitement de l'air (comme les filtres à air pour les moteurs ou les installations de ventilation), le traitement des eaux (purification et filtration des eaux usées), et la fabrication (contrôle de la qualité des produits).
- L'environnement : pour le contrôle de la pollution de l'air et de l'eau.
- Les sciences : dans les laboratoires pour séparer des particules dans des solutions, ou dans des équipements de recherche pour éliminer les contaminants dans des échantillons.
- La robotique pour l'estimation de la position d'un robot.

- La navigation dans le filtrage de position par GPS.
- Le suivi d'objets dans les applications de la vision par ordinateur.

4.4 Fonctionnement

Le principe du fonctionnement de base du filtrage particulaire est le suivant :

4.4.1 Initialisation

- La première étape du filtrage particulaire est l'initialisation d'un ensemble de particules (appelé généralement ensemble d'échantillons), cet ensemble représente une estimation initiale de l'état du système, dont chaque particule représente une hypothèse sur l'état initial du système.

4.4.2 Propagation des particules (Prédiction)

- Chaque particule, à chaque itération, est propagée selon le modèle dynamique du système qui peut être un modèle stochastique ou un modèle de transition d'état par exemple les équations de mouvement d'un robot. Ce qui donne une prédiction de l'état à l'instant suivant.

4.4.3 Mise à jour du poids des particules (Correction)

- Une fois que les particules ont été propagées, les observations actuelles sont utilisées pour ajuster l'importance de chaque particule. En d'autres termes, chaque particule reçoit un poids basé sur la probabilité que l'observation actuelle soit compatible avec l'état de la particule.
- Cette étape de mise à jour est effectuée en calculant une fonction de vraisemblance qui mesure la compatibilité entre l'état de la particule et l'observation réelle. En général, un poids plus élevé est attribué aux particules qui sont

proches de l'observation réelle, et un poids plus faible aux particules éloignées.

4.4.4 Rééchantillonnage (Resampling)

- Au fur et à mesure que les poids des particules sont mis à jour, certaines particules peuvent avoir un poids beaucoup plus élevé que d'autres. Cependant, cela peut mener à une dégradation du filtre où certaines particules ont presque tout le poids, et d'autres n'ont pratiquement aucun poids.
- Pour éviter cette dégradation, un processus appelé rééchantillonnage est effectué. Dans cette étape, des particules sont échantillonnées à partir de l'ensemble de particules actuel en fonction de leur poids. Les particules avec des poids plus élevés ont plus de chances d'être sélectionnées.
- Cela permet de concentrer les ressources computationnelles sur les particules les plus significatives, en éliminant les particules avec un faible poids.

4.4.5 Estimation de l'état

- Après chaque itération de mise à jour et de rééchantillonnage, l'état estimé du système à l'instant actuel est généralement calculé comme une moyenne pondérée des états des particules, où les poids de chaque particule influencent l'estimation finale.
- En général, cela permet d'obtenir une estimation robuste de l'état du système, même dans des systèmes complexes et bruités.

4.4.6 Répétition du processus

- Le processus décrit ci-dessus (propagation, mise à jour des poids, rééchantillonnage) est répété à chaque nouvelle observation du système pour obtenir une estimation continue de l'état du système au fil du temps.

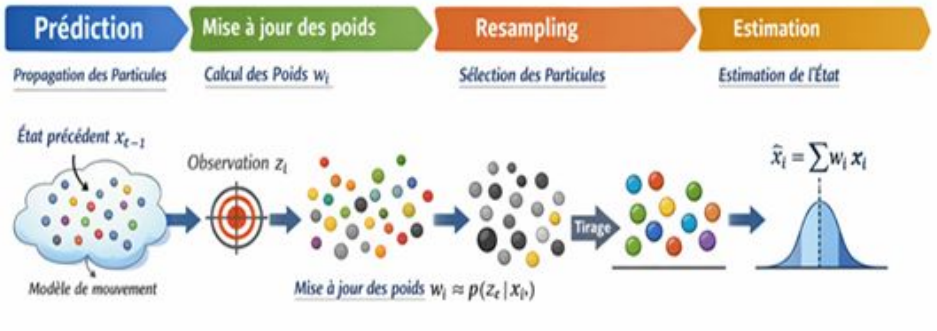

FIGURE 4.1 – Étapes du fonctionnement du filtrage particulaire [62]

La figure 4.1 illustre les quatre étapes principales du fonctionnement du filtrage particulaire présenté par Doucet & al. dans [62].

4.5 Points clés du filtrage particulaire :

- **Flexibilité :** Le filtrage particulaire peut être appliqué à une large gamme de systèmes, particulièrement ceux qui sont non linéaires et ceux ayant des observations bruitées.
- **Non-dégénération :** Le filtrage particulaire permet de gérer la dégradation des particules et d'assurer une représentation correcte de l'estimation de l'état grâce au rééchantillonnage.
- **Approximation de la distribution :** Les particules représentent une approximation discrète de la distribution de probabilité de l'état, ce qui permet d'obtenir des estimations même dans des situations complexes.

4.6 Filtrage particulaire pour le suivi d'objets

Dans les systèmes de suivi d'objets, comme dans la robotique ou la navigation, le but est l'estimation de la position, la vitesse ou la trajectoire d'un objet en mouvement au fil du temps (comme un véhicule, un drone ou un robot mo-

bile). Le filtrage particulaire est une approche puissante et flexible utilisée dans ce genre d'application, particulièrement dans les cas où il existe des incertitudes dans les mesures (erreurs dues à des capteurs, bruit, etc.) ou dans la dynamique du système.

4.6.1 Fonctionnement du filtrage particulaire dans le suivi d'objet

4.6.1.1 Représentation de l'état sous forme de particules

- L'état de l'objet (position, vitesse,...) est représenté par un ensemble de particules, chacune représentant une hypothèse possible de l'état de l'objet.
- Chaque particule est associée à un poids qui indique la probabilité qu'elle représente correctement l'état réel.

4.6.1.2 Prédiction de l'état

- À chaque itération, l'évolution de l'état de chaque particule est prédite en fonction du modèle dynamique du système. Par exemple, dans le cas d'un véhicule, cela pourrait être basé sur des équations de mouvement.

4.6.1.3 Mise à jour des poids

- Lorsqu'une nouvelle mesure est reçue, le filtre compare la prédiction de chaque particule avec la mesure réelle.
- Le poids le plus élevé est attribué aux particules dont les prédictions sont proches des mesures réelles, tandis que des poids plus ou moins faibles sont attribués à ceux dont les prédictions sont éloignées.

4.6.1.4 Rééchantillonnage

- Afin d'améliorer l'estimation de l'état, un rééchantillonnage est effectué, dont les particules ayant des poids plus élevés sont dupliquées tandis que celles ayant des poids faibles sont éliminées.

4.6.1.5 Estimation de l'état de l'objet :

- L'état de l'objet, à chaque itération, est estimé en calculant la moyenne pondérée des particules. Cette estimation est mise à jour au fur et à mesure que de nouvelles mesures sont disponibles.

4.6.2 Applications du filtrage particulaire dans le suivi d'objets

- **Suivi de cibles en robotique :** utilisé pour estimer la position et le mouvement d'un robot mobile en présence de bruit et d'incertitude dans les capteurs.
- **Navigation de véhicules autonomes :** les véhicules autonomes utilisent des filtres particulaires pour suivre leur propre position en intégrant des données provenant de GPS, LIDAR, caméras et autres capteurs.
- **Suivi de cibles dans les systèmes de surveillance :** utilisé pour suivre le mouvement d'objets ou de personnes dans des environnements complexes, comme dans la détection de véhicules dans une ville ou dans la surveillance de mouvements militaires.
- **Suivi de mouvements dans les systèmes de réalité augmentée :** utilisé pour suivre les mouvements d'un dispositif mobile (comme un smartphone ou des lunettes AR) et ajuster l'affichage en conséquence.

4.6.3 Travaux antérieurs

Plusieurs méthodes ont été utilisées dans la littérature pour le suivi d'objet comme le filtre de Kalman. Cependant, ces méthodes avaient des limitations lorsqu'il s'agissait de systèmes non linéaires ou de modèles non gaussiens. Le filtrage particulaire a permis par la suite de surmonter ces limitations, il a été utilisé pour le suivi d'objets dans des systèmes dynamiques, et son utilisation remonte à la fin du 20ème siècle.

L'une des premières publications fondamentales sur le filtrage particulaire est celle de Gordon et al [23]. Ce travail présente une méthode innovante pour l'estimation d'état dans des systèmes non linéaires et non gaussiens. Il propose l'utilisation du filtrage particulaire pour l'estimation de l'état d'un système dynamique complexe en représentant la distribution de probabilité par un ensemble de particules. Cette approche surmonte les limitations des méthodes classiques comme le filtrage de Kalman, elle offre une solution robuste pour plusieurs applications telles que le suivi d'objets et la navigation dans des environnements non linéaires et bruités.

Après les premières applications théoriques et pratiques du filtrage particulaire dans les années 1990, il a été largement exploité dans de nombreux domaines. Isard et Blake [63] ont proposé la méthode de "CONDENSATION" dont le principe est d'utiliser une représentation par un ensemble d'échantillons (ou particules) qui sont mis à jour à chaque nouvelle image. Chaque particule représente une hypothèse sur l'état de l'objet (position, orientation, etc.) et est associée à un poids basé sur la vraisemblance de l'observation. L'algorithme met à jour au fil du temps les particules en fonction des nouvelles données visuelles, ce qui permet d'adapter la prédiction du modèle à l'évolution de la scène. Cette approche est particulièrement efficace pour le suivi d'objets dans des environnements complexes où les méthodes traditionnelles de suivi peuvent échouer, car elle ne nécessite pas de modèle précis de l'objet et peut s'adapter aux variations dynamiques de la scène. La condensation repose sur des techniques de filtrage de particules, une forme d'approximation de la densité conditionnelle pour des systèmes dynamiques non linéaires. Cette méthode est considérée comme une technique clé dans le domaine de la vision par ordinateur.

Le travail de Doucet et al. [62] introduit les bases du filtrage particulaire et ses applications en estimation dynamique. Les auteurs expliquent comment cette méthode peut être appliquée dans des problèmes tels que le filtrage de Kalman non linéaire, la prédiction dynamique, et le suivi d'objets, en offrant une alternative flexible et puissante aux méthodes classiques. Ce travail est fondamental pour comprendre l'importance des méthodes de Monte Carlo séquentielles dans les domaines du traitement du signal, de la robotique, et de l'intelligence artificielle. Bien que ce soit un travail plus ancien, il reste une référence fondamentale pour comprendre l'impact et l'évolution de cette méthode.

P. Pérez et al. [64] se concentrent sur le suivi d'objets dans des séquences vidéo en utilisant un modèle de distribution de couleur et sur l'application du filtrage de Monte Carlo pour estimer les différentes positions possibles de l'objet dans chaque image de la séquence. L'idée est de suivre un objet en utilisant ses caractéristiques de couleur, qui sont plus robustes que d'autres caractéristiques comme la forme ou la texture. Les résultats expérimentaux montrent que l'approche proposée est efficace pour le suivi d'objets dans des vidéos avec des conditions d'éclairage variables et des mouvements complexes, elle permet de gérer les incertitudes dues aux variations de couleur, aux occultation partielles et aux changements de perspective.

Les filtres particulaires ont été appliqués avec succès à la localisation des robots mobiles. Ce succès est principalement dû à leur simplicité et à leur capacité à représenter des densités multimodales arbitraires dans l'espace d'état d'un robot. L'augmentation de la puissance de représentation se fait toutefois au prix d'une plus grande complexité de calcul. Le travail de Fox et al. dans [65] étudie l'utilité du filtrage particulaires dans le contexte de la robotique mobile. Il présente les résultats de l'application de ces filtres au problème de la localisation des robots mobiles, qui consiste à estimer la position d'un robot par rapport à une carte de son environnement. Le problème de la localisation est un problème clé en robotique mobile, car il joue un rôle fondamental pour doter un robot mobile de capacités autonomes.

Kwok et al. dans [66] ont présenté des filtres particulaires adaptatifs en temps réel qui augmentent considérablement les performances des filtres parti-

culaires dans des conditions de ressources informatiques limitées. L'approche proposée améliore l'efficacité de l'estimation d'état en adaptant la taille des ensembles d'échantillons en temps réel. En outre, même lorsque de grands ensembles d'échantillons sont nécessaires pour représenter l'incertitude d'un robot, l'approche prend en compte chaque mesure du capteur, évitant ainsi le risque de perdre des informations précieuses sur le capteur lors de la mise à jour du filtre. Ils ont démontré empiriquement que ce nouvel algorithme améliore considérablement les performances des filtres particulaires pour la localisation de robots.

Par la suite, différents travaux ont été élaborés dans le domaine de la robotique mobile, L'auto-localisation est l'un des enjeux les plus importants dans ce domaine. Elle permet à un robot mobile d'identifier et de suivre sa propre position et son orientation lorsqu'il se déplace dans l'environnement. Un des travaux récents est celui de Zhang et al [67], qui ont présenté une approche de localisation hybride basée sur le filtrage particulaire et l'algorithme d'optimisation de l'essaim particulaire, en se concentrant sur les tâches de localisation lorsqu'une carte a priori de l'environnement est disponible. Il en résulte un algorithme de localisation précis et robuste basé sur le filtrage particulaire, capable de fonctionner dans des environnements symétriques. Les performances de l'approche proposée ont été évaluées pour la localisation de robots en intérieur. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée permet d'obtenir des résultats de positionnement robustes et précis, en nécessitant moins de particules. Les auteurs ont mentionné que cette avancée pourrait être intégrée dans une large gamme de systèmes de robots mobiles, contribuant à réduire le coût de calcul et à améliorer l'efficacité de la navigation.

La détermination de limites sûres pour l'estimation du filtre de particules est un problème de recherche qui, s'il est résolu, pourrait grandement bénéficier aux robots dans les applications critiques pour la vie, un domaine fait l'objet d'un intérêt croissant à mesure que de plus en plus de robots sont déployés à proximité d'êtres humains.

Dernièrement Hafez et al. présentent dans [68] un nouveau détecteur de fautes, ils ont proposé une mesure de performance pour le filtre de particules qu'ils ont appelée le risque d'intégrité. Ce dernier est défini comme la probabilité

d'avoir des erreurs d'estimation importantes sans déclencher d'alarme, tout en tenant compte des défauts de mesure, des erreurs déterministes inconnues qui ne peuvent pas être modélisées via le bruit blanc normal. Dans ce travail, les défauts se présentent sous la forme de caractéristiques incorrectement associées lors de l'utilisation des plus proches voisins locaux. Les résultats montrent que la sécurité s'améliore à mesure que la densité de la carte augmente, tant que le nombre de particules est suffisant pour façonner la distribution des erreurs et que les points de repère sont bien séparés. Les résultats indiquent également que, lorsque les points de repère sont mal séparés, le filtre particulaire est plus sûr que le filtre de Kalman, tandis que, lorsque les points de repère sont bien séparés, le filtre particulaire est souvent, mais pas toujours, plus sûr que le filtre de Kalman.

Bukey et al. ont exploré dans [69] les méthodes de suivi d'objets multiple à l'aide de deux méthodes : le suivi par filtre de Kalman (KF) et le suivi par filtre à particules (PF). Ces deux techniques sont appliquées pour résoudre les problèmes de suivi dans des environnements dynamiques, où plusieurs objets doivent être suivis simultanément. Le filtre de Kalman évalue l'état actuel, précédent et même futur de l'objet. Le KF peut également effectuer des estimations même lorsque l'idée exacte de la structure démontrée est inconnue. Tandis que le filtre particulaire s'est avéré exceptionnellement utile dans le suivi de plusieurs objets pour les problèmes d'estimation non gaussiens et non linéaires. Dans ce travail les auteurs ont présenté une comparaison de ces méthodes et ils ont montré leur efficacité dans des scénarios de suivi d'objets multiples.

Le suivi des cibles est l'une des technologies essentielles des systèmes de vidéosurveillance intelligents. Face aux scénarios complexes et variés des applications pratiques, l'amélioration de la précision et du temps réel de la détection et du suivi des cibles est devenue l'objectif des systèmes de surveillance actuels. Zhang et al [70] ont proposé un algorithme amélioré pour le suivi de cibles, visant à optimiser les performances des systèmes de surveillance vidéo intelligents. L'algorithme intègre des techniques avancées de traitement d'images et d'optimisation. Il prend en compte des défis tels que les occultations, les changements d'échelle et les bruits visuels, afin de garantir une détection et un suivi robustes. L'application de cet algorithme dans les systèmes de surveillance vidéo permet d'obtenir une gestion

plus efficace des données vidéo en temps réel, offrant une solution plus fiable et performante pour les environnements de surveillance automatisée.

4.6.4 Avantages et Limites

- Avantages
  - Le filtrage particulaire est flexible et peut gérer des modèles non linéaires et des systèmes à forte dynamique.
  - Il est capable de traiter des systèmes avec des incertitudes complexes et des mesures bruitées, comme c'est souvent le cas dans les environnements réels.
- Limites
  - Le filtrage particulaire peut être coûteux en termes de calcul, car il nécessite un grand nombre de particules pour donner des estimations précises.
  - La qualité du suivi dépend fortement du nombre de particules utilisées et de la qualité des modèles dynamiques et des mesures.

4.7 Méthode proposée : intégration du filtrage particulaire et de l'histogramme de couleur

Le suivi est réalisé à l'aide d'une méthode hybride, basée sur le filtrage particulaire et l'histogramme de couleurs. L'idée mise en œuvre dans ce travail s'inspire du principe du filtrage particulaire, où nous générons initialement N particules aléatoirement ; une particule, dans notre méthode, correspond à une fenêtre de taille (M * L) pixels. À chaque trame, nous comparons l'histogramme de chaque particule à celui de la zone sélectionnée au début de l'objet cible. Si la distance entre les deux histogrammes est minimale, l'objet est détecté. À ce stade, seules les particules ayant détecté l'objet sont conservées, les autres étant supprimées.

Notre contribution réside dans l'étape de rééchantillonnage (section 10.2.2), car il était nécessaire de générer de nouvelles particules pour que l'objet soit détecté dans les images suivantes, notamment en cas d'occlusion totale. L'hybridation de ces deux méthodes nous a permis de tirer parti de leurs avantages respectifs. La méthode de rééchantillonnage proposée nous a permis de détecter des objets après une occlusion partielle ou totale ; de plus, l'utilisation d'histogrammes de couleurs nous a permis de détecter des objets multicolores ou dont la couleur est similaire à celle du fond. Dans ce qui suit, les deux principales étapes du processus de suivi, à savoir la détection et le suivi proprement dit, seront détaillées.

4.7.1 La première étape : la détection

La détection est une étape importante car elle permet de localiser l'objet d'intérêt dans chaque trame de la séquence vidéo. Dans un premier temps, une région de l'objet d'intérêt est sélectionnée dans la première trame, puis l'histogramme de couleurs de cette région est calculé. La méthode proposée consiste à détecter les objets en mouvement. Ainsi, dans chaque trame et pour chaque particule, une comparaison est effectuée entre l'histogramme de couleurs de cette particule et celui de la zone sélectionnée. Si la distance entre les deux histogrammes est minimale, la particule est marquée ; sinon, elle est supprimée. Enfin, les particules marquées indiquent que l'objet a été détecté.

4.7.2 La deuxième étape : Suivi d'objet

Le suivi d'un objet consiste à localiser sa position dans chaque image de la séquence vidéo. Le processus de détection doit être répété pour chaque trame. Comme indiqué dans le paragraphe précédent, les particules marquées déterminent l'objet cible. À ce stade, les particules éliminées doivent être régénérées afin de prédire la position de la cible dans l'image suivante. Deux ensembles de particules sont générés :

- Particules proches des particules restantes (pour la particule de plus grand poids nous générons plus de particules) cela nous permettra de suivre l'objet

s'il se déplace juste à côté de lui.

- Des particules aléatoires qui permettent de détecter l'objet s'il est occulté dans les images précédentes ou s'il est déplacé à grande vitesse.

L'algorithme principal et la méthode de rééchantillonnage proposée sont détaillés ci-dessous.

4.7.2.1 Algorithme de suivi principal basé sur un filtre particulaire et un histogramme de couleurs

L'algorithme principal décrit le processus de suivi, dont le principe consiste à lire la séquence vidéo image par image, puis à détecter l'objet cible à chaque image (voir section 4.7.1), dans ce cas l'objet est marqué. Afin de détecter l'objet cible dans l'image suivante, une méthode de rééchantillonnage (voir section 4.7.2.2) est proposée pour générer de nouvelles particules. L'algorithme 1 résume ce processus :

Algorithm 1 Main algorithm

```
1: Read the video sequence
2: while Not End of video do
3:     Read an image
4:     NBParticle = 0
5:     if first image then
6:         Generate N random particles
7:         Select an area of interest
8:         Calculate the histogram of the selected area (Hist 1)
9:     end if
10:    for each particle do
11:        Calculate the histogram of the current particle (Hist2)
12:        Calculate the distance between Hist1 and Hist2
13:        if distance <= threshold then //The current particle is close to the
   selected area, it must be kept
14:            Calculate the weight of the particle ;
15:            NBParticle= NBParticle +1
16:        else//The current particle is far from the selected area, it must be
   deleted
17:            Delete current particle
18:        end if
19:    end for
20:    Display the current image
21:    if NBParticle >= 1 then// At least one particle has detected the target.
22:        calculate the particle center// equation (4.1) and (4.2)
23:        mark the target in the current frame
24:    end if
25:    Resampling ;
26:    Go to next image
27: end while
```

$$Pc.x = \sum_{i=1}^{N} \frac{Pi.x}{N} \tag{4.1}$$

$$Pc.y = \sum_{i=1}^{N} \frac{Pi.y}{N} \tag{4.2}$$

Où :
Pi : la particule i dans la trame précédente.
N : nombre de particules dans la trame précédente.

Afin de mieux illustrer le déroulement du filtrage particulaire, un organigramme décrivant les différentes étapes du processus est présenté à la Figure 4.2.

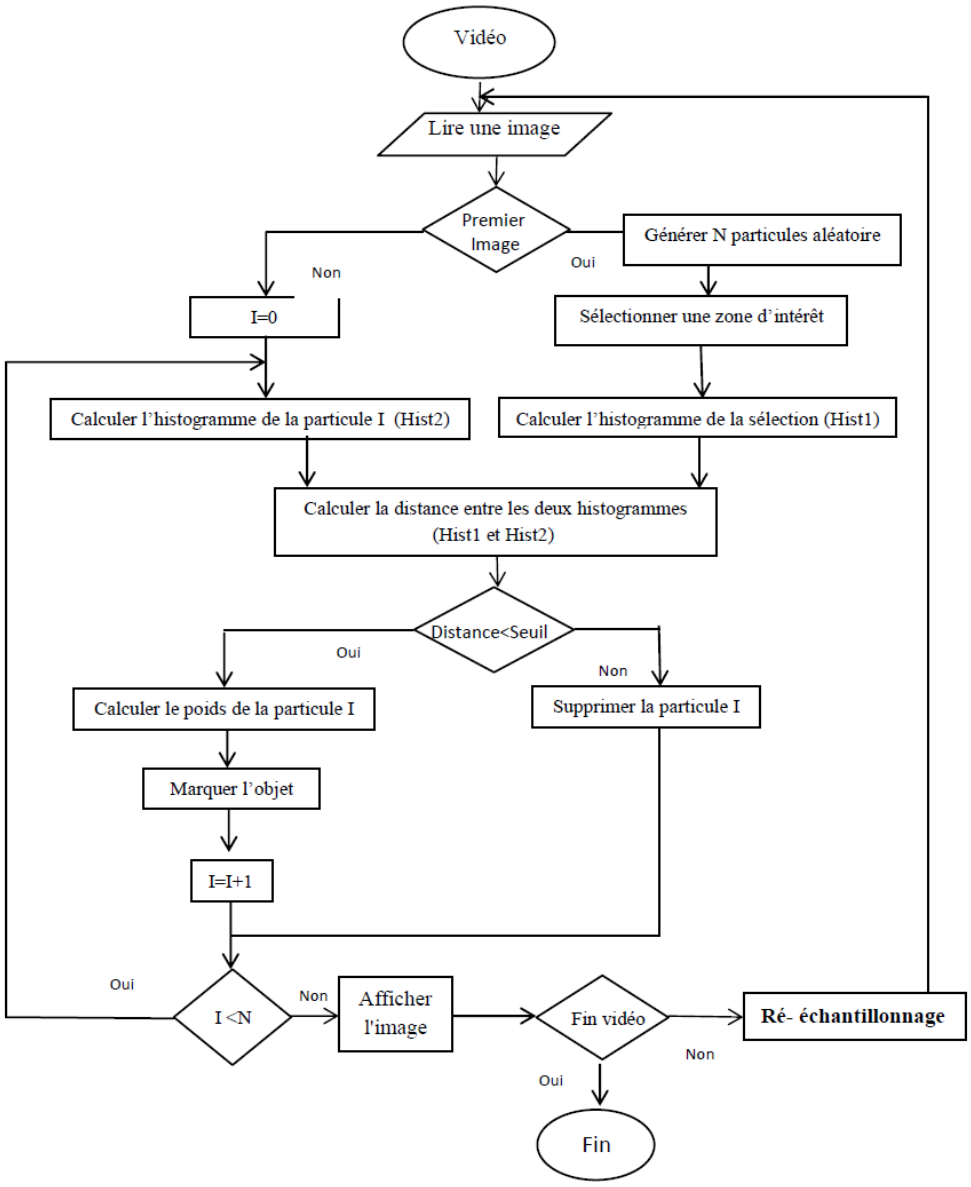

FIGURE 4.2 – Architecture globale de la méthode de suivi basée sur le filtrage particulaire et l'histogramme de couleur

Cet organigramme présente l'architecture globale du tracker PFHist, en mettant en évidence l'enchaînement des étapes du filtrage particulaire, tout en inté-

grant une fonction d'observation basée sur la similarité des histogrammes de couleur. Cette combinaison permet d'assurer une estimation robuste de la position de la cible dans des environnements dynamiques et incertains.

4.7.2.2 Stratégie de rééchantillonnage dans la méthode proposée

Selon le principe du filtre particulaire, de nouvelles particules doivent être générées à chaque trame, non seulement pour remplacer celles supprimées dans la trame précédente, mais surtout pour pouvoir détecter l'objet dans les trames suivantes. La méthode proposée pour la régénération des particules supprimées traite trois cas :

- Premier cas : certaines particules ont été supprimées. Dans ce cas, il faut identifier la particule ayant le poids le plus élevé afin de calculer le nombre de particules à générer autour d'elle. Pour les particules restantes, il suffit de générer quatre particules autour de chacune d'elles. À ce niveau, s'il reste des particules à générer, elles doivent l'être aléatoirement afin de pouvoir détecter l'objet même s'il se déplace sur une grande distance.

- Deuxième cas : aucune particule n'a été supprimée. Les positions des anciennes particules doivent donc être modifiées pour que la détection puisse se poursuivre. Dans ce cas, la nouvelle position de chaque particule sera calculée en ajoutant une petite valeur aléatoire à son ancienne position, car on suppose que l'objet ne se déplacera pas trop loin.

- Troisième cas : toutes les particules ont été supprimées, c'est-à-dire que l'objet est complètement occulté. Normalement, un autre objet masque l'objet cible, et ce dernier apparaîtra dans les trames suivantes. Nous proposons donc de calculer la zone prédite dans laquelle nous supposons que l'objet se déplacera. Cette zone est une fenêtre calculée autour de la particule centrale Pc (équations ((4.1)) et ((4.2))) de la trame précédente. Nous générons ensuite la moitié des particules dans cette zone, et l'autre moitié de manière aléatoire. De cette façon, la probabilité de trouver l'objet dans les trames suivantes est augmentée.

L'algorithme 2 résume notre méthode de rééchantillonnage (the resampling method).

Algorithm 2 Resampling Algorithm

Calculate the number S of deleted particles
$S = N–NE$ // N : total number of particles // NE : number of existing particles
if $((S > 0) and (S < N))$ **then**
    Find the particle with the greatest weight
    Calculate the number NB of particle to generate around this particle, NB=(S* 25)/100
    Generate NB particles around the particle with the greatest weight //Generate 25% of particle around this particle
    for i=0 to NE **do**
        Generate 4 particles around particle i
    end for
    R= N – number of existing particles //R : number of particles remaining to be generated ;
    if $(R >= 1)$ **then**
        Generate R particles randomly
    end if
else
    if (S= 0) **then** // No particle has been deleted
        Change particles positions // add a small random value to the old position, since it is assumed that the object will not be moved too far.
    else// (S=N) all particles have been deleted (the object is occluded)
        Calculate the predicted area around the center particle of the previous frame // we suppose that the target is occluded by another object
        Generate half of the particles in this area
        Generate the other half of the particles randomly
    end if
end if

La Figure 4.3 présente l'organigramme de la stratégie de rééchantillonnage adoptée dans ce travail.

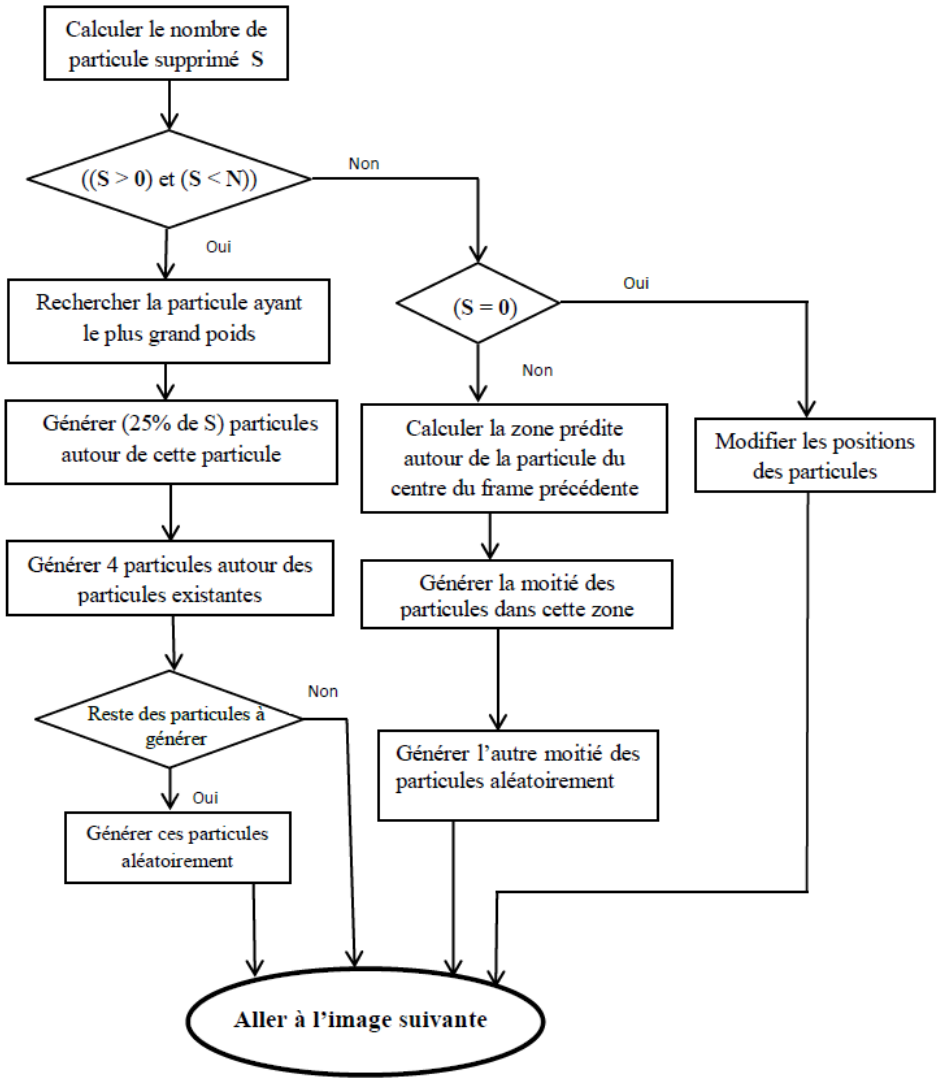

FIGURE 4.3 – Stratégie de rééchantionnage proposée

Cet organigramme illustre l'importance de l'étape de rééchantillonnage dans le cadre du filtrage particulaire, notamment pour atténuer le phénomène de dégénérescence des particules en éliminant les échantillons de faible poids et en renforçant

ceux contribuant significativement à l'estimation de la distribution a posteriori.

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le filtrage particulaire comme cadre probabiliste adapté au suivi d'objets dans des environnements complexes. Après avoir détaillé son fonctionnement et ses principales composantes, nous avons analysé ses avantages, particulièrement sa capacité à gérer les modèles non linéaires et les distributions non gaussiennes, ainsi que ses limites liées au coût computationnel et au phénomène de dégénérescence des particules.

Notre contribution repose sur l'intégration du filtre particulaire et l'histogramme de couleur dans un algorithme de suivi d'objet. Cette combinaison permet de tirer parti de la robustesse photométrique des histogrammes tout en exploitant la puissance du cadre probabiliste pour modéliser l'évolution temporelle de la cible. La stratégie de rééchantillonnage proposée et le choix des paramètres visent à assurer un compromis entre précision de localisation, stabilité du suivi et complexité computationnelle. Les performances de la méthode proposée seront évaluées expérimentalement dans le prochain chapitre afin de valider sa pertinence face aux méthodes existantes.

Chapitre 5

Validation expérimentale et évaluation comparative

Contents

5.1 Introduction 58

5.2 Protocole expérimental 59

5.2.1 Détails d'implémentation 60

5.2.2 Bases de données pour le suivi d'objet 60

5.2.3 Métriques d'évaluation 65

5.2.4 Trackers comparés et principes 67

5.3 Résultats expérimentaux 73

5.3.1 Résultats quantitatifs 74

5.3.2 Analyse qualitative des performances du tracker PFHist 82

5.4 Conclusion 88

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter la validation expérimentale du tracker proposé PFHist, qui est basé sur l'intégration du filtrage particulaire

et l'histogramme de couleur. L'objectif principal est l'évaluation quantitative et qualitative des performances du modèle dans différents scénarios de suivi, afin de mesurer sa robustesse face aux variations d'apparence, aux occultations, aux mouvements rapides et aux changements d'échelle.

Les expérimentations ont été réalisées sur des séquences issues du benchmark OTB (Object Tracking Benchmark), qui est largement utilisé dans la littérature pour l'évaluation comparative des applications de suivi d'objet. Les performances sont analysées à l'aide de métriques standard, telles que l'erreur de localisation du centre (Center Location Error CLE), le taux de recouvrement moyen (Overlap Ratio VOR) et le taux de succès (success rate) basé sur le critère VOR. Dans un premier temps, une analyse quantitative est proposée dans le but d'étudier l'influence de l'espace calorimétrique, de comparer PFHist à des approches classiques comme MeanShift et KAMS, ainsi qu'à des trackers reconnus de l'état de l'art tels que CT, CSK et TM. Les résultats sont présentés sous forme d'images, de tableaux et de courbes.

Dans un second temps, une analyse qualitative est menée afin d'illustrer visuellement le comportement du tracker dans des situations complexes, particulièrement en présence d'occultations et de conditions de suivi variées. L'ensemble des expérimentations vise à démontrer la stabilité, la robustesse et la pertinence du modèle proposé dans des environnements dynamiques et contraints.

5.2 Protocole expérimental

Afin de garantir la rigueur scientifique et la reproductibilité de notre étude, dans ce qui suit nous allons définir un protocole expérimental détaillé. Ce protocole décrit les bases de données utilisées, les métriques d'évaluation, les trackers comparés ainsi que les paramètres et conditions expérimentales. Il sert de guide pour toutes les expériences menées afin d'assurer une comparaison objective entre le tracker proposé et les méthodes de l'état de l'art.

5.2.1 Détails d'implémentation

Le tracker proposé PFHist a été implémenté en langage C++ à l'aide de l'environnement de développement Microsoft Visual Studio. Pour les opérations de traitement d'images et de manipulation des séquences vidéo, la bibliothèque OpenCV a été utilisée Les expérimentations comparatives avec les trackers issus de la base OTB ont été réalisées sous l'environnement MATLAB, afin d'assurer une compatibilité avec les implémentations originales fournies par le benchmark et de garantir l'équité de la comparaison expérimentale. Les tests ont été effectués sur une machine équipée d'un processeur Intel(R) CoreTM I5-3470 CPU @3.20 GHz et de 4Go de RAM, fonctionnant sous le système d'exploitation Windows 7.

Concernant les paramètres du filtre particulaire, plusieurs configurations ont été évaluées, notamment avec 100 et 200 particules. Les résultats expérimentaux ont montré qu'un nombre de 100 particules permet d'obtenir un compromis satisfaisant entre précision de localisation et complexité computationnelle, sans dégradation significative des performances par rapport à 200 particules. Cette configuration a donc été retenue pour l'ensemble des expérimentations présentées dans ce chapitre.

5.2.2 Bases de données pour le suivi d'objet

Les bases de données destinées aux applications de suivi d'objets (object tracking benchmarks) sont des collections organisées de séquences vidéo avec des annotations, elles sont conçues pour tester, comparer et valider les algorithmes de suivi visuel. Chaque séquence présente un objet cible qui est annoté image par image, souvent en utilisant une vérité terrain (ground truth), généralement sous la forme de boîtes englobantes (bounding boxes).Ces bases de données intègrent différents défis réalistes comme l'occultation, les changements d'échelle, la variation d'illumination, le flou de mouvement, la rotation, et les déformations non rigides, afin d'évaluer la robustesse et la précision des techniques de suivi. Les bases de données VOT (Visual Object Tracking) et OTB (Object Tracking Benchmark) figurent parmi les benchmarks les plus couramment utilisés pour l'évaluation des

algorithmes de suivi d'objets. Toutefois, leurs philosophies d'évaluation sont très différentes.

5.2.2.1 La base VOT (Visual Object Tracking)

La base VOT (Visual Object Tracking) a été établie en 2013 [71](figure 5.1, c'est un benchmark international conçu pour l'évaluation systématique des algorithmes de suivi d'objets, introduit lors des compétitions annuelles VOT Challenge. Elle se caractérise par une procédure d'évaluation stricte qui repose sur l'identification explicite des échecs de suivi. Lorsqu'un traqueur perd la cible (recouvrement nul entre la prédiction et la vérité terrain), il est automatiquement réinitialisé après un nombre prédéfini d'images. Dans VOT, les annotations ont généralement une précision supérieure aux boîtes englobantes traditionnelles, utilisant des polygones orientés pour définir finement la forme de l'objet cible. L'évaluation repose sur des métriques spécifiques telles que [72] :

- Accuracy (A) : mesure du recouvrement moyen entre la prédiction et la vérité terrain,
- Robustness (R) : nombre moyen d'échecs de suivi,
- Expected Average Overlap (EAO) : métrique combinant précision et robustesse.

VOT, par le biais de ce protocole, offre une étude détaillée du comportement des traqueurs en situation d'échec et sert de modèle de référence pour les techniques de suivi à haute précision.

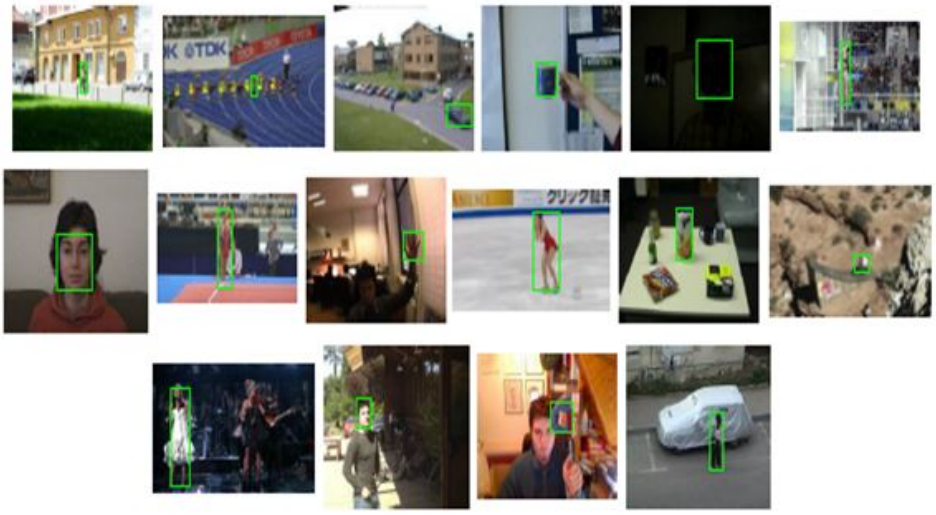

FIGURE 5.1 – Séquences de la base VOT2013 [71]. Les images correspondent à la première trame de chaque séquence avec l'objet d'intérêt détouré par une boîte englobante verte.

5.2.2.2 La base OTB (Object Tracking Benchmark)

La base OTB (Object Tracking Benchmark) est l'un des ensembles de données de référence les plus fréquemment utilisés dans le suivi visuel d'objets monoculaires. Elle a été suggérée pour offrir une structure d'évaluation standardisée qui permet une comparaison équitable des algorithmes de suivi. OTB comprend des séquences vidéo annotées manuellement englobant une large gamme de scénarios et de défis visuels. Chaque séquence est associée à une annotation spécifique indiquant la position de l'objet cible dans chaque image, ainsi que des attributs de difficulté tels que l'occultation, la variation d'illumination, le changement d'échelle et la rotation hors plan. Il existe deux versions principales qui sont largement utilisées :

- OTB-2013 [73] : contient 50 séquences vidéo annotées (Figure 5.2).
- OTB-2015 [74] : extension de la version précédente (OTB-2013), comprenant 100 séquences, élargissant ainsi la couverture des défis liés au suivi (Figur1 5.3).

Les performances dans le cadre d'OTB se mesurent à l'aide de métriques normalisées telles que :

- Center Location Error (CLE)
- Precision Plot
- Success Plot, qui est basé sur le Overlap Ratio (IoU / VOR)

Grâce à sa standardisation et à sa large adoption, OTB est devenu une référence incontournable pour l'évaluation expérimentale des algorithmes de suivi d'objets.



FIGURE 5.2 – Séquences de la base OTB2013 [73]. Chaque séquence est représenté par la première image dont la cible est englobé par une boite rouge.

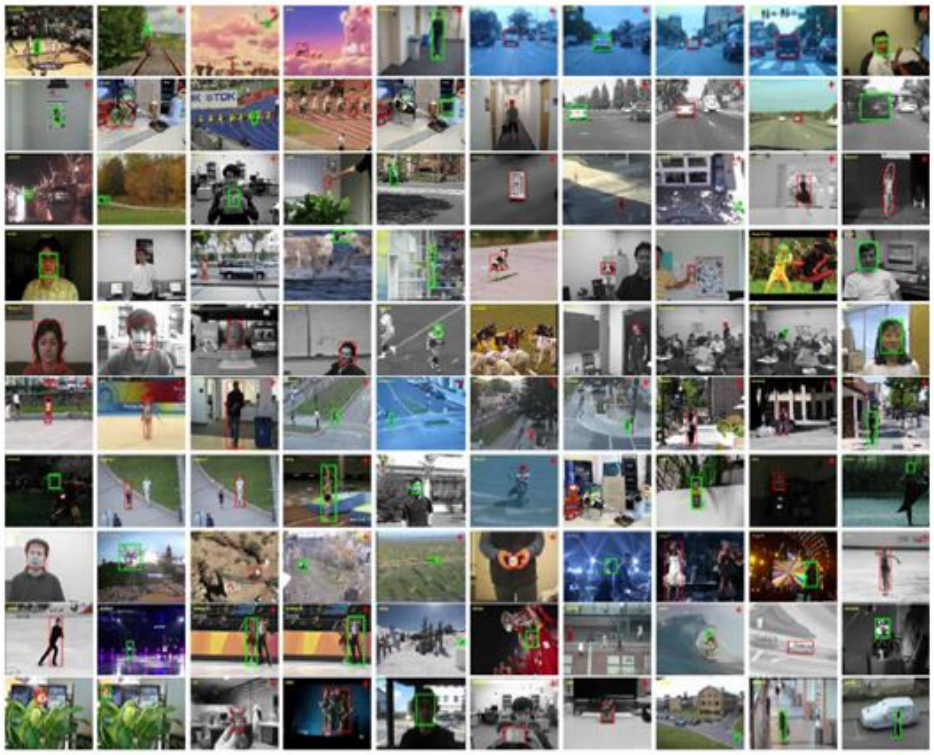

FIGURE 5.3 – Séquences de la base OTB2015 [74]. Les images correspondent à la première trame de chaque séquence avec l'objet d'intérêt détouré par une boîte englobante. Les 50 cibles marquées par des boîtes englobantes vertes sont sélectionnées pour des évaluations approfondies. Les séquences nouvellement ajoutées par rapport à OTB2013 sont indiquées par une croix rouge dans le coin supérieur droit de chaque image.

5.2.2.3 Comparaison entre les bases OTB et VOT et justification du choix de OTB

Les bases de données OTB (Object Tracking Benchmark) et VOT (Visual Object Tracking) figurent parmi les benchmarks les plus couramment utilisés pour évaluer les techniques de suivi d'objets, bien qu'elles soient fondées sur des approches d'évaluation différentes.

La base OTB offre des séquences vidéo annotées manuellement dont le suivi est effectué de façon continue, sans réinitialisation automatique du traqueur en

cas d'échec. Cela permet donc d'apprécier la stabilité temporelle et la robustesse globale des méthodes de suivi dans des conditions qui se rapprochent des scénarios réels. OTB fournit également des métriques intuitives et normalisées comme la précision basée sur l'erreur de localisation du centre (CLE) et le taux de succès fondé sur le recouvrement (Overlap Ratio).

En revanche, la base VOT (Visual Object Tracking Challenge) suit un protocole d'évaluation plus rigoureux, fondé sur une détection explicite des échecs du traqueur et sa réinitialisation automatique. Cela met l'accent principalement sur la stabilité à court terme et la capacité de récupération après chaque perte de la cible. Les performances sont évaluées à l'aide de métriques spécifiques comme la précision, la robustesse et l'exactitude, ce qui facilite une analyse détaillée des comportements lors d'un échec, mais s'écarte d'une opération de suivi continu. Bien que cette méthode convienne particulièrement aux techniques récentes de suivi par apprentissage profond, elle est moins représentative d'un suivi continu non supervisé.

Dans le cadre de ce travail, la base de données OTB a été privilégiée car elle est spécifiquement conçue pour l'évaluation de méthodes de suivi basées sur des modèles probabilistes continus, notamment celles fondées sur le filtrage particulaire et les modèles d'apparence par histogramme de couleur, dont la persistance temporelle du modèle et l'accumulation progressive des erreurs jouent un rôle important. Par ailleurs, OTB bénéficie d'une large adoption dans la littérature, ce qui facilite la comparaison directe avec de nombreux travaux existants. Enfin, ses protocoles simples et reproductibles permettent une analyse claire des performances, tout en conservant une complexité expérimentale modérée.

5.2.3 Métriques d'évaluation

Dans la littérature [73, 75, 76], de nombreuses métriques de performance des algorithmes de suivi d'objet sont proposées. Dans ce travail, on a choisi les deux métriques les plus utilisées dans les travaux connexes. **Erreur de localisation du centre (Center location error « CLE »)** Le moyen le plus ancien de mesurer la performance est l'erreur de localisation du centre. C'est une mesure courante

[10, 76, 77, 78, 79] consistant à mesurer la distance moyenne entre les centres des boîtes prédites $\left\{x_t^P\right\}_{t=1}^N$ et de la vérité terrain $\left\{x_t^G\right\}_{t=1}^N$, donnée par l'équation 5.1 (5.1) .

$$\Delta_\mu\left(\Lambda^G, \Lambda^P\right) = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left\|x_t^G - x_t^P\right\| \tag{5.1}$$

Où Λ^G : l'annotation de vérité de terrain,
Λ^P : l'annotation prédite du tracker,
N : le nombre de trame dans la séquence.
Cette distance ne donne pas toujours une mesure précise de performance, puisque un tracker peut perdre l'objet cible dans quelques trames, que ce soit dans le cas d'occultation ou dans le cas d'une mauvaise prédiction. Dans cette situation, la distance moyenne (CLE) devienne très grande. Généralement le seuil utilisé pour comparer la précision entre les différents trackers est de 20 pixels [80]. Nous avons opté pour cette idée, pour cela nous avons choisi comme mesure de performance le taux de succès (équation 5.2) qui est calculé en fonction du nombre de trames ayant une distance (entre les centres des boites prédites et de la vérité terrain) inférieure ou égale à 20 pixels et le nombre total de trames.

$$\text{taux de succès } = \frac{\left\|\left\{\left\|x_t^G, x_t^P\right\| \leq 20\right\}_{t=1}^N\right\|}{N} \tag{5.2}$$

Taux de recouvrement moyen (overlap ratio «VOR») Le taux de recouvrement, entre la boîte prédite et la vérité terrain, est considéré comme une mesure importante. Il est défini comme étant le rapport des aires d'intersection et d'union de ces deux boîtes [76], donné par (5.3) :

$$\emptyset_t\left(\Lambda^{\mathrm{G}}, \Lambda^{\mathrm{P}}\right) = \{\emptyset_t\}_{t=1}^N, \quad \emptyset_t = \frac{\boldsymbol{A}_t^G \cap \boldsymbol{A}_t^P}{\boldsymbol{A}_t^G \cup \boldsymbol{A}_t^P} \tag{5.3}$$

Pour mesurer la performance d'un tracker on divise le nombre de trames réussies dont le taux de recouvrement $\emptyset_t$ est supérieur au seuil donné τ (Le seuil souvent utilisé pour l'évaluation des performances de suivi est 0,5) [32]) par le nombre total de trames. (équation (5.4))

$$P_\tau\left(A^G, A^P\right) = \frac{\left\|\{t \mid \emptyset_t > \tau\}_{t=1}^{N}\right\|}{N} \tag{5.4}$$

Où :

τ : dénote le seuil du recouvrement.

N : dénote le nombre de trame.

P_τ : dénote la moyenne du taux de recouvrement. Ce taux tient compte de la taille de la boite englobante ce qui lui rend plus précis que l'erreur de localisation du centre.

5.2.4 Trackers comparés et principes

Afin de valider la performance, la robustesse et la précision de notre approche, nous avons comparé notre tracker à trois trackers représentatifs de l'état de l'art à savoir le CT (Compressive Tracking), Le CSK (Circulant Structure Kernel) et le MT (Template Matching)

5.2.4.1 Compressive Tracking (CT)

Le Compressive Tracking (CT) est une méthode de suivi basée sur le paradigme tracking-by-detection, elle exploite la théorie de la détection compressée compressive sensing. Proposé par K. Zhang et al. [81], ce traqueur repose sur une représentation compressée du descripteur d'apparence de l'objet. L'idée principale est de projeter efficacement les caractéristiques d'image multi-échelle de la cible et de l'arrière-plan d'un espace de haute dimension vers un espace de dimension réduite à l'aide d'une matrice de mesure très creuse et non-adaptative. Ce qui permet de préserver les informations discriminantes tout en réduisant fortement la complexité computationnelle.

Le suivi est ensuite formulé comme une classification binaire dans un domaine compressé, il consiste à employer un simple classifieur Naif Bayes, ce dernier est mis à jour en ligne pour faire la séparation du premier plan de l'arrière-plan. Cette méthode est rapide puisqu'elle nécessite uniquement des multiplications matri-

cielles, ce qui permet au Compressive Tracking d'atteindre des performances en temps réel.

- **Principe** Le fonctionnement du CT repose sur trois étapes principales :

  1. Extraction de caractéristiques Haar-like à partir de l'image.
  2. Projection aléatoire compressive via une matrice aléatoire creuse, réduisant la dimensionnalité selon le principe de Johnson–Lindenstrauss.
  3. Classification en ligne à l'aide d'un classifieur bayésien naïf mis à jour dynamiquement.

  La position de l'objet est estimée en maximisant la probabilité a posteriori parmi les échantillons candidats.

- **Avantages**
  - Simple, efficace et rapide.
  - Faible coût computationnel
  - Adaptation en ligne
  - Robustesse modérée aux variations d'apparence

- **Limites**
  - Sensibilité aux occlusions longues
  - Modèle d'apparence relativement simple

5.2.4.2 Le Tracker CSK (Circulant Structure Kernel)

Le tracker CSK est un algorithme de suivi d'objet proposé par J. Henriques et al. [82]. Il est basé sur les filtres de corrélation discriminants, reposant sur l'idée d'exploiter la structure circulante des échantillons d'image autour de la cible, ce qui permet d'apprendre un modèle de corrélation très efficace. Initialement dans cette méthode, Un modèle (filtre) est appris à partir des patchs circulants de la région définissant la position initiale de la cible englobée par une boite (bounding

box) dans la première image. En exploitant la propriété circulante, le modèle peut être entraîné dans le domaine fréquentiel en utilisant la Transformée de Fourier Rapide (FFT), ce qui rend le calcul très rapide. Par la suite le suivi est réalisé, donc à chaque nouvelle image, on extrait une région de recherche autour de la position précédente. Le tracker calcule la réponse de corrélation entre cette région et le modèle appris, ensuite choisit la position ayant la réponse maximale comme nouvelle position de la cible. Le filtre est mis à jour de manière incrémentale avec un facteur d'apprentissage afin d'adapter le modèle aux changements progressifs d'apparence.

- **Principe** L'idée fondamentale est :

  1. Générer des exemples d'apprentissage par translations circulaires de l'image cible.
  2. Exploiter la structure matricielle circulante pour diagonaliser le problème dans le domaine fréquentiel.
  3. Résoudre la régression ridge (crête) en espace de Fourier.
  4. Localiser l'objet via le pic maximal de la carte de corrélation.

  Le KCF introduit l'astuce du noyau (kernel trick) pour modéliser des relations non linéaires tout en conservant une complexité computationnelle faible.

- **Avantages**

  - Très rapide grâce à l'utilisation de la transformée de Fourier (FFT).
  - Faible complexité computationnelle.
  - Simplicité d'implémentation.
  - Bon suivi sur des objets rigides.
  - Haute précision
  - Robuste aux déformations modérées

- **Limites**

- Sensible aux variations d'échelle : la taille de la boîte englobante reste constante tout au long du suivi
- Sensibilité aux occultations, le modèle se dégrade rapidement si la cible est partiellement ou totalement masquée.
- Pas de re-détection : si la cible est perdue, le tracker ne peut pas la retrouver.
- Pas adapté aux objets déformables ou à forte variation d'apparence.

5.2.4.3 Template Matching (TM)

Le Template Matching (TM) [83] est une méthode classique qui repose sur la corrélation entre un modèle (template) de l'objet et les régions candidates dans les images suivantes. Cette méthode consiste donc à initialiser le template à partir de la première image (zone englobante de l'objet), ensuite faire une recherche, dans chaque trame suivante, de la région maximisant une mesure de similarité avec le template de référence. La similarité est mesurée par le coefficient de corrélation normalisée (NCC). Enfin mettre à jour le template avec un facteur d'interpolation pour s'adapter aux petites variations d'apparence.

- **Principe** Le principe général :

  1. Définir un template initial de l'objet.
  2. Parcourir une région de recherche.
  3. Calculer une mesure de similarité (NCC, SSD, corrélation).
  4. Sélectionner la position maximisant la similarité.

  L'apport majeur de Liu et al. [83] est de démontrer que :

  - Les filtres de corrélation peuvent être interprétés comme une forme régularisée de template matching.
  - Une reformulation robuste permet d'améliorer la stabilité face au bruit et aux variations d'apparence.

- **Avantages**
  - Simplicité conceptuelle
  - Interprétation analytique claire
  - Bonne performance avec régularisation adaptée
- **Limites**
  - Dépend fortement de la mise à jour du template.
  - Très sensible aux changements d'échelle, de rotation ou d'illumination.
  - Ne gère pas les occultations : le suivi diverge dès que l'objet disparaît partiellement.
  - Performances faibles sur les séquences longues ou avec bruit.
  - Méthode simple mais limitée pour les applications complexes.

5.2.4.4 Justification du choix des trackers comparés (CT, CSK, TM)

Afin d'évaluer précisément les performances du tracker proposé basé sur le filtrage particulaire et l'histogramme de couleur, il falait le comparer à des méthodes représentatives couvrant différentes familles algorithmiques du suivi visuel. Le choix des trackers CT, CSK et TM repose sur des considérations théoriques, méthodologiques et expérimentales.

5.2.4.4.1 Diversité des paradigmes comparés

Le choix de ces trois trackers assure une couverture complète des grandes catégories (Table 5.1) : Cette diversité permet une analyse comparative structurée selon :

- Modèle discriminant vs probabiliste
- Approche déterministe vs stochastique
- Optimisation fermée vs estimation par échantillonnage

TABLE 5.1 – Comparaison des trackers.

Tracker	Paradigme	Type de modèle
CT	Tracking-by-detection	Discriminant compressif
KCF	Correlation Filter	Régression ridge fréquentielle
TM	Similarité directe	Corrélation spatiale
Notre Tracker (PFHist)	Filtrage particulaire	Modèle probabiliste séquentiel

5.2.4.4.2 Pertinence vis-à-vis des métriques OTB

L'évaluation de notre tracker est faite sur les bases OTB 2013 et OTB 2015, dans ce cadre, ces trackers sont pertinents car ils sont largement reportés dans la littérature OTB. Leurs performances sont bien documentées en termes de : Center Location Error (CLE), Success Rate, Overlap Ratio (VOR). Ce qui permet :

- Une comparaison reproductible.
- Une validation scientifique crédible.
- Un positionnement clair par rapport aux méthodes classiques.

5.2.4.4.3 Cohérence scientifique avec Notre contribution

Notre Tracker PFHist basé sur le Filtrage particulaire et les histogrames de couleur vise principalement à améliorer la robustesse aux occlusions, La gestion des mouvements abrupts et l'adaptation dynamique aux variations d'apparence. Le choix de CT, CSK et TM permet donc de démontrer :

1. L'avantage du modèle particulaire face aux modèles déterministes.
2. La supériorité en robustesse dans les scènes complexes.
3. Le compromis précision , robustesse et complexité.

5.3 Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus en appliquant notre méthode de suivi d'objets basée sur le filtrage particulaire et l'histogramme de couleur. Nous avons testé notre méthode sur les bases de données OTB 2013, OTB 2015. Dans les expériences effectuées, nous avons choisi des séquences d'images qui contiennent plusieurs difficultés tel que l'occultation (OCC : Occlusion), la variation d'illumination (IV : Illumination Variation), la variation d'échelle (SV : Scale Variation), la déformation (DEF : Deformation), le flou de mouvement (MB : Motion Blur), le mouvement rapide (FM : Fast Motion), la rotation dans le plan (IPR : In-Plane Rotation), la rotation hors plan (OPR : Out-of-Plane Rotation), l'hors-vue (OV : Out-of-View), le clutter de fond (BC : Background Clutters), la basse résolution (LR : Low Resolution).

Le système de suivi proposé dans ce travail repose sur un filtre particulaire et un histogramme de couleurs (PFHist). Initialement, 100 particules sont lancées aléatoirement, chacune étant représentée par une fenêtre de 100×100 pixels. Lors du traitement, chaque particule adopte la hauteur et la largeur de la fenêtre sélectionnée dans l'objet cible. Ceci permet de comparer correctement l'histogramme de couleurs de cette fenêtre avec celui de chaque particule. Pour la comparaison des histogrammes, nous avons opté pour les méthodes d'intersection et de Bhattacharyya, car elles sont les plus couramment utilisées. Notre expérience a montré que la méthode de Bhattacharyya donnait des résultats satisfaisants pour la plupart des séquences, avec un seuil de comparaison compris entre 0,4 et 0,8. En revanche, pour certaines séquences, nous étions obligé d'utiliser la méthode d'intersection avec un seuil de comparaison compris entre 0,6 et 0,8 afin d'obtenir des résultats acceptables.

5.3.1 Résultats quantitatifs

5.3.1.1 Influence de l'espace colorimétrique : comparaison CamShift / PFHist

Dans un premier temps nous avons essayé de faire une comparaison entre le tracker Camshift (qui est utilisé dans différents travaux de recherche dans ce domaine) et le tracker proposé (FPHist). Puisque l'espace de couleur influe dans la qualité du résultat nous avons testé notre tracker avec les deux espaces de couleur (HSV et RGB) qui sont les plus utilisé en vision par ordinateur. La Figure 5.4 montre les résultats obtenus pour le suivi d'une personne dans la séquence David3, elle contient 253 trames de 640*480 pixels. Le rectangle vert représente la boite englobante de la cible (la vérité terrain) et le rectangle rouge englobe la boite prédite de la cible.

- Le tracker Camshift, au début, a pu suivre la cible même dans le cas de l'occultation partielle, mais nous avons remarqué qu'après l'occultation presque complète il a perdu la cible (frame 193).
- Le tracker FPHist avec l'espace de couleur HSV a pu suivre la cible aussi, mais lorsqu'elle est occultée, il l'a perdue un certain moment, ensuite il a pu la détecter, puisque la méthode proposée de ré-échantillonage permet de lancer les particules partout.
- En implémentant le même tracker avec l'espace de couleur RBG nous avons remarqué qu'il peut détecter l'objet cible rapidement après l'occultation, le taux de recouvrement justifie ce résultat.



FIGURE 5.4 – Comparaison entre les tracker CamShift, PFHist/HSV et PFHist/RGB. Le rectangle vert représente la boite englobante de la cible (la vérité terrain) et le rectangle rouge englobe la boite prédite de la cible.

5.3.1.2 Comparaison avec les méthodes MeanShift et KAMS

La table 5.2 présente une comparaison de notre tracker PFHist avec les résultats présentés dans [84] des tracker Meanshift et KaMS (Kalman Meanshift) en utilisant la métrique VOR (taux de recouvrement). Le VOR maximal dans les séquences testées montre que PFHist a la meilleure performance moyenne (0.6677).

TABLE 5.2 – Comparaison du taux de recouvrement obtenu par les trackers Meanshift, KaMS (Kalman et Meanshift) [84] et celui de notre tracker PFHist

Séquence	**Meanshift**	**KaMS**	**PFHist**
David3	0.6721	0.6851	**0.7549**
Jogging	0.1589	**0.5097**	0.4593
Girl2	0.5338	0.6517	**0.7889**
Moyenne	0.4549	0.6155	**0.6677**

5.3.1.3 Évaluation comparative du tracker PFHist sur le benchmark OTB

Les performances des trackers PFHist, CT, CSK et TM ont été évaluées sur trois séquences présentant différentes difficultés : David3, Girl2 et Jogging (1st Person). L'analyse repose sur les métriques Precision Plot et Success Plot (voir Figure 5.5).

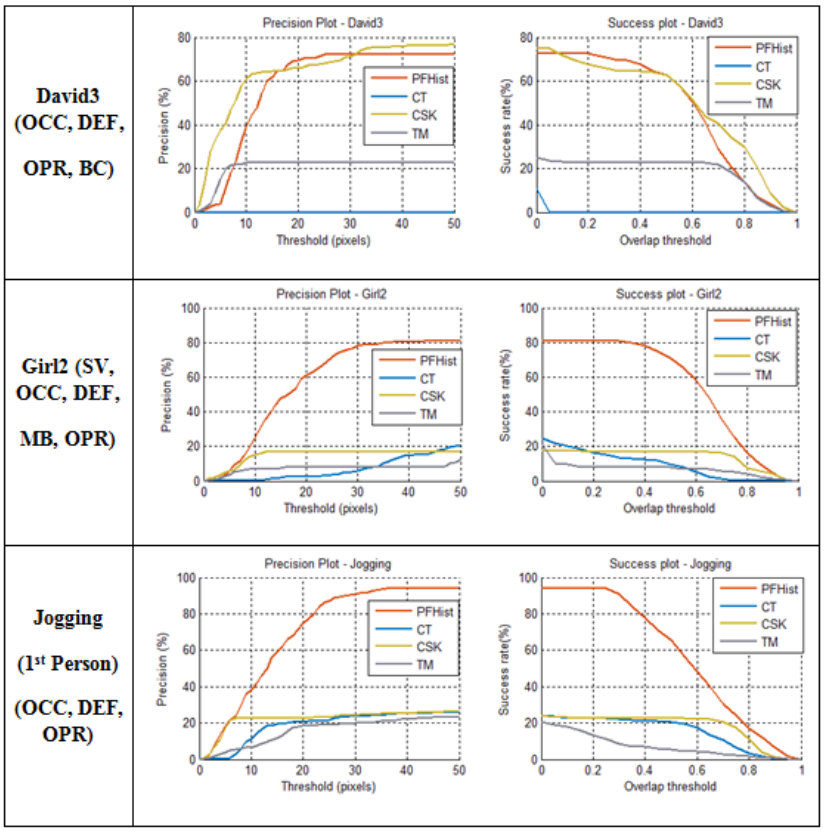

FIGURE 5.5 – Évaluation comparative des performances de suivi sur les séquences David3, Girl2 et Jogging

5.3.1.3.1 Séquence David3 (OCC, DEF, OPR, BC)

Cette séquence présente plusieurs défis, notamment l'occlusion (OCC), la déformation (DEF), la rotation hors-plan (OPR) et le changement d'arrière-plan (BC). On observe que PFHist dépasse nettement les autres trackers, atteignant une précision d'environ de 69.44 % pour un seuil de 20 pixels et un taux de succès de 62.70 %. Le CSK obtient des performances proches (65.87 % de précision et un taux de succès de 62.70 %), tandis que TM montre des performances limitées (22.62 % de précision et de taux de succès) et que CT présente des résultats très faibles (0.00 % de précision et de taux de succès). Ces résultats montrent que l'intégration du filtrage particulaire combiné avec l'histogramme de couleur permet une meilleure

estimation dynamique de l'état de la cible, notamment lors des occultations, des déformations et des changements progressifs d'apparence.

5.3.1.3.2 Séquence : Girl2 (SV, OCC, DEF, MB, OPR)

La séquence Girl2 est plus difficile, elle inclut plusieurs défis : variation d'échelle (SV), occultation (OCC), déformation (DEF), flou de mouvement (MB) et rotation hors-plan (OPR). Le tracker PFHist obtient les meilleures performances avec une précision de 60.79 % et un taux de succès de 70.95 %, tandis que les autres méthodes affichent des performances nettement inférieures que ce soit pour la précision (CT : 2.54 %, CSK : 16.98 %, TM : 7.78 %) ou pour les taux de succès (CT : 9.84 %, CSK : 16.98 %, TM : 7.78 %). D'après les résultats obtenus nous remarquons que PFHist domine clairement les autres méthodes en termes de précision et de taux de succès. Du fait que :

- Le motion blur (MB) dégrade fortement les méthodes basées sur la corrélation (CSK) et la similarité directe (TM).
- Le filtre particulaire maintient plusieurs hypothèses (particules), ce qui améliore la robustesse lors des pertes temporaires d'information.
- L'histogramme de couleur rend le modèle moins sensible aux petites déformations locales.
- Cette séquence met clairement en évidence la robustesse du modèle proposé.

5.3.1.3.3 Séquence Jogging (OCC, DEF, OPR)

La séquence Jogging présente des défis d'occultation (OCC) répétée, de déformation (DEF), et de la rotation hors-plan (OPR). Le tracker PFHist surpasse les autres avec une précision de 74.59 % et un taux de succès de 65.15 %. Les méthodes CT (précision et taux de succès de 20.52 %), CSK (précision de 22.80 % et taux de succès de 22.48 %) et TM (précision de 18.24 % et taux de succès de 5.21 %) montrent des performances beaucoup plus faibles. Les résultats montrent une

supériorité significative de PFHist, notamment pour les seuils élevés de précision. Les méthodes classiques montrent une dégradation notable face aux mouvements rapides, aux occultations et aux changements d'échelle.

- Les occultations répétées provoquent une dérive des trackers discriminants (CT).
- CSK montre une sensibilité aux changements brusques.
- TM échoue à maintenir un modèle stable.

La capacité du filtre particulaire à modéliser l'incertitude et à réactualiser l'estimation de l'état contribue à une récupération plus efficace de la cible après occultation.

5.3.1.3.4 Analyse comparative globale

De manière générale :

- PFHist obtient les meilleures performances sur l'ensemble des séquences étudiées.
- Il est particulièrement robuste face aux occultations, aux déformations, aux variations d'échelle, au flou de mouvement et aux variations d'illumination.

En revanche :

- TM est le moins performant en raison de l'absence de modèle adaptatif.
- CSK offre une bonne précision initiale mais montre une sensibilité aux fortes variations.
- CT présente une adaptation dynamique, mais peut dériver en cas d'occlusion prolongée.

Les résultats confirment l'efficacité de l'intégration du filtrage particulaire et de l'histogramme de couleur pour améliorer la stabilité et la précision du suivi.

5.3.1.4 Analyse des métriques de recouvrement et de succès sous différentes conditions

Nous avons choisi dans cette expérience des séquences d'images avec des résolutions différentes et des défis distincts. Le nombre de trames diffère d'une séquence à l'autre, nous avons essayé de faire les tests avec deux espaces de couleur (HSV et RGB) et deux nombres de particules (100 et 200). Pour mesurer la performance, nous avons utilisé les moyennes des taux de recouvrement VOR et le taux de succès. D'après les résultats obtenus, nous pouvons remarquer que :

- Les performances varient d'une séquence à l'autre puisque les défis sont différents.
- L'espace de couleur RGB nous a donné des résultats plus satisfaisants le meilleur résultat était avec la séquence Girl2 avec un taux de recouvrement égal à 0,8079 (figure 5.6 et table 5.3) et la séquence David3 avec un taux de succès égal à 0,9368 (figure 5.7 et table 5.3).
- L'augmentation du nombre de particules n'a pas trop affecté les résultats. Les meilleurs résultats sont obtenus avec 100 particules.

TABLE 5.3 – Taux de recouvrement et taux de réussite dans quelques séquences avec différentes conditions (le meilleur résultat est indiqué en **rouge**, et le deuxième meilleur résultat en **vert**)

Séquence avec difficultés	Nombre de trames	Résolution	Espace de couleur	Nombre de particules	Moyenne VOR	Taux de succès
Woman (IV, SV, OCC, DEF, MB, FM, OPR)	597	352*288	HSV	100	0,5700	0,7906
				200	0,6834	0,7990
			RGB	100	0,4372	0,6013
				200	0,5276	0,8208
David3 (OCC, DEF, OPR, BC)	253	640*480	HSV	100	0,6443	0,6759
				200	0,5375	0,5257
			RGB	100	0,7668	**0,9368**
				200	0,5336	0,6166
Girl2 (SV, OCC, DEF, MB, OPR)	630	640*480	HSV	100	**0,7698**	0,5206
				200	0,7492	0,5000
			RGB	100	**0,8079**	0,7444
				200	**0,7698**	0,7460
Jogging (1st person) (OCC, DEF, OPR)	307	352*288	HSV	100	0,4593	0,5244
				200	0,6124	0,6352
			RGB	100	0,4528	0,6026
				200	0,4886	0,6026
Jogging (2nd person)(OCC, DEF, OPR)			HSV	100	0,5570	0,4886
				200	0,6059	0,5472
			RGB	100	0,6254	0,8502
				200	0,6808	**0,8925**

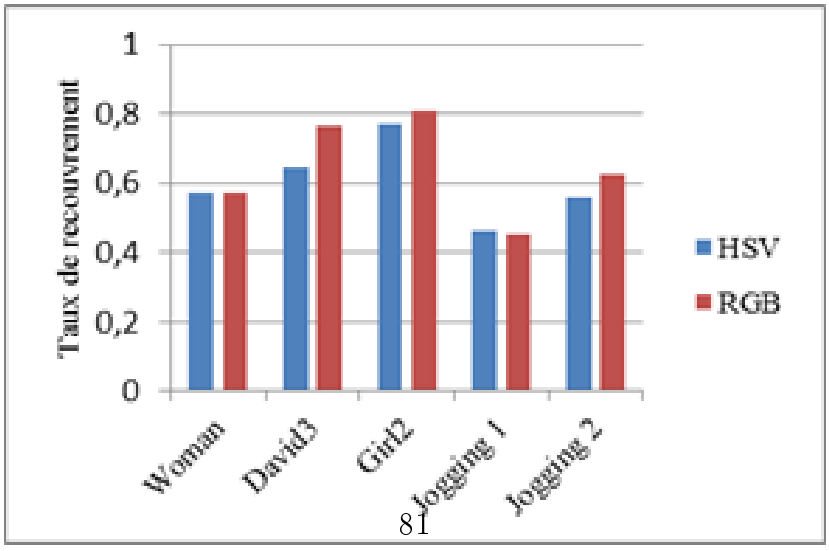

FIGURE 5.6 – Comparaison du taux de recouvrement obtenu avec les deux espaces de couleurs (HSV et RGB) sur quelques séquences de la base OTB

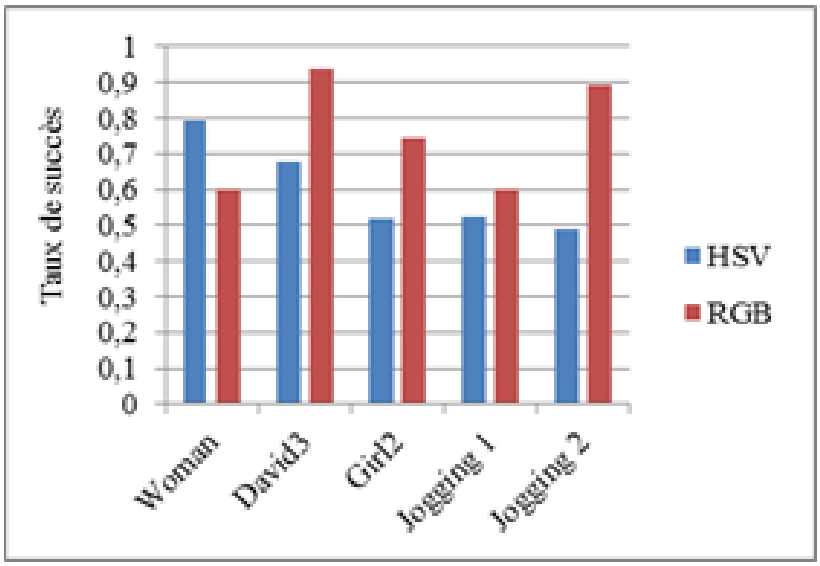

FIGURE 5.7 – Comparaison du taux de succès obtenu avec les deux espaces de couleurs (HSV et RGB) sur quelques séquences de la base OTB

5.3.2 Analyse qualitative des performances du tracker PF-Hist

5.3.2.1 Suivi visuel continu de l'objet sur la séquence David3

La figure 5.8 présente un ensemble de trames durant le processus de suivi avec notre tracker PFHist. Les résultats obtenus montrent que le tracker a pu suivre la cible dans la majorité des trames, et il a pu la détecter rapidement après l'occultation, cas par exemple de l'occultation dans les trames 86-87. Il a récupéré la cible dans la trame 89 et dans l'occultation dans la trame 188 et l'a récupérée dans la trame 193.

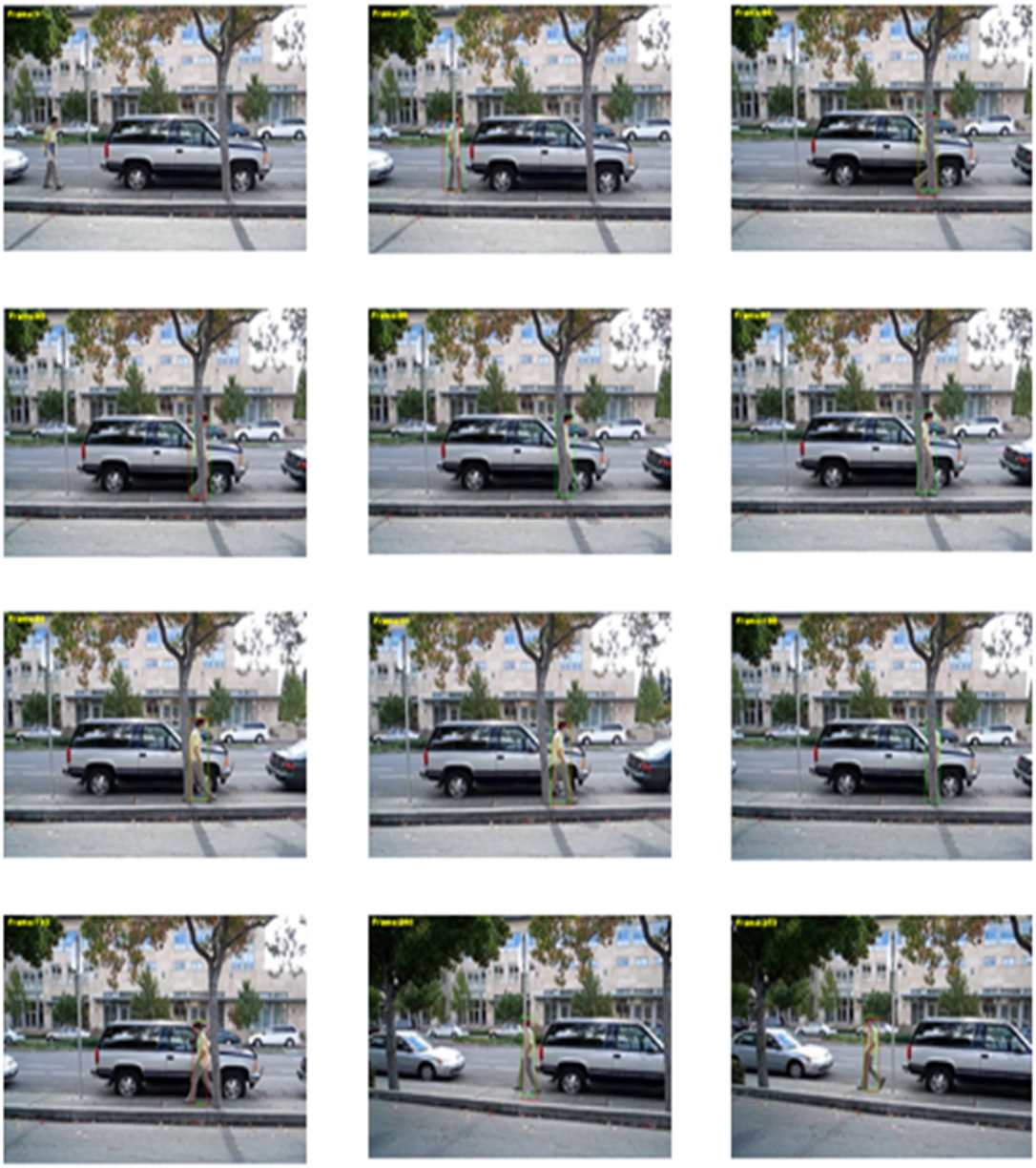

FIGURE 5.8 – La détection et le suivi de l'objet durant le déroulement d'une séquence d'images

La Figure 5.9 illustre la variation du taux de recouvrement durant le déroulement de la séquence d'images David3. La courbe montre que dans la plupart des trames le taux de recouvrement est supérieur au seuil fixé (0.5), ce qui tra-

duit une bonne localisation de la cible par le tracker PFHist. Les trames ayant un taux de recouvrement nul ou presque nul correspondent principalement aux phases d'occultation partielle ou totale de l'objet. Cette diminution s'explique par la dégradation temporaire de l'information visuelle disponible, affectant l'estimation de l'état dans le cadre du filtrage particulaire. Toutefois, le retour rapide du taux de recouvrement à des valeurs élevées après l'occultation démontre la capacité du modèle à se réadapter grâce à la représentation par histogramme de couleur, qui conserve une certaine robustesse aux variations d'apparence.

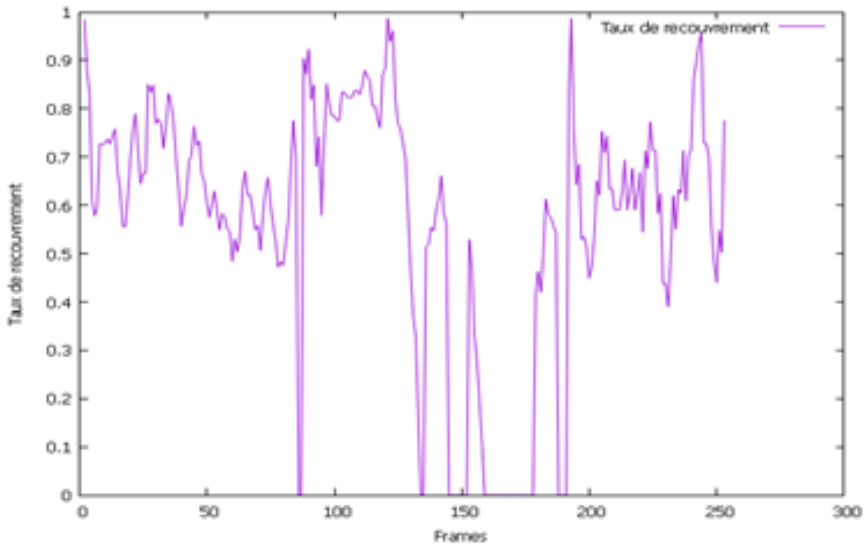

FIGURE 5.9 – Taux de recouvrement durant le déroulement de la séquence David3.

5.3.2.2 Analyse de la robustesse du tracker en situation d'occultation (séquences OTB)

Afin de s'assurer que le tracker PFHist peut détecter et suivre la cible après l'occultation nous avons le testé avec d'autre séquences d'images. La figure 5.10 montre les résultats obtenus.



FIGURE 5.10 – Détection et suivie d'objet après une occultation dans quelque séquence de la base OTB

5.3.2.3 Analyse qualitative du suivi sous différentes conditions

En appliquant le tracker PFHist à d'autres séquences d'images, nous avons remarqué que le tracker ne donne pas toujours des résultats satisfaisants. Mais en choisissant la distance d'intersection comme métrique pour la comparaison des histogrammes nous avons pu obtenir des résultats acceptables. La Figure 5.11, colonne 1 et 2 illustre le résultat obtenu avec la séquence d'image Woman ayant les diffécultés (IV, SV, OCC, DEF, MB, FM, OPR).

Le tracker est testé aussi avec des séquences contenant des images floues BlurCar1 (MB, FM) ou des objets ayant les mêmes couleurs que l'objet cible Basketball (IV, OCC, DEF, OPR, BC). Les résultats obtenus (Figure 5.11 les colonnes 3 et 4) ont montré qu'il peut suivre l'objet dans ces cas, puisque les particules distribuées dans chaque trame permettent de détecter l'objet même s'il est perdu dans les trames précédentes.

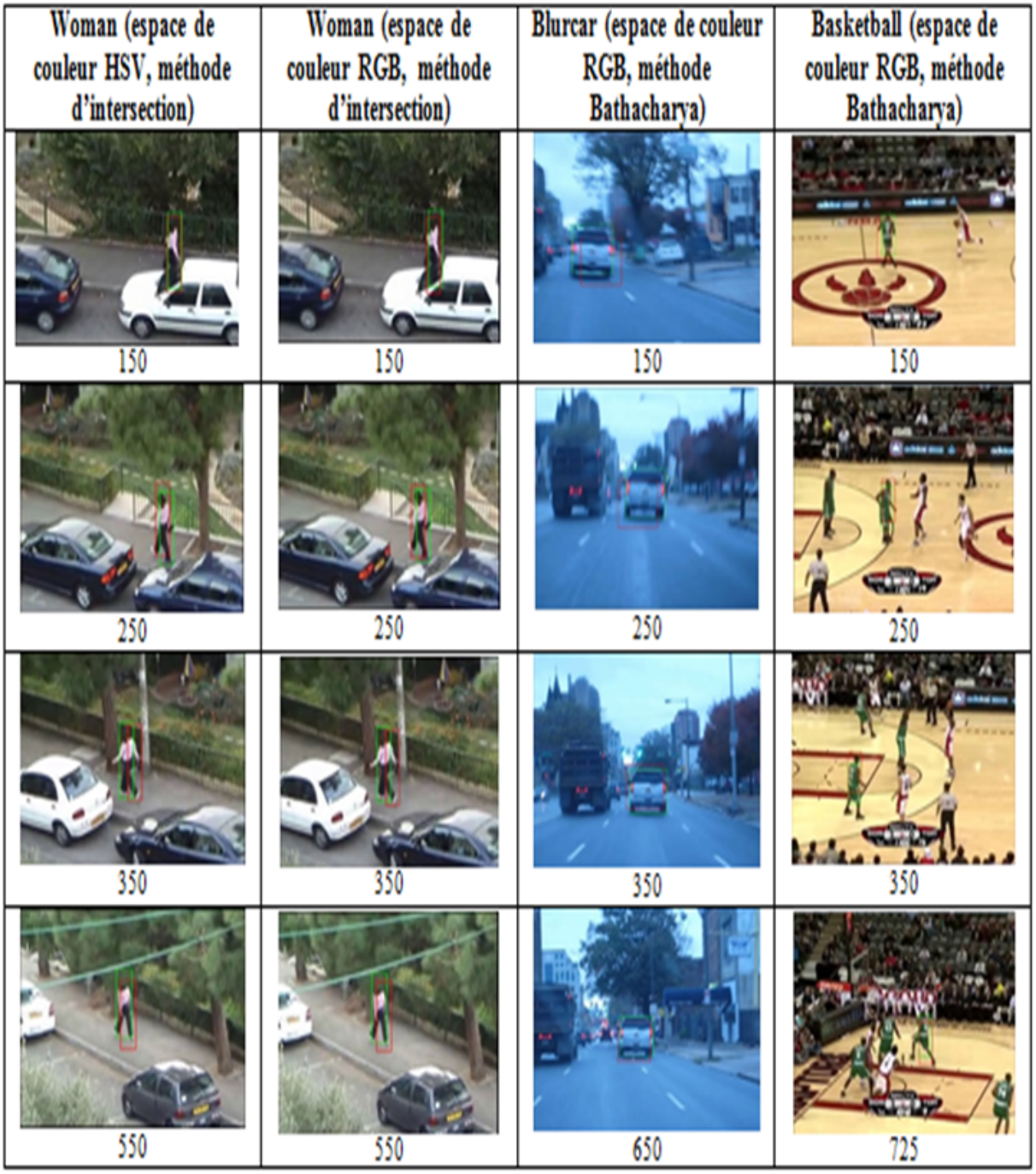

FIGURE 5.11 – Suivi d'objet dans quelque séquence de la base OTB avec des conditions différentes.

5.4 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la validation expérimentale du tracker proposé PFHist. Pour ce faire, nous avons présenté une analyse quantitative et qualitative effectuée sur des séquences choisies du benchmark OTB. Notre but était d'évaluer la précision, la robustesse et la stabilité du modèle dans des scénarios de suivi distincts, particulièrement en présence de variations d'échelle, de mouvements rapides, de changements d'illumination ainsi que de situations d'occultation partielle ou totale.

Les résultats quantitatifs obtenus montrent que notre tracker PFHist présente des performances compétitives et supérieures dans plusieurs cas aux algorithmes de suivi classiques comme MeanShift et KAMS, ainsi qu'à d'autres trackers de référence comme CT, CSK et TM. L'analyse des métriques de précision, du taux de recouvrement et du taux de succès a permis de mettre en évidence la capacité du modèle proposé à localiser la cible sur la plupart des séquences testées. L'étude de l'influence de l'espace de couleur a également montré que l'utilisation de l'espace HSV améliore la robustesse du suivi, notamment dans le cas des variations d'illumination. Les expérimentations qualitatives affirment visuellement ces résultats, elles montrent la capacité du tracker à récupérer la cible après des occultations et à s'adapter aux variations de la scène.

Globalement, notre modèle basé sur l'exploitation du principe du filtrage particulaire et l'histogramme de couleur permet d'obtenir un compromis entre robustesse aux perturbations visuelles, précision de localisation et complexité computationnelle. Les résultats obtenus confirment la pertinence de l'approche proposée et constituent une base solide pour les perspectives d'amélioration présentées dans le prochain chapitre.

Chapitre 6

Conclusion générale

Le suivi d'objet est un problème fréquemment rencontré dans le domaine de la vision par ordinateur. Il peut être considéré comme la problématique centrale dans de nombreuses applications telles que la vidéosurveillance, l'analyse de scènes dynamiques et les systèmes intelligents. L'objectif principal de ce travail était de concevoir une approche robuste et stable capable d'assurer une localisation précise d'une cible malgré les variations d'illumination, les mouvements rapides, les situations d'occultation et les changements d'échelle.

Au début, une étude théorique et approfondie des approches existantes a permis d'analyser les méthodes déterministes et probabilistes de suivi. Une attention spécifique a été portée aux méthodes basées sur les histogrammes de couleur, du fait que sa simplicité et son efficacité computationnelle constituent des atouts majeurs. Cependant, leurs limites face aux variations dynamiques complexes ont été mises en évidence, particulièrement l'absence d'information spatiale et la sensibilité à certaines perturbations visuelles.

Afin de surmonter ces limitations, ce travail a proposé une approche intégrant le filtrage particulaire à une représentation de la cible par histogramme de couleur. Le filtrage particulaire offre un cadre probabiliste flexible, capable de modéliser des dynamiques non linéaires et non gaussiennes, tout en prenant en compte l'incertitude inhérente au processus de suivi. L'association du filtrage particulaire avec une description photométrique adaptée permet d'obtenir un compromis ef-

ficace entre robustesse et précision. Les expériences effectuées sur des séquences issues du benchmark OTB ont montré la compétitivité de la méthode proposée. Les résultats obtenus en termes de précision, de taux de succès et de recouvrement confirment que le modèle est capable de maintenir une localisation fiable dans des scénarios complexes distincts. L'étude comparative des espaces colorimétriques a également mis en évidence l'intérêt du choix de l'espace approprié à chaque scénario pour améliorer la robustesse face aux variations de la scène.

En définitive, les contributions apportées dans cette thèse confirment la pertinence de l'intégration du filtrage particulaire avec une modélisation par histogramme de couleur pour le suivi visuel d'objets. Cette approche ouvre la voie à des perspectives amélioratives, notamment L'intégration de descripteurs complémentaires (texture par exemple), L'adaptation automatique des paramètres du filtre, Le développement de méthodes permettant la sélection automatique de l'espace colorimétrique le plus approprié pour chaque séquence d'images, afin d'améliorer la qualité du suivi et l'amélioration de la méthode pour permettre le suivi multi-objets. Parmi les perspectives les plus prometteuses figure l'intégration d'approches d'apprentissage profond au sein du modèle probabiliste proposé. Une approche hybride combinant le filtrage particulaire avec des représentations profondes permettrait d'exploiter simultanément la puissance descriptive du Deep Learning et la capacité du filtre particulaire à modéliser l'incertitude et la dynamique temporelle. Ainsi, ce travail constitue une base solide pour le développement de systèmes de suivi plus robustes, adaptatifs et performants dans des environnements dynamiques et incertains.

Bibliographie

[1] Paul A Brasnett et al. « Particle filtering with multiple cues for object tracking in video sequences ». In : *Image and Video Communications and Processing 2005*. T. 5685. Backup Publisher : International Society for Optics and Photonics. SPIE, 2005, p. 430-441. DOI : 10.1117/12.585882. URL : https://doi.org/10.1117/12.585882.

[2] Arnaud Doucet, Simon Godsill et Christophe Andrieu. « On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering ». In : *Statistics and computing* 10 (2000), p. 197-208. URL : https://doi.org/10.1023/A:1008935410038.

[3] François Brémond, Monique Thonnat et Marcos Zúñiga. « Video-understanding framework for automatic behavior recognition ». en. In : *Behavior Research Methods* 38.3 (août 2006), p. 416-426. ISSN : 1554-351X, 1554-3528. DOI : 10.3758/BF03192795. URL : http://link.springer.com/10.3758/BF03192795 (visité le 21/02/2026).

[4] Sebastian Thrun et al. « Stanley : The robot that won the DARPA Grand Challenge ». en. In : *Journal of Field Robotics* 23.9 (sept. 2006), p. 661-692. ISSN : 1556-4959, 1556-4967. DOI : 10.1002/rob.20147. URL : https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/rob.20147 (visité le 21/02/2026).

[5] Jia Liu et al. « Automatic player detection, labeling and tracking in broadcast soccer video ». In : *Pattern recognition letters* 30.2 (2009), p. 103-113. URL : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865508000627 (visité le 21/02/2026).

[6] Davide Scaramuzza et al. « Vision-controlled micro flying robots : from system design to autonomous navigation and mapping in GPS-denied environments ». In : *IEEE Robotics & Automation Magazine* 21.3 (2014), p. 26-40. URL : https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6880770/ (visité le 21/02/2026).

[7] Richard Szeliski. *Computer vision : algorithms and applications*. Springer Nature, 2022. URL : https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=QptXEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR9&dq=Computer+Vision:+Algorithms+and+Applications&ots=BNBbA1WEvn&sig=NU_JziL7bhr-1deQWXUYV7ahTLc (visité le 21/02/2026).

[8] Himani S. Parekh DGT et K. Jaliy Udesang. « A survey on object detection and tracking methods ». In : *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering* 2.2 (2014).

[9] *A Survey on Moving Object Detection and Tracking... - Google Scholar*. URL : https://scholar.google.com/scholar?hl=en&as_sdt=0%2C5&q=A+Survey+on+Moving+Object+Detection+and+Tracking+in+Video+Surveillance+System&btnG= (visité le 18/02/2026).

[10] Rupali S. Rakibe et Bharati D. Patil. « Background subtraction algorithm based human motion detection ». In : *International Journal of scientific and research publications* 3.5 (2013), p. 2250-3153. URL : https://www.academia.edu/download/93509717/ijsrp-p17106.pdf (visité le 18/02/2026).

[11] Abhishek Kumar Chauhan et Prashant Krishan. « Moving object tracking using gaussian mixture model and optical flow ». In : *International journal of advanced research in computer science and software engineering* 3.4 (2013). URL : https://www.researchgate.net/profile/Deep-Kumar-18/publication/373929446_Moving_Object_Tracking_using_Gaussian_Mixture_Model_and_Optical_Flow/links/6673b7f4d21e220d89c0d411/Moving-Object-Tracking-using-Gaussian-Mixture-Model-and-Optical-Flow.pdf (visité le 18/02/2026).

[12] M. Sankari et C. Meena. « Estimation of dynamic background and object detection in noisy visual surveillance ». In : *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 2.6 (2011). URL : https://pdfs.semanticscholar.org/235b/82dfd069c7f40503fa588213691530aad2f0.pdf (visité le 18/02/2026).

[13] Jae-Yeong Lee et Wonpil Yu. « Visual tracking by partition-based histogram backprojection and maximum support criteria ». In : *2011 IEEE international conference on robotics and biomimetics*. IEEE, 2011, p. 2860-2865. URL : https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6181739/ (visité le 19/02/2026).

[14] Ruolin Zhang et Jian Ding. « Object tracking and detecting based on adaptive background subtraction ». In : *Procedia Engineering* 29 (2012), p. 1351-1355.

[15] Alper Yilmaz, Omar Javed et Mubarak Shah. « Object tracking : A survey ». In : *Acm computing surveys (CSUR)* 38.4 (2006), 13-es. URL : https://doi.org/10.1145/1177352.1177355.

[16] Imrankhan Pathan et Chetan Chauhan. « A Survey on Moving Object Detection and Tracking Methods ». In : *Computer Science*. 2015. URL : https://api.semanticscholar.org/CorpusID:6112133.

[17] SR Balaji et S Karthikeyan. « A survey on moving object tracking using image processing ». In : *2017 11th international conference on intelligent systems and control (ISCO)*. IEEE, 2017, p. 469-474.

[18] Rahul Sharma et Subham Gupta. « A Survey on Moving Object Detection and Tracking Based On Background Subtraction ». In : *The Oxford Journal of Intelligent Decision and Data Science* 01 (2018), p. 55-62.

[19] Rudolph Emil Kalman. « A new approach to linear filtering and prediction problems ». In : *Transaction of the ASME Journal of Basic Engineering* (1960), p. 35-45.

[20] Shen-Yong Chen. « Kalman filter for robot vision : a survey ». In : *IEEE Transactions on industrial electronics* 59.11 (2011), p. 4409-4420.

[21] Daniel Ponsa et al. « Multiple vehicle 3D tracking using an unscented Kalman ». In : *Proceedings. 2005 IEEE Intelligent Transportation Systems, 2005.* IEEE, 2005, p. 1108-1113.

[22] Kostia Robert. « Night-time traffic surveillance : A robust framework for multi-vehicle detection, classification and tracking ». In : *2009 Sixth IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance.* IEEE, 2009, p. 1-6.

[23] Neil J Gordon, David J Salmond et Adrian FM Smith. « Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation ». In : *IEE proceedings F (radar and signal processing).* T. 140,2. IET, 1993, p. 107-113.

[24] Genshiro Kitagawa. « Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models ». In : *Journal of computational and graphical statistics* 5.1 (1996), p. 1-25.

[25] Elise Arnaud, Etienne Memin et Bruno Cernuschi-Frias. « Conditional filters for image sequence-based tracking-application to point tracking ». In : *IEEE Transactions on image processing* 14.1 (2004), p. 63-79.

[26] Ingemar J. Cox et Sunita L. Hingorani. « An efficient implementation of Reid's multiple hypothesis tracking algorithm and its evaluation for the purpose of visual tracking ». In : *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 18.2 (1996), p. 138-150.

[27] Donald Reid. « An algorithm for tracking multiple targets ». In : *IEEE transactions on Automatic Control* 24.6 (2003), p. 843-854.

[28] Stan Birchfield. « Elliptical head tracking using intensity gradients and color histograms ». In : *Proceedings. 1998 IEEE Computer Society conference on computer vision and pattern recognition (Cat. No. 98CB36231).* IEEE, 1998, p. 232-237.

[29] Haim Schweitzer, James Wesley Bell et Feng Wu. « Very fast template matching ». In : *European Conference on Computer Vision.* Springer, 2002, p. 358-372.

[30] Jakob SANTNER et al. « PROST : Parallel robust online simple tracking ». In : *2010 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition*. IEEE, 2010, p. 723-730.

[31] Zdenek KALAL, Krystian MIKOLAJCZYK et Jiri MATAS. « Tracking-learning-detection ». In : *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 34.7 (2011), p. 1409-1422.

[32] Matej KRISTAN et al. « The visual object tracking vot2015 challenge results ». In : *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision workshops*. 2015, p. 1-23.

[33] Dorin COMANICIU, Visvanathan RAMESH et Peter MEER. « Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift ». In : *Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2000 (Cat. No. PR00662)*. T. 2. IEEE, 2000, p. 142-149.

[34] Dorin COMANICIU et Peter MEER. « Mean shift : A robust approach toward feature space analysis ». In : *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 24.5 (2002), p. 603-619.

[35] Dorin COMANICIU, Visvanathan RAMESH et Peter MEER. « Kernel-based object tracking ». In : *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 25.5 (2003), p. 564-577.

[36] Anand Singh JALAL et Vrijendra SINGH. « The state-of-the-art in visual object tracking ». In : *Informatica* 36.3 (2012).

[37] Shai AVIDAN. « Support vector tracking ». In : *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 26.8 (2004), p. 1064-1072.

[38] Rahul MISHRA, Mahesh K CHOUHAN et Dr Dhiiraj NITNAWWRE. « Multiple object tracking by kernel based centroid method for improve localization ». In : *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering* 2.7 (2012), p. 137-140.

[39] Michael J BLACK et Allan D JEPSON. « Eigentracking : Robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation ». In : *International Journal of Computer Vision* 26 (1998), p. 63-84.

[40] Qing WANG et al. « Object tracking via partial least squares analysis ». In : *IEEE Transactions on Image Processing* 21.10 (2012), p. 4454-4465.

[41] Xi LI et al. « Robust visual tracking based on incremental tensor subspace learning ». In : *2007 IEEE 11th international conference on computer vision*. IEEE, 2007, p. 1-8.

[42] Jing WEN et al. « Incremental learning of weighted tensor subspace for visual tracking ». In : *2009 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. IEEE, 2009, p. 3688-3693.

[43] Sylvain BOLTZ. « A statistical framework in variational methods of image and video processing problems with high dimensions ». PhD Thesis. Université Nice Sophia Antipolis, 2008.

[44] Ahmed ELGAMMAL, Ramani DURAISWAMI et Larry S DAVIS. « Probabilistic tracking in joint feature-spatial spaces ». In : *2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings.* T. 1. IEEE, 2003, p. I-I.

[45] Vincent GARCIA. « Suivi d'objets d'intérêt dans une séquence d'images : des points saillants aux mesures statistiques ». PhD Thesis. University of Nice – Sophia Antipolis, 2008.

[46] Daniel P HUTTENLOCHER, Jae J NOH et William J RUCKLIDGE. « Tracking non-rigid objects in complex scenes ». In : *1993 (4th) International Conference on Computer Vision*. IEEE, 1993, p. 93-101.

[47] Lili MA et al. « A improved silhouette tracking approach integrating particle filter with graph cuts ». In : *2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. IEEE, 2010, p. 1142-1145.

[48] Baoxin LI et al. « Model-based temporal object verification using video ». In : *IEEE Transactions on Image Processing* 10.6 (2001), p. 897-908.

[49] Demetri TERZOPOULOS et Richard SZELISKI. « Tracking with Kalman snakes ». In : *Active vision* 20 (1992), p. 3-20.

[50] Marcelo Bertalmio, Guillermo Sapiro et Gregory Randall. « Morphing active contours ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22.7 (2000), p. 733-737.

[51] Yunqiang Chen, Yong Rui et Thomas S Huang. « JPDAF based HMM for real-time contour tracking ». In : *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*. T. 1. IEEE, 2001, p. I-I.

[52] Mohamed Alimoussa. « Descripteur hybride compact multi-espace couleur pour la classification de textures ». In : Université du Littoral Côte d'Opale, 2024. URL : https://theses.fr/api/v1/document/2024DUNK0735 (visité le 28/02/2026).

[53] Bao Chau K. Ly et al. « Research Techniques Made Simple : Cutaneous Colorimetry : A Reliable Technique for Objective Skin Color Measurement ». en. In : *Journal of Investigative Dermatology* 140.1 (jan. 2020), 3-12.e1. ISSN : 0022202X. DOI : 10.1016/j.jid.2019.11.003. URL : https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0022202X19333974 (visité le 28/02/2026).

[54] Krystian Safjan. « Metrics Used to Compare Histograms ». In : *Krystian's Safjan Blog* (2020).

[55] Dae-Hwan Kim, Hyo-Kak Kim et Sung-Jea Ko. « Spatial color histogram based center voting method for subsequent object tracking and segmentation ». In : *Image and Vision Computing* 29.12 (2011), p. 850-860. URL : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0262885611001016 (visité le 31/12/2025).

[56] Yun Gao, Hao Zhou et Xue Jie Zhang. « A Novel Object Tracking Based on Foreground Hue Histogram ». In : *Applied Mechanics and Materials* 278 (2013), p. 1205-1210. DOI : https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.278-280.1205. URL : https://www.scientific.net/AMM.278-280.1205 (visité le 31/12/2025).

[57] Wei WANG, Chun Ping WANG et Qiang FU. « An image tracking method based on color co-occurrence histograms ». In : *Applied Mechanics and Materials* 239 (2013), p. 936-941. DOI : https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.239-240.936. URL : https://www.scientific.net/AMM.239-240.936 (visité le 31/12/2025).

[58] Yu YANG et al. « Object tracking based on corrected background-weighted histogram mean shift and kalman filter ». In : *Advanced Materials Research* 765 (2013), p. 720-725. URL : https://www.scientific.net/AMR.765-767.720 (visité le 31/12/2025).

[59] Oumaima SLITI et al. « Robust object tracking using log-Gabor filters and color histogram ». In : *International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*. T. 2. SCITEPRESS, 2014, p. 687-694. URL : https://www.scitepress.org/Papers/2014/48293/ (visité le 25/03/2026).

[60] Hamd AIT ABDELALI et al. « Fast and robust object tracking via accept–reject color histogram-based method ». In : *Journal of Visual Communication and Image Representation* 34 (2016), p. 219-229. URL : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1047320315002266 (visité le 31/12/2025).

[61] Tamer RABIE et al. « Color histogram contouring : a new training-less approach to object detection ». In : *Electronics* 13.13 (2024), p. 2522. URL : https://www.mdpi.com/2079-9292/13/13/2522 (visité le 31/12/2025).

[62] Arnaud DOUCET, Nando FREITAS et Neil GORDON. « An Introduction to Sequential Monte Carlo Methods ». In : *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. Sous la dir. d'Arnaud DOUCET, Nando FREITAS et Neil GORDON. New York, NY : Springer New York, 2001, p. 3-14. ISBN : 978-1-4419-2887-0 978-1-4757-3437-9. DOI : 10.1007/978-1-4757-3437-9_1. URL : http://link.springer.com/10.1007/978-1-4757-3437-9_1 (visité le 01/01/2026).

[63] Michael ISARD et Andrew BLAKE. *Condensation—conditional density propagation for... - Google Scholar*. 1998. URL : https://scholar.google.com/

scholar?hl=en&as_sdt=0%2C5&q=Condensation%E2%80%94conditional+density+propagation+for+visual+tracking&btnG= (visité le 01/01/2026).

[64] P. Pérez et al. « Color-Based Probabilistic Tracking ». en. In : *Computer Vision — ECCV 2002*. Sous la dir. de Gerhard Goos et al. T. 2350. Series Title : Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2002, p. 661-675. ISBN : 978-3-540-43745-1 978-3-540-47969-7. DOI : 10.1007/3-540-47969-4_44. URL : http://link.springer.com/10.1007/3-540-47969-4_44 (visité le 02/01/2026).

[65] Dieter Fox et al. « Particle filters for mobile robot localization - Google Scholar ». In : *Sequential Monte Carlo methods in practice*. Springer. 2001, p. 401-428. URL : https://scholar.google.com/scholar?hl=en&as_sdt=0%2C5&q=Particle+filters+for+mobile+robot+localization&btnG= (visité le 01/01/2026).

[66] Cody Kwok, Dieter Fox et Marina Meila. « Adaptive real-time particle filters for robot localization - Google Scholar ». In : t. 2. 2003, p. 2836-2841. URL : https://scholar.google.com/scholar?hl=en&as_sdt=0%2C5&q=Adaptive+real-time+particle+filters+for+robot+localization&btnG= (visité le 01/01/2026).

[67] Qi-bin Zhang, Peng Wang et Zong-hai Chen. « An improved particle filter for mobile robot localization based on particle swarm optimization ». In : *Expert Systems with Applications* 135 (2019), p. 181-193. URL : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417419304063 (visité le 01/01/2026).

[68] Osama Abdul Hafez, Mathieu Joerger et Matthew Spenko. « How safe is particle filtering-based localization for mobile robots ? An integrity monitoring approach ». In : *IEEE Transactions on Robotics* 40 (2024), p. 3372-3387. URL : https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10577499/ (visité le 01/01/2026).

[69] Chetan M Bukey, Shailesh V Kulkarni et Rohini A Chavan. « Multi-object tracking using Kalman filter and particle filter | IEEE Conference

Publication | IEEE Xplore ». In : 2017, p. 1688-1692. URL : https://ieeexplore.ieee.org/document/8392001 (visité le 02/01/2026).

[70] Nana ZHANG et al. « An improved target tracking algorithm and its application in intelligent video surveillance system ». en. In : *Multimedia Tools and Applications* 79.23-24 (juin 2020), p. 15965-15983. ISSN : 1380-7501, 1573-7721. DOI : 10.1007/s11042-018-6871-y. URL : http://link.springer.com/10.1007/s11042-018-6871-y (visité le 01/01/2026).

[71] Matej KRISTAN et al. « The Visual Object Tracking VOT2013 Challenge Results ». In : *2013 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. Sydney, Australia : IEEE, déc. 2013, p. 98-111. ISBN : 978-1-4799-3022-7. DOI : 10.1109/ICCVW.2013.20. URL : http://ieeexplore.ieee.org/document/6755885/ (visité le 01/02/2026).

[72] Matej KRISTAN et al. « The Visual Object Tracking VOT2016 Challenge Results ». en. In : *Computer Vision – ECCV 2016 Workshops*. Sous la dir. de Gang HUA et Hervé JÉGOU. T. 9914. Series Title : Lecture Notes in Computer Science. Cham : Springer International Publishing, 2016, p. 777-823. ISBN : 978-3-319-48880-6 978-3-319-48881-3. DOI : 10.1007/978-3-319-48881-3_54. URL : http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-48881-3_54 (visité le 01/02/2026).

[73] Yi WU, Jongwoo LIM et Ming-Hsuan YANG. « Online object tracking : A benchmark ». In : *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2013, p. 2411-2418.

[74] Yi WU, Jongwoo LIM et Ming-Hsuan YANG. « Object Tracking Benchmark ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 37.9 (sept. 2015), p. 1834-1848. ISSN : 0162-8828, 2160-9292. DOI : 10.1109/TPAMI.2014.2388226. URL : http://ieeexplore.ieee.org/document/7001050/ (visité le 01/02/2026).

[75] Arnold WM SMEULDERS et al. « Visual tracking : An experimental survey ». In : *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 36.7 (2013), p. 1442-1468.

[76] Luka ČEHOVIN, Matej KRISTAN et Aleš LEONARDIS. « Is my new tracker really better than yours ? » In : *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*. IEEE, 2014, p. 540-547.

[77] David A ROSS et al. « Incremental learning for robust visual tracking ». In : *International journal of computer vision* 77 (2008), p. 125-141.

[78] Boris BABENKO, Ming-Hsuan YANG et Serge BELONGIE. « Visual tracking with online multiple instance learning ». In : *2009 IEEE Conference on computer vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2009, p. 983-990.

[79] Junseok KWON et Kyoung Mu LEE. « Visual tracking decomposition ». In : *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2010, p. 1269-1276.

[80] Isabelle LEANG. « On-line fusion of visual object tracking algorithms (Fusion en ligne d'algorithmes de suivi visuel d'objet) ». PhD Thesis. Pierre et Marie Curie-Paris VI University, 2016.

[81] Kaihua ZHANG, Lei ZHANG et Ming-Hsuan YANG. « Real-Time Compressive Tracking ». In : *Computer Vision – ECCV 2012*. Sous la dir. d'Andrew FITZGIBBON et al. Springer Berlin Heidelberg, 2012, p. 864-877.

[82] Joao F HENRIQUES et al. « Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels ». In : *European conference on computer vision*. Springer, 2012, p. 702-715.

[83] Fanghui LIU et al. « Robust visual tracking revisited : From correlation filter to template matching ». In : *IEEE Transactions on Image Processing* 27.6 (2018), p. 2777-2790.

[84] Saadia MEDOUAKH. « Détection et suivi d'objets ». Thèse de doctorat. Université Mohamed Khider, Biskra, Algérie, 2019.