

Université Mohamed Khider – Biskra
Faculté des Sciences et de la technologie
Département : Génie Electrique
Ref :



جامعة محمد خيضر بسكرة
كلية العلوم و التكنولوجيا
قسم: الهندسة الكهربائية
المرجع:

Mémoire présenté en vue de l'obtention
Du diplôme de
Magister en : Electronique

Option : Signaux et communications

**Etude d'un système de Capture de mouvement
(MOCAP) utilisant le filtrage particulaire**

Présenté par :
AYADI LASSAAD

Soutenu publiquement le **08/12/2015**

Devant le jury composé de :

Docteur	S.SBAA	MCA	Président	U. BISKRA
Professeur	Z.E.BAARIR	Pr	Rapporteur	U. BISKRA
Docteur	A.OUAFI	MCA	Examineur	U. BISKRA
Docteur	N.TERKI	MCA	Examineur	U. BISKRA

Dédicace

JE DEDIE CE MODESTE TRAVAIL

A LA MEMOIRE DE MES PARENTS

A MA FEMME, MES FRERES ET MES SCEURS

A TOUTE MA FAMILLE

A TOUS MES COLLEGUES

ET MES AMIS PARTOUT

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à toutes ceux qui m'ont apportée leur soutien, leur amitié ou leur expérience tout au long de ce travail.

Je tiens à exprimer ma gratitude et mes vifs remerciements au Dr BAARIR ZINE DINE, 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 ce mémoire et également pour avoir accepté la charge de rapporteur. Merci encore de m'avoir accueilli au sein de son équipe de recherche "Traitement d'images" du laboratoire de recherche LESIA.

Mes vifs remerciements vont au président et membres du jury pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant de juger ce travail:

Mr le Dr SBAA SALIM pour avoir accepté de présider le jury de soutenance ainsi que Messieurs Dr OUAFI ABEDKRIM, Dr TOURKI NADJIBA pour avoir bien voulu juger ce travail en prenant la charge d'examineurs.

Je remercie également tous les enseignants qui m'ont formé au cours de ces longues années et qui m'ont amené jusqu'ici, en particulier: Mr. CHERIF FOUJIL, DIBLOU, BENAKCHA.

Merci à tous que ceux que je n'ai pas cités ici et qui ont une place dans mes pensées puissent m'excuser.

Enfin, je remercie ma femme, mes frères et sœur pour leur patience, leur soutien moral, leurs encouragements et pour tous ce qu'ils ont fait pour moi.

AYADI LASSAAD

Table de matière

Introduction générale.....1

Chapitre 1 : Système de capture du mouvement (MOCAP)

1.1. Introduction.....4

1.2. Définition de la technique.....6

1.3. Systèmes de captures de mouvements.....7

1.3.1 Systèmes mécaniques.....7

1.3.2 Systèmes d'acquisition magnétiques.....9

1.3.3 Systèmes d'acquisition optique à base de marqueur.....10

1.4. Conclusion.....15

Chapitre 2 : Filtrage bayésien pour les chaînes Markoviennes cachées

2.1 Introduction.....17

2.2 Filtre bayésien optimal.....18

2.3 Aperçus des méthodes existantes.....21

2.4 Les systèmes non aléatoires22

2.4.1 Filtre de Kalman ‘Modèle linéaire avec bruits additifs gaussiens’.....22

2.4.2 Extension du filtre de Kalman ‘Modèle non linéaire.....27

2.4.3 Méthodes numériques par maillage de l'espace d'état.....33

Table de matière

2.5 Conclusion	34
 Chapitre 3 : Filtrage particulaire (méthodes séquentielles de Monte Carlo)	
3.1 Introduction.....	36
3.2 Principe de Monte Carlo.....	36
3.3 Algorithme d'acceptation rejet.....	37
3.4 Echantillonnage pondéré.....	38
3.5 Méthodes séquentielles de Monte Carlo.....	40
3.5.1 Problème de dégénérescence et taille efficace du N-échantillon.....	43
3.5.2 La stratégie d'échantillonnage pondéré séquentiel	44
3.5.3 Stratégies de rééchantillonnage.....	48
3.6 Conclusion	49
 Chapitre 4 Simulation du système MOCAP, Résultats et Discussions	
4.1 Introduction	50
4.2 Comparaison entre le filtre de Kalman étendu et filtre particulaire.....	51
4.3 Simulation d'un système MOCAP.....	53
4.3.1 Simulation d'occlusion des marqueurs.....	56
4.3.2 Réalisation de l'hypothèse.....	57
4.4 Application de l'algorithme du filtrage particulaire	58
4.4.1 Influence du taux de bruit (écart-type).....	59
4.4.2 Influence du nombre de particule	62

Table de matière

a) L'erreur moyenne de la position des marqueurs	62
b) Le temps d'exécution du filtrage particulière.....	63
4.4.3 Influence du nombre d'occlusions.....	64
a) Cas de deux obstacles.....	65
b) Cas d'un seul obstacle	69
4.4.4 Influence de respecter l'hypothèse.....	72
a) Scène avec 5 caméras.....	72
b) Scène avec 6 caméras.....	75
c) Scène avec 07 caméras.....	77
4.5 Conclusion.....	80
Conclusion générale.....	81
Bibliographie.....	82
Liste des Tableaux	
Liste des Figures	
Liste des algorithmes	

Liste des figures

N° de figure	Titre	N °de page
1.1	Principe de système de capture de mouvement.	6
1.2	Système prosthétique de capture du mouvement (Société Gypsy).	8
1.3	Système de capture du mouvement FastTrack.	8
1.4	Exemple de système d'acquisition magnétique.	9
1.5	Principe de la capture de mouvement avec un système magnétique.	10
1.6	Principe de fonctionnement des systèmes optiques	11
1.7	Visualisation Temps Réel Du Cône De Vision De Chaque Camera	12
1.8	Plateau Et Sphères De Système Vicon	13
2.1	Graphe de dépendance orienté de la chaîne de Markov cachée	20
4.1	trajectoire réelle de la cible	52
4.2	Estimation de la trajectoire par le filtre de kalman étendu	52
4.3	Estimation de la trajectoire par le filtrage particulaire.	53
4.4	cube tagué par 08 marqueurs.	54
4.5	simulation de la scène et la trajectoire du cube	55
4.6	Mécanisme de filtrage particulaire	55
4.7	Graphes représentant des occlusions pour les marqueurs 1, 2, 3 et 4	56
4.8	Graphes présentant des occlusions pour les marqueurs 5, 6, 7 et 8	57
4.9	Illustration du nuage de particules pour l'estimation de la trajectoire	58
4.10	Estimation de la trajectoire du cube en utilisant le filtrage particulaire	59
4.11	Influence du taux de bruit sur l'erreur moyenne des positions estimées des marqueurs	61
4.12	Influence du taux de bruit sur les probabilités des positions estimées des marqueurs de se trouvés dans un rayon $\leq 100\text{mm}$ par rapport les positions réelles	62
4.13	Influence du nombre de particule sur l'erreur moyenne de la position estimées des marqueurs pour un taux de bruit fixe $=\pi/180$	63
4.14	Influence du nombre de particules sur le temps d'exécution du filtrage particulaire	64
4.15	Filtrage particulaire aux séquences images 39 et 61	65
4.16	Filtrage particulaire aux séquences images 79 et 96	65

Liste des figures

4.17	Filtrage particulaire aux séquences images 110 et 127	65
4.18	Filtrage particulaire aux séquences images 144 et 160	66
4.19	Filtrage particulaire aux séquences images 176 et 191	66
4.20	Estimation de la trajectoire du cube par filtrage particulaire ‘cas deux obstacle’	66
4.21	Graphe d’évolution de l’erreur moyenne de la position estimée du marqueur 1	67
4.22	Graphe d’évolution de l’erreur moyenne de la position estimée du marqueur 4	67
4.23	Graphe d’évolution de l’erreur moyenne de la position estimée du marqueur 5	68
4.24	Graphe d’évolution de l’erreur moyenne de la position estimée du marqueur 7	68
4.25	Graphe d’évolution de l’erreur moyenne de la position estimée du marqueur 8	69
4.26	Estimation de la trajectoire du cube par filtrage particulaire ‘cas un seul obstacle’	70
4.27	Graphe d’évolution de l’erreur moyenne de la position estimée des marqueurs	71
4.28	Filtrage particulaire avec l’hypothèse relâcher (05 cameras)	72
4.29	Chronogramme du nombre d’occlusion des marqueurs	73
4.30	Evolution de l’erreur moyenne de la position estimée des marqueurs	74
4.31	Filtrage particulaire avec l’hypothèse relâchée (6 caméras)	75
4.32	Chronogramme du nombre d’occlusion des marqueurs	75
4.33	Evolution de l’erreur moyenne de la position estimée des marqueurs	76
4.34	Filtrage particulaire avec l’hypothèse respecté (7 caméras)	77
4.35	Chronogrammes du nombre d’occlusions des marqueurs	77
4.36	Evolution de l’erreur moyenne de la position estimée des marqueurs	78
4.37	Erreur moyenne de la position estimée des marqueurs VS nombre de caméras	79

Liste des algorithmes

1. Filtre de Kalman pour la résolution du système page 25
2. Filtre de Kalman étendu pour la résolution du système page 29
3. Filtrage de Kalman sans parfum pour la résolution du système page 30
4. Méthode numérique par maillage de l'espace d'état page 33
5. Algorithme d'acceptation rejet page 38
6. Algorithme d'échantillonnage pondéré page 39
7. Echantillonnage pondéré séquentiel dans le cadre bayésien page 42
8. Echantillonnage pondéré séquentiel avec rééchantillonnage adaptatif page 46
9. Filtre bootstrap (SIR) page 47
10. Algorithme de rééchantillonnage multinomial page 48

Liste Des Tableaux

N° de tableau	Titre	N° de page
1	Spécifications d'un système Vicon	14
2	Influence du taux de bruit sur l'erreur moyenne des positions estimées des marqueurs et les probabilités d'avoir ces positions dans un rayon ≤ 100 mm par rapport les positions réelles	60
3	Influence du nombre de particule sur l'erreur moyenne de la position estimées des marqueurs pour un taux de bruit fixe $=\pi/180$	62
4	Influence du nombre de particules sur le temps d'exécution du filtrage pour un taux de bruit fixe $=\pi/180$	63
5	Erreur moyenne de la position estimée des marqueurs VS nombre de cameras	79

Introduction générale

La Capture du mouvement humain continue d'être un domaine de recherche de plus en plus actif dans le domaine de vision par ordinateur. Elle motive de nombreuses études, y compris la large gamme d'applications qu'elle recouvre, c'est une technique permettant d'enregistrer les positions et rotations d'objets ou de membres d'êtres vivants, pour en contrôler une contrepartie virtuelle sur ordinateur.

Il existe à l'heure actuelle, des systèmes de capture de mouvement commerciaux précis et relativement fiables, tels que les systèmes proposés par MOTION ANALYSIS , ou VICON.

La technologie de capture du mouvement est généralement utilisée pour l'analyse du mouvement à des fins médicales, ou pour l'étude du geste sportif, elle est aussi utilisée dans l'industrie du divertissement pour donner plus de réalisme aux mouvements humains dans les films et les jeux. 'Avatar' est un exemple fameux de film faisant massivement appel à la technologie de capture du mouvement.

Les systèmes optoélectroniques à marqueurs passifs sont certainement le type de système d'acquisition le plus répandu. Leur fondement demeure dans le suivi de marqueurs fortement réfléchissants (type catadioptré) à l'aide d'au moins deux caméras. Chaque caméra est équipée d'un projecteur (LED) dirigé vers le volume d'étude.

Les marqueurs sont suivis en deux dimensions par chacune des caméras. Une reconstruction en trois dimensions est possible lorsque chaque marqueur est repéré par au moins deux caméras même si trois ou plus sont préférables pour la précision. Le principe de reconstruction volumique se base sur les méthodes de triangulation spatiale.

En revanche, cette technologie souffre de problèmes qui la rendent inappropriée à une utilisation plus répandue. Par exemple, avec de tels systèmes, on subit le problème de la perte de visibilité des marqueurs (occlusions) qui peuvent être masqués par un obstacle (ou un autre marqueur, ou le sujet lui-même) lors d'un certain mouvement.

De plus, ils sont sensibles aux conditions lumineuses du studio dans lequel ils sont installés ce qui provoque des mesures bruitées issues des capteurs (cameras). Ceci provoque une perte de données, des trajectoires réelles des marqueurs ;en conséquence ,on n'aura pas une bonne reproduction du mouvement capté, ce qui nécessite un post-traitement pour corriger les erreurs.

Nous nous intéresserons dans ce travail à combler ce problème d'occlusions (des données manquantes et altérées) en utilisant les méthodes séquentielles de Monte-Carlo et en même temps valider l'hypothèse qu'au moins deux caméras doivent percevoir le marqueur.

Quand le modèle décrivant le système dynamique à approcher est hautement non-linéaire et/ou non-gaussien, les méthodes non-aléatoires (filtre de Kalman et extensions, méthodes numériques par maillage) échouent à donner une approximation précise de la loi de filtrage, avec un temps de calcul acceptable.

Certainement, l'utilisation de simulations par Monte Carlo pour la construction de cette loi est une alternative dont les performances se sont révélées encourageantes. Les méthodes séquentielles de Monte Carlo (MSMC) sont fondées sur ce principe.

Ces techniques sont souvent connues sous le nom de filtres particulaires et se sont imposées comme les algorithmes par excellence dans le domaine de la localisation et le suivi visuel d'un mobile (tracking). Cette technique a pour objectif de restituer et estimer la densité de filtrage liant les états des objets à suivre aux observations passées et présentes en l'approchant par un échantillon pondéré.

Outre leur simplicité de mise en œuvre, ces approches sont capables de maintenir au cours du temps des hypothèses multiples, ce qui les rend robustes face aux challenges du suivi visuel. De plus, de par leur nature probabiliste, leur formalisme très générique, elles permettent d'envisager des modélisations complexes pour les objets et les observations dont on dispose, dont les densités peuvent multimodales.

De manière générale, La base du filtrage particulaire est de modéliser le système par une chaîne de Markov cachée à temps discret. On cherche donc à estimer la valeur du processus aléatoire markovien (processus d'état) à partir des réalisations obtenues à différents pas de temps du processus d'observation (ou processus de mesure). Le système est décrit par :

- ✚ la distribution du processus d'état à l'instant initial.
- ✚ un modèle d'évolution de l'état, fixé a priori.
- ✚ un modèle de vraisemblance qui relie l'observation à l'état.

L'addition d'une connaissance à priori permet l'utilisation de méthodes bayésiennes. Dans cette situation, la résolution du problème d'inférence passe par la connaissance de la loi a posteriori, c.à.d. la loi du processus d'état connaissant les observations, qui transporte l'ensemble des informations statistiques disponibles sur le processus à estimer. Il est possible de créer un estimateur de l'état optimal, à partir de la connaissance ou d'une approximation de cette distribution.

Expliquer le concept du filtrage particulaire est donc de représenter et d'approcher empiriquement la densité à posteriori par un échantillon pondéré, également appelé particules qui sont des réalisations de la variable aléatoire (variable d'état). Chaque particule est donc une solution possible de l'état à estimer et son poids associé représente sa qualité par rapport aux observations dont on dispose. Ainsi, l'échantillon à l'instant t est calculé à partir de l'échantillon précédent. Pour obtenir une approximation (via un échantillonnage) de la densité de filtrage à l'instant courant. Pour cela, trois étapes sont nécessaires :

- ✚ une étape d'exploration de l'espace d'état durant laquelle on propage les particules via la fonction de proposition.
- ✚ une étape d'évaluation (ou de correction) de la qualité des particules qui vise à calculer leur nouveau poids.
- ✚ enfin une étape de sélection des particules (rééchantillonnage).

Pour traiter le sujet dans son contexte global, ce mémoire est organisé selon les chapitres suivants :

Le premier chapitre est une présentation générale sur la capture du mouvement, ainsi que les différentes techniques de capture utilisées à l'heure actuelle, tout en décrivant les problèmes d'occlusions qui confrontent les systèmes de capture optoélectroniques ; ces derniers constituent la problématique de notre travail. Il est donc nécessaire de traiter les données manquantes et bruitées l'hors de l'acquisition en utilisant le filtrage particulaire.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons un aperçu général sur les méthodes existantes dans le domaine de suivi, tout en rajoutant les difficultés à estimer l'état caché d'un système dynamique non linéaire face à des observations manquantes et bruitées. En revanche, nous montrerons la possibilité d'estimer une solution probabiliste en utilisant le filtrage particulaire. Cet algorithme sera bien détaillé dans le chapitre 3, en effectuant une simulation d'un système de suivi de trajectoire des marqueurs dans un système MOCAP en utilisant le filtrage particulaire.

Le chapitre 4 est consacré à discuter et analyser les résultats de notre simulation. La robustesse et les limites de notre algorithme de suivre les trajectoires des marqueurs placés sur notre objet en mouvement (cube) face au problème d'occlusions. Le taux de bruit de mesures, et le relâchement de l'hypothèse qu'au moins deux cameras doivent capter le marqueur seront aussi étudiés.

Finalement, nous achevons ce mémoire par une conclusion générale qui résume notre contribution, et nous proposons par ailleurs quelques perspectives liées à ce travail.

CHAPITRE 1

Système de capture du mouvement (MOCAP)

1.1 Introduction

Les racines de cette méthode sont la chronophotographie originellement développée dans un cadre médical. Les premiers systèmes sophistiqués ont été émergés dans les années 1980 pour l'armée avec les capteurs pour simulateurs d'aviation, ensuite en milieu médical pour des analyses physiologiques, scientifiques ou sportives (orthopédie, traumatologie, rééducation, en rapport avec la biomécanique en général).

Les études approfondies sur l'interactivité homme-machine et la réalité virtuelle sont à l'origine des divers systèmes de capture qui existent de nos jours. Elles donnent une création à divers périphériques d'entrées tels que les souris 2D et 3D, les joysticks, les écrans tactiles, les boîtes à boutons et à potentiomètres, les tablettes graphiques, les gants de données, les " track-ball ", les visiocasques, les capteurs magnétiques, les capteurs optiques, les capteurs à ultrasons,.....etc.

Au début des années 80, Tom Calvert professeur en informatique à l'université Simon Fraser aux Etats –Unis fixe des potentiomètres sur un corps humain pour des études de chorégraphie et pour détecter les anomalies du mouvement du corps. A partir d'un exo-squelette constitué de potentiomètres, placés sur le corps d'un être humain, le système capture les angles de flexion entre les articulations des différents membres [1].

Dans les années suivantes, les premiers systèmes de capture optique voient le jour. Ces systèmes fonctionnent à partir de diodes ou pastilles réfléchives placées sur un corps humain suivi par au moins deux cameras. A partir des images fournies par les caméras, un logiciel calcule les positions 3D de chacun des marqueurs.

En 1983, Ginsberg et Maxwell (MIT) utilisent le Op-Eye, un des premiers systèmes de capture optique, pour leurs recherches sur le " Graphical Marionette ". Ils obtiennent en temps réel l'animation d'un personnage virtuel en basse définition, à partir de deux caméras et de diodes placées sur les membres d'un acteur réel.

Cependant, les systèmes de l'époque révèlent les premiers problèmes liés au matériel et à la technique : les caméras ont une résolution et une fréquence d'échantillonnage trop faible ; aussi, l'occlusion des marqueurs présente un réel problème de fiabilité.

Ces techniques mises en place dans un premier temps pour instaurer un langage gestuel direct entre l'homme et la machine, évoluent vers l'acquisition de données pour la reproduction parfaite du mouvement d'un être humain .

En 1989, Motion Analysis expérimente son système de capture optique sur la chanteuse virtuelle “ Dozo ”. Le système a pour objectif d'obtenir un mouvement réaliste sur l'ensemble du corps du personnage. La tâche s'avère laborieuse à cause du manque d'expérience et de la jeunesse du système de l'époque. Mais le résultat laisse présager un avenir certain.

De nos jours, les sociétés Motion Analysis et Vicon proposent des systèmes les plus performants et précis du marché [1].

Les principales recherches sur l'évolution des systèmes de capture sont axées principalement sur :

- ✚ L'extension de l'espace d'acquisition.
- ✚ La saisie des données en temps réel.
- ✚ L'allègement du matériel porté par l'acteur.
- ✚ La capture de plusieurs personnages en même temps.

La qualité d'animation obtenue dépend de la phase du traitement des données reçues et de leur intégration. Il faut développer des solutions logicielles de qualité qui permettent de post-traiter les informations, de les corriger, d'estimer les positions, de gérer les problèmes d'occlusions dans le cas d'une acquisition optique et d'intégrer facilement les mouvements sur les personnages virtuels.

Nous présentons en premier lieu la technique, puis nous détaillerons dans la deuxième partie de ce chapitre, les différents systèmes de capture de mouvement existant à l'heure actuelle, ces derniers sont très variés et offrent des techniques de plus en plus fiables et précises. Chacune des technologies possède ses avantages et ses inconvénients qui influent directement sur la qualité du mouvement et le temps de production. L'adoption de la technique est spécialement orientée par le style artistique du personnage, le type d'animation à produire, et le type de production.

Nous finirons par une conclusion générale, qui met en œuvre le choix d'utiliser la capture optique par une proposition de la méthode de filtrage particulière pour étaler le problème lié à l'occlusion des marqueurs lors de l'acquisition des données dans un système de capture de mouvement.

1.2 Définition de la technique

La capture du mouvement est une technique d'animation de personnage virtuelle. Les systèmes de capture du mouvement sont des outils "software" et "hardware" qui permettent l'acquisition en temps réel ou en temps différé du mouvement d'un objet dans l'espace [4]. Ces systèmes mesurent la position ou l'orientation des membres d'un acteur réel selon une fréquence d'échantillonnage qui leur est propre [2], elles sont enregistrées et traitées par des logiciels spécifiques au système. Les données saisies se présentent sous la forme de données de transformation en fonction du temps.

La technique consiste à associer des capteurs à un acteur pour en acquérir le mouvement vers l'utilisation de système d'acquisition plus simple à mettre en œuvre. Ils augmentent l'interactivité entre l'animateur et le personnage virtuel. De plus, ils ont l'avantage de proposer des solutions peu coûteuses en temps réel ou en temps différé.

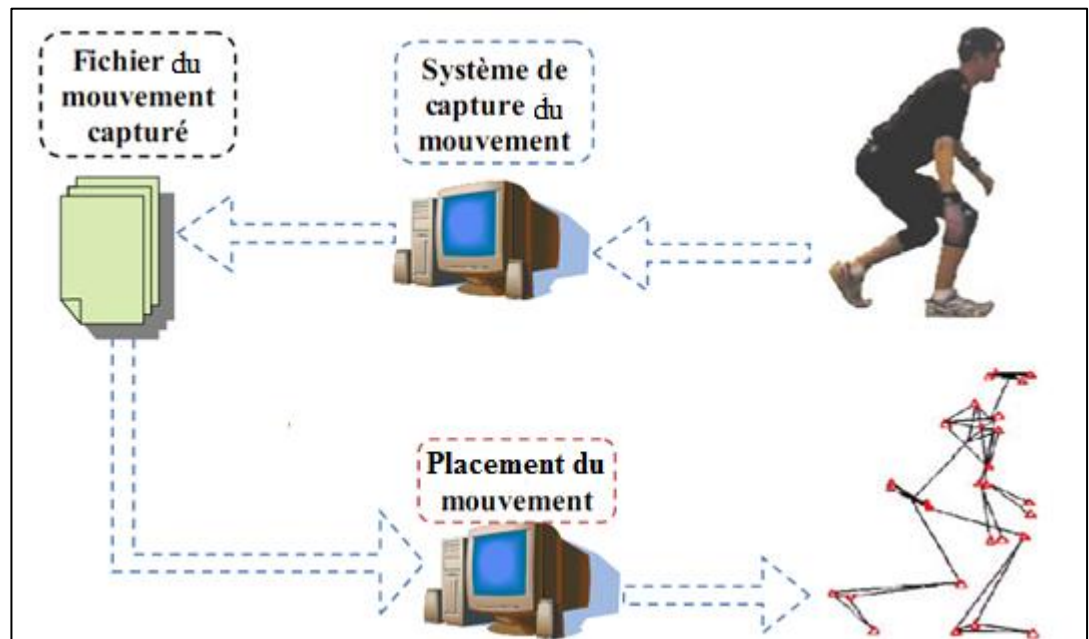


Figure.1.1. Principe du système de capture de mouvement.

Parallèlement aux systèmes de capture, des automatismes participent à compléter l'animation du personnage virtuel. A partir d'algorithmes spécifiques ou comportementaux, le personnage s'anime tout seul. Il prend vie en fonction de son caractère, de son métabolisme, de sa morphologie ou de son environnement. Cette

autonomie prend toute son ampleur lorsque le personnage est animé en temps réel. Ses réactions inattendues sont surprenantes. La richesse des animations automatiques dépend des banques de données qui constituent en quelque sorte la mémoire gestuelle du personnage.

Les systèmes de capture de mouvement répondent aux contraintes actuelles du marché. Ils permettent de fournir des animations réalistes, par exemple dans le domaine de la production de jeux vidéo ou de la réalisation de films animés, la capture du mouvement prend une part de plus en plus importante. Les animateurs des jeux ou films sont particulièrement intéressés par le mouvement. Tout leur art consiste à créer un mouvement de personnage auquel le spectateur ou le joueur doit croire. Cela ne signifie pas forcément que le mouvement soit réaliste, mais qu'il soit naturel et adapte au personnage.

1.3 systèmes de capture de mouvement

Différents systèmes de capture existent sur le marché. Ils diffèrent essentiellement par leur technologie. Ils sont de nos jours fréquemment utilisés en production pour l'animation de personnages.

Parmi tous les systèmes existants, on distingue néanmoins trois grandes familles les plus commercialisées, et qui se particularisent par les moyens de capture :

✚ Mécanique

✚ Magnétique

✚ Optique

Cependant, il existe d'autres systèmes d'acquisition moins répandus pour l'animation telle que l'acquisition vidéo, les systèmes d'acquisitions sonores ou la capture par centrales inertiels.

1.3.1 Systèmes mécaniques

Les systèmes d'acquisition mécaniques se présentent sous la forme d'un ensemble de structures rigides liées par des potentiomètres ou autres périphériques similaires de mesures angulaires. Ces capteurs sont placés près des principaux centres articulaires et adoptent la posture du corps humain (Figure II.2). Ici, la mesure est proprioceptive et c'est le mouvement des articulations de l'exosquelette qui est enregistré avec une grande précision[3]. La réalisation du film Avatar a également utilisé cette technologie.



Figure 1.2 : Système prosthétique de capture du mouvement (Société Gypsy).



Figure1.3: Système de capture du mouvement FastTrack.

Malgré son apparence archaïque comparée aux systèmes magnétiques ou optiques, ce type de système a les avantages suivants :

- ✚ Leur faible cout en fait un argument majeur pour les petites entreprises qui désirent un système de capture du mouvement.
- ✚ Il n'existe pas d'éléments perturbants pouvant empêcher le système de fonctionner.
- ✚ Le champ d'action de l'acteur lors de la capture du mouvement est quasiment illimité, puisque l'exosquelette n'est relié à aucun système externe.
- ✚ les mesures sont prises à l'aide de potentiomètres directement places sur les articulations, ce qui simplifie les traitements pour la reconstruction du

mouvement.

Cependant, les inconvénients majeurs, presque rédhibitoires sont :

- ✚ L'encombrement et la gêne occasionnés du système sur le corps de l'acteur :

Cette contrainte limite les mouvements de l'acteur tels que les cascades ou les prises de contact les plus simples.

- ✚ Le squelette est immuable et s'adapte uniquement à une morphologie humaine.
- ✚ La fréquence d'acquisition est très faible.

1.3.2 Systèmes d'acquisition magnétiques

Les systèmes d'acquisition magnétiques se composent d'un ensemble de récepteurs qui mesurent leurs positions et orientations spatiales par rapport à un émetteur par l'intermédiaire d'une unité électronique embarquée. Ces récepteurs (ou capteurs) sont placés sur le corps du sujet et reliés à une unité électronique de contrôle par des câbles. Cette unité collecte les positions et orientations des différents capteurs et les transmet à un ordinateur. La figure I.4 montre quelques exemples de systèmes magnétiques.



Figure1.4 : Exemples de systèmes d'acquisition magnétique.

L'émetteur génère un champ électromagnétique (de 3 à 15 mètres) modulé à basses fréquences est détecté par les récepteurs. Les informations captées sont filtrées puis amplifiées. Une fois les informations transmises à l'ordinateur (Fig. 1.5), un logiciel retrouve la position cartésienne et l'orientation de chaque capteur. En sortie, le système renvoie la position et l'orientation de chaque capteur au cours du temps. Une dernière phase de traitement est donc nécessaire (mais généralement non traitée par le système)

pour retrouver les positions approchantes des centres articulaires et les repères locaux associés aux segments du squelette[3].

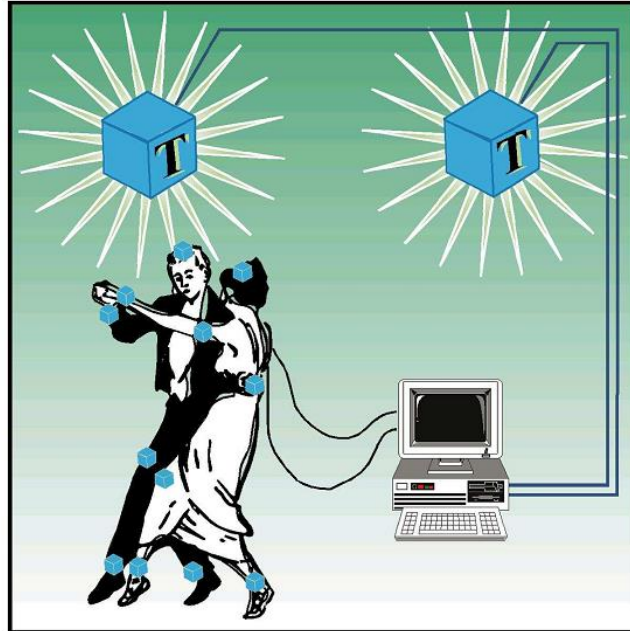


Fig.1.5 : Principe de la capture de mouvement avec un système magnétique.

Les principaux fabricants de systèmes magnétiques de capture de mouvement pour l'animation sont Ascension, Polhemus et Metamotion .

- a. Les avantages des systèmes magnétiques sont :
 - + Capture en temps réel.
 - + Positions et orientations des capteurs disponibles sans traitement.
 - + Aucune occultation de capteurs.
 - + Légèreté du matériel : Les récepteurs sont petits et légers, et gênent très peu l'acteur dans ses mouvements.

- b. Les inconvénients des systèmes magnétiques sont :
 - + Contraintes sur l'environnement (absence de métaux, faible zone d'acquisition)
 - + Contraintes sur le sujet (câbles, capteurs fragiles).
 - + Fréquence d'acquisition insuffisante pour certains mouvements très rapides comme les sauts, les performances sportives, etc. (au maximum 150Hz) ;

- ✚ La difficulté de changer le positionnement des capteurs.

1.3.3 Systèmes d'acquisition optique à base de marqueur

Les systèmes de capture optique se composent de caméras infrarouges et de marqueurs fixés sur l'objet en mouvement (Fig.1.6) et d'un système informatique (hardware et logiciel). Les systèmes détectent les mouvements des personnes et les retranscrivent pour animer en temps réel des personnages en image de synthèse [6].



Figure1.6 : Principe de fonctionnement des systèmes optiques

Les caméras sont disposées en cercle autour d'un volume de travail (Fig1.7.) Le nombre de caméras influe sur la précision et le temps de traitement. Généralement on utilise 6 à 8 caméras pour les mouvements du corps et 1 à 2 caméras pour l'animation faciale [7].

Les marqueurs sont des petites sphères réfléchissantes. La position des sphères dans l'espace est calculée à partir des images produites par les caméras. Le centre de gravité de chaque sphère détermine la position du mobile. Les orientations des objets mobiles sont calculées à partir de 3 marqueurs formant un triangle. La taille des marqueurs varie suivant le volume de travail et le type de capture.

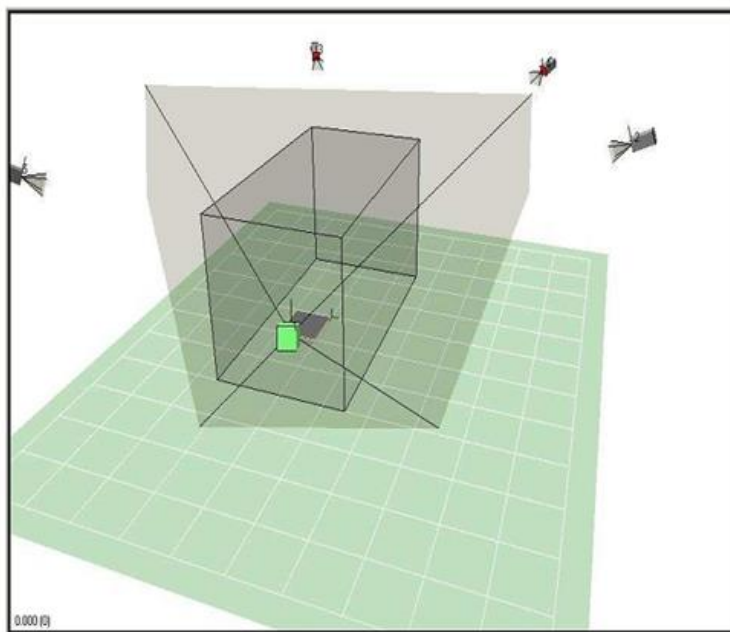


Fig.1.7 : Visualisation en temps réel du cône de vision de chaque caméra

Le principe du système à marqueurs est de détecter des marqueurs posés sur l'acteur, d'effectuer dans un premier temps une reconstruction 3D des marqueurs détectés et enfin de proposer une aide à l'estimation du mouvement.

Le système dispose donc d'un nombre de caméras laissée à la guise de l'utilisateur, de marqueurs passifs qui ne sont rien d'autre que de petites sphères réfléchissantes et d'une unité de traitement des données.

Pour effectuer la détection des marqueurs, les caméras sont dotées de systèmes de diodes lumineuses éclairant le champ de vue de la caméra. Ces diodes ont une fréquence de clignotement identique à celle de la fréquence d'acquisition des caméras. Ce clignotement permet aux différentes caméras de détecter uniquement les marqueurs éclairés par le faisceau lumineux du système de diodes liées à la caméra. Le matériel et l'électronique dépendent du fabricant du système.

La saisie, les traitements et les calculs pour reconstituer les marqueurs dans l'espace 3D sont réalisés en post-traitement. La vitesse élevée d'échantillonnage (200Hz) permet de

saisir des mouvements rapides et très réalistes. Ces fréquences d'échantillonnage permettent la capture des micro-impulsions contenues dans les mouvements. Le suréchantillonnage des données facilite les calculs de filtrage des courbes.

Chaque caméra capture une image en niveau de gris. Les marqueurs réfléchissants se distinguent nettement du reste de l'image. A partir d'au moins deux caméras, le système de calcul est capable de transformer les informations 2D en 3D. Les caméras supplémentaires servent à résoudre les problèmes d'occlusion et de précision lors de la résolution. La position de chaque marqueur dans l'image est déterminée par son centre de gravité.

Plusieurs systèmes industriels sont actuellement proposés dans le commerce pour effectuer la capture du mouvement avec marqueurs (Vicon, Motion Analysis Corporation, par exemple).

La société Vicon (camera MOCAP et système, Figure.1.8) est parmi les principaux constructeurs du marché, et sa technologie consiste à une capture optique à marqueurs passifs.

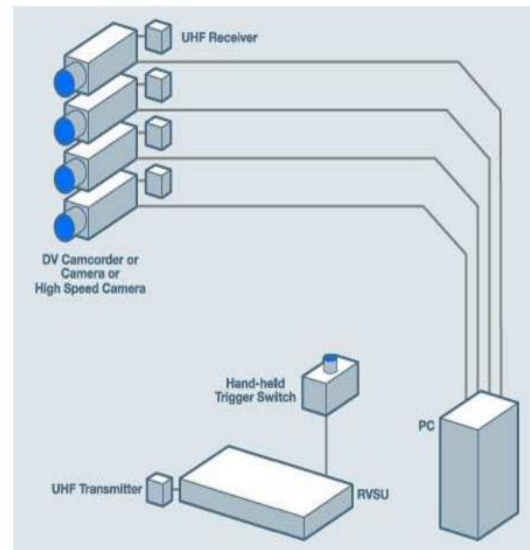
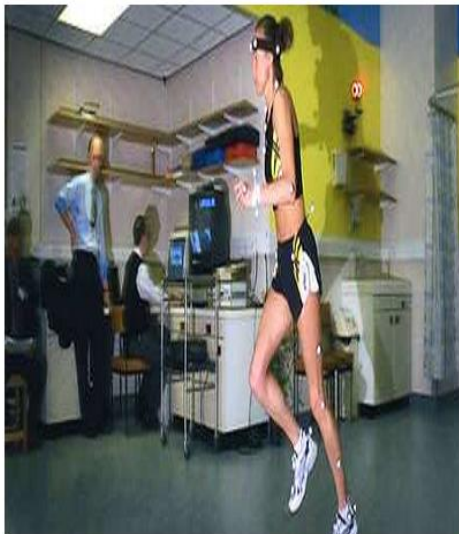


Figure.1.8 : Plateau et Sphères du Système Vicon

Les principales caractéristiques techniques sont résumées dans le tableau 1 :

Spécifications techniques	Vicon
Nombre de capteurs	50 marqueurs et capacité pour plus de 24 cameras.
Champ de capture	7m×4m×3m
Précision	4mm a 10 m
f_e	120Hz/240Hz
Résolution du capteur	61.3 10 Pixels (avec Vcam2)
en Nombre de pixels	648 × 484 Pixels (avec Vcam)
Prix	200 000 Euros

Tab.1 : caractéristique d'un système Vicon

L'affectation des transformations saisies au personnage virtuel ne s'effectue pas en temps réel. Les données enregistrées par les caméras sont stockées et post-traitées par des algorithmes d'automatisation ou corrigées par un opérateur.

Les traitements d'automatisation concernent le calcul de reconstruction des coordonnées 3D de chaque marqueur à partir des images 2D provenant des caméras sélectionnées pour un instant donné.

Sur certains systèmes le logiciel permet d'automatiser la mise en correspondance de chaque marqueur dans le temps. Un opérateur humain est nécessaire pour corriger les erreurs générées par les automatismes: ce travail est appelé le " tracking ".

a. Les inconvénients des systèmes optiques sont:

✚ Les occlusions de marqueurs :

Lorsque deux marqueurs passent l'un devant l'autre leur identification peut être confondue. Des algorithmes de prédiction de mouvement servent à réduire ce type d'erreurs.

✚ Les disparitions de marqueurs :

Dans certains cas un marqueur n'est visible par aucune des caméras. Son mouvement est perdu jusqu'à sa réapparition sur les images.

✚ Les marqueurs fantômes :

Les marqueurs fantômes proviennent de réflexions optiques que le système de mesure considère comme un marqueur.

b. Les avantages des systèmes optiques sont:

- ✚ La grande précision des données acquises dans la plupart des cas.
- ✚ Un grand nombre de marqueurs peuvent être utilisés.
- ✚ Il est facile de changer la configuration des marqueurs.
- ✚ L'estimation du squelette interne est possible grâce à des groupes de marqueurs.
- ✚ Le sujet est faiblement contraint dans ses mouvements par le système.
- ✚ Le champ d'acquisition est relativement grand (dépendant du nombre de caméras) ;

1.4 Conclusion

L'avantage majeur de choisir la capture optique comme système d'acquisition est l'absence totale de câble ou de structure métallique pouvant gêner le mouvement de l'acteur.

Cependant, les marqueurs ou la tenue vestimentaire peuvent gêner certains mouvements comme ceux de sportifs. La vitesse d'acquisition est suffisamment rapide pour effectuer la capture de mouvements Sportifs. La surface utile pour l'acquisition est aussi plus grande que pour d'autres systèmes de capture, puisqu'elle dépend du nombre de caméras utilisées, ainsi que la précision obtenue par ces systèmes atteint généralement une erreur inférieure au millimètre.

Parmi l'inconvénient de ce système optique et la difficulté rencontrée lors de l'acquisition des données est l'occlusion des marqueurs qui pose un problème de suivi et la reproduction de la trajectoire réelle ; cependant, la résolution de ce problème considérable qui est la problématique de notre travail est un défi majeur pour le suivi d'un mobile par vision.

Devant la variété des techniques développées dans la littérature, Nous pouvons catégoriser les approches existantes selon le type de configuration du système visuel ainsi que les techniques utilisées (détection ou suivi, approches globales ou par parties, techniques déterministes ou stochastiques).

Les techniques stochastiques [8,9] qui sont l'objectif du deuxième chapitre sont des outils de plus en plus exploités. Elles considèrent le problème de suivi comme l'estimation récursive de la densité de probabilité de l'état caché à postériori, en tenant compte de connaissances à priori sur sa dynamique et en exploitant les observations récoltées à chaque instant par les capteurs.

Nous proposons à employer dans notre travail, la technique du filtrage particulaire basée sur les inférences probabilistes bayésiens qui sera une solution au problème de reconstruction et suivi de trajectoire des marqueurs lors de l'acquisition dans un système de capture optique.

Chapitre 2

Filtrage bayésien pour les Chaînes

Markoviennes cachées

2.1 Introduction

Dans le domaine du suivi de trajectoire d'un objet mobile, l'estimation d'un système dynamique à partir des observations bruitées, et possiblement incomplètes est un problème central. De nombreuses applications souffrent de ce problème. Parmi celles-ci, on trouve l'analyse de signaux radars, la localisation d'objet dans un espace 3D en robotique, le traitement de la parole, l'étude de séries temporelles, ou le diagnostic médical.

En conséquence, la problématique d'occlusion dans la capture de mouvement est un sujet qui occupe une place importante dans la littérature de la communauté « Vision par Ordinateur ». Le problème est intrinsèquement difficile, comme mentionné dans le premier chapitre.

Cependant, de nombreuses méthodes ont été proposées. Notre approche se classe parmi les méthodes des filtrages bayésiens (stochastique et probabiliste) et repose plus précisément sur l'utilisation de filtres particuliers. Cette technique présente l'avantage de pouvoir modéliser les distributions multimodales.

Certainement, Ces algorithmes sont connus pour leur robustesse aux minima locaux qui mettent en défaut les méthodes classiques déterministes. Ils reposent sur une description du système par une chaîne de Markov cachée, décrite par une loi dynamique (aussi appelée modèle d'évolution) et une fonction de vraisemblance des données. Cette fonction décrit le lien entre la position recherchée et les observations issues des caméras, alors que la loi dynamique décrit son modèle d'évolution. Cette dernière est généralement porteuse d'un priori qui rend compte d'une modélisation du mouvement de la cible.

Toutefois, on peut citer trois problèmes selon la nature de l'application. Le problème de filtrage consiste à rechercher la distribution de l'état à l'instant courant connaissant l'ensemble des observations passées et présentes. Le lissage utilise en plus les mesures futures. Enfin, la distribution recherchée pour le problème de prédiction est la loi d'un état futur connaissant l'ensemble des observations passées et présentes.

D'autre part, dans le but de limiter à la fois le temps de calcul entre chaque itération et la quantité de données stockées, il est nécessaire de construire des algorithmes récursifs pour calculer la distribution de filtrage a posteriori.

De ce fait, une itération d'un tel algorithme de filtrage récursif se décompose de façon schématique en deux étapes : l'étape de prédiction et l'étape de correction. L'étape de prédiction utilise le modèle d'évolution à priori, afin d'approcher la distribution de l'état futur conditionnellement aux mesures disponibles.

Ensuite, l'étape de correction sert à mettre à jour la distribution prédite à l'aide de la nouvelle observation et du modèle de vraisemblance associé.

En se basant, sur les caractéristiques des modèles d'évolution et de vraisemblance (linéaires/ non-linéaires, gaussiens / non-gaussiens), différents algorithmes ont été proposés pour résoudre le problème d'estimation de la distribution de filtrage qui est le but de ce chapitre.

Nous débutons ce chapitre en détaillant le filtre bayésien optimal, tout en signalant les difficultés à gérer le problème de multi-modalités.

La deuxième partie de ce chapitre dresse un panorama des algorithmes de filtrage. La troisième partie est consacrée à étudier les algorithmes qui traitent les systèmes non aléatoires, à savoir le filtre de Kalman et ses extensions, ainsi que les méthodes numériques par maillage d'état.

2.2 Filtre bayésien optimal

Nous mettons les notations suivantes afin de simplifier les choses. Une variable aléatoire sera notée de la même façon que sa réalisation. Ainsi, dans le cas continu, la distribution de probabilité $\Pr(X \in dx)$ sera notée $p(dx)$.

Dans le cas discret, la distribution de probabilité $\Pr(X=x)$ sera notée $p(x)$. De plus, si ces distributions admettent des densités par rapport à une mesure de probabilité, celles-ci seront également notées $p(x)$.

Tout d'abord, nous formalisons notre objectif comme suit. On considère un système dynamique composé de deux processus aléatoires à temps discret $\{x_k\}_{k \in \mathbb{N}}$

$$x_k \in \mathbb{R}^{n_x} \text{ et } \{z_k\}_{k \in \mathbb{N}^*}, z_k \in \mathbb{R}^{n_z}.$$

Ainsi, le processus $\{x_k\}$ est appelé processus d'état ou signal (position, vitesse...etc.). Il est inconnu et supposé markovien de distribution initiale $p(x_0)$ et de loi de transition

$p(x_k/x_{k+1})$. Cette loi de transition décrit le modèle d'évolution de l'état.

L'équation associée reliant x_{k-1}/x_k sera appelée équation d'état ou équation dynamique. Cependant, L'évolution du processus d'état est totalement observé indirectement par le processus $\{z_k\}$, appelé processus d'observation ou processus de mesure issu des capteurs. Les variables z_k sont supposées indépendantes conditionnellement au processus d'état et leur distribution ne dépend que de l'état au même instant.

Le processus d'observation sera donc décrit par la distribution $p(z_k/x_k)$, aussi appelé vraisemblance. Par la suite, l'équation associée qui relie l'observation à l'état sera appelée équation de mesure.

Enfin, conditionnellement à l'état à l'instant k , la mesure au même instant et l'état suivant sont indépendants :

$$p(z_k, x_{k+1}/x_k) = p(z_k, x_k) p(x_{k+1}/x_k) \quad (2.1)$$

La propriété markovienne du processus d'état ainsi que l'indépendance conditionnelle du processus d'observation conduisent à modéliser le système dynamique par une chaîne de Markov cachée, représentée par le graphe d'indépendance de la figure(II.1) Il est entièrement décrit par les distributions suivantes :

$$p(x_0) \quad (2.2)$$

$$p(x_k / x_{0:k-1}, z_{1:k-1}) = p(x_k / x_{k-1}) \quad (2.3)$$

$$p(x_k / x_{0:k-1}, z_{1:k-1}) = p(x_k / x_{k-1})$$

$$p(z_k / x_{0:k}, z_{1:k-1}) = p(z_k / x_k) \quad (2.4)$$

Où $x_{0:k} \triangleq \{x_0, \dots, x_k\}$ représente le signal jusqu'au temps k et

$z_{1:k} \triangleq \{z_1, \dots, z_k\}$ désigne l'ensemble des observations jusqu'au temps k .

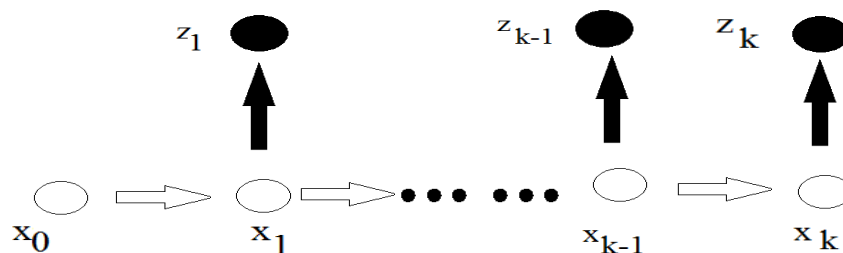


Figure 2.1 : Graphe de dépendance orienté de la chaîne de Markov cachée constituée des processus $x_{0:k}$ et $z_{1:k}$

Afin d'avoir une résolution du problème de filtrage, il faut construire un algorithme itératif pour l'estimation de la distribution à posteriori de l'état à l'instant courant conditionnellement à l'ensemble des mesures passées et présentes $p(x_k, z_{1:k})$.

Cette distribution est appelée distribution de filtrage.

Ainsi, Le filtre bayésien optimal nous permet d'avoir une solution exacte en deux étapes.

- ✚ En supposant $p(x_{k-1}/z_{1:k-1})$ connue, l'étape de prédiction permet de connaître la distribution prédite. L'écriture de cette étape est permise par le caractère markovien du signal (2.3).

$$\begin{aligned} p(x_{k-1}/z_{1:k-1}) &= \int p(x_k/x_{k-1}, z_{1:k-1}) p(x_{k-1}/z_{1:k-1}) dx_{k-1} \\ &= \int p(x_k/x_{k-1}) p(x_{k-1}/z_{1:k-1}) dx_{k-1} \end{aligned} \quad (2.5)$$

- ✚ Pendant l'étape de correction, l'ajout de la nouvelle observation permet de mettre à jour la prédiction. Le théorème de Bayes nous permet de parvenir une expression de la distribution de filtrage recherchée.

Cette expression est simplifiée par la propriété d'indépendance conditionnelle des mesures (2.4).

$$\begin{aligned} p(x_{k-1}/z_{1:k-1}) &= \frac{p(z_k/x_k, z_{1:k-1}) p(x_k/z_{1:k-1})}{p(z_k, z_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(z_k/x_k) p(x_k/z_{1:k-1})}{\int p(z_k/x_k) p(x_k/z_{1:k-1}) dx_k} \end{aligned} \quad (2.6)$$

On peut distinguer qu'il peut être également intéressant de pouvoir accéder de façon récursive à $p(x_{0:1}/z_{1:k})$.

Une expression récursive du même type que (2.5) (2.6) peut être construite. Enfin, à partir d'une estimation précise de la distribution a posteriori, il sera possible de calculer toute quantité de la forme $E_p(., z_{1:k}) [\phi(x_k)]$ ou ϕ est une fonction intégrable de \mathbb{R}^{n_x} .

2.3 Aperçus des méthodes existantes

Notamment, le calcul direct de ces expressions généralement n'est pas incertain à cause de la très grande dimension des intégrales mises en jeu par le filtre bayésien optimal.

Généralement, dans le cas d'un modèle linéaire gaussien, le filtre de Kalman [11] fournit la solution optimale sous la forme d'une expression récursive des deux premiers moments de la distribution gaussienne $p(x_k/z_{1:k})$. Une telle expression est déduite d'un estimateur de variance minimale.

Dans le cas où le système garde ses propriétés linéaires et l'hypothèse gaussienne est relâchée, l'emploi d'un estimateur linéaire de variance minimale de l'état sachant l'ensemble des observations disponibles est un éventail raisonnable. Définitivement, Celui-ci mène aux mêmes équations que le filtre de Kalman. Toutefois, cet estimateur ne fournit que les deux premiers moments de $p(x_k/z_{1:k})$.

Dans le même cas, ou le système est non linéaire, le filtre de Kalman étendu n'apporte que les statistiques des deux premiers ordres de la distribution recherchée. Suite à une linéarisation au premier ordre des équations du système dynamique, on peut arriver à déduire une solution optimale qui n'est pas satisfaisante face à la multi-modalité du système.

D'autres extensions du filtre de Kalman ont été proposées pour résoudre le problème non linéaire, tels que le filtre de Kalman « sans parfum » [10], ou les approximations par mélange de lois gaussiennes.

Malgré les améliorations apportés sur les performances du filtre de Kalman étendu, ces algorithmes demeurent fortement limités du fait de l'hypothèse sur le caractère gaussien de la loi a posteriori.

D'autres méthodes ont été présentés, appelées méthodes par grille, proposent la construction d'un maillage déterministe de l'espace d'état. Elles permettent parfaitement d'obtenir des estimations numériques des intégrales du filtre optimal. La solution exacte peut être nettement atteinte à condition que l'espace d'état est discret, constitué d'un nombre fini (et faible) d'états possibles et si le maillage choisi correspond à ces états.

Dont l'espoir de trouver un défi à ce problème, l'utilisation de méthodes séquentielles de Monte-Carlo [11],[12],[13] constitue une alternative à ces algorithmes de grande complexité.

L'intérêt de ces approches et leur facilité de mise en œuvre permet de gérer le problème de multi-modalités, en même temps d'approcher la distribution de filtrage $p(x_k/z_{1:k})$ par une somme finie pondérée de mesures de Dirac, centrées en des éléments de l'espace d'état appelés particules. Les poids associés sont choisis en utilisant le principe de l'échantillonnage pondéré. Le nuage de particules est mis à jour récursivement. L'ensemble de ces algorithmes seront décrits en détail dans ce chapitre.

Au départ, nous détaillons les méthodes non aléatoires (filtre de Kalman et extensions au cas non linéaire, méthodes par grille). Ensuite, nous étudierons les méthodes séquentielles de Monte Carlo.

2.4 Les systèmes non aléatoires

Nous exposons les méthodes non- aléatoires existantes pour la résolution du problème de filtrage. Le filtre de Kalman est détaillé et quelques extensions de ce filtre sont présentées (filtre de Kalman étendu, filtre de Kalman sans parfum, filtre par mélange de lois gaussiennes). Finalement, une description sur les méthodes numériques par maillage d'état.

2.4.1 filtre de Kalman ‘Modèle linéaire avec bruits additifs gaussiens’ :

Le filtre de Kalman [14] et son extension au temps continu appelé filtre de Kalman-Bucy [15] permettent de résoudre de façon optimale le problème du filtrage linéaire, quand les bruits du système sont additifs et gaussiens.

Depuis 1960, le filtre de Kalman a été intensivement utilisé dans des applications diverses, et a donné lieu à de nombreuses recherches. Une étude bien détaillée du filtrage linéaire est retracée dans [16], [17],[18]. On considère un système linéaire à bruits additifs :

$$\begin{aligned}x_k &= F_k x_{k-1} + b_k \cdot U_W + w_k \\z_k &= H_k x_{k-1} + d_k U_v + v_k\end{aligned}\tag{2.7}$$

Où les hypothèses suivantes sont faites :

- ✚ L'état initial x_0 est gaussien, d'espérance \hat{x}_0 et de covariance Σ_0 ;
- ✚ les matrices F_k et H_k sont déterministes, appelées respectivement matrices d'état et de mesure. b_k et d_k sont des entrées du système connues ;
- ✚ les bruits d'état w_k et de mesure v_k sont des bruits blancs gaussiens de moyennes nulles et de covariances respectives Q_k et R_k connues. Ils sont supposés mutuellement indépendants et indépendants de la condition initiale.

Le système peut alors s'écrire de la façon suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} x_0 \sim N(x_0; \hat{x}_0, \Sigma_0) \\ x_k/x_{k-1} \sim N(x_k; F_k x_{k-1} + b_k, Q_k) \\ z_k/x_k \sim N(z_k; H_k x_k + d_k, R_k) \end{array} \right. \tag{2.8}$$

La notation $N(x; \hat{x}, \Sigma)$ désigne la loi normale de variable x , d'espérance \hat{x} et de covariance Σ . Par linéarité des équations d'état et de mesure, le processus $\{x_k, z_k\}$ est gaussien et la loi de filtrage recherchée $p(x_k/z_{1:k})$ est gaussienne.

Le problème est alors de dimension finie. La loi de filtrage est entièrement décrite par son espérance, notée $\hat{x}_{k/k} = E[x_k/z_{1:k}]$ et sa covariance $\Sigma_{k/k} = E[(x_k - \hat{x}_{k/k})(x_k - \hat{x}_{k/k})^T]$.

Ces deux premiers moments sont calculés, récursivement par le filtre de Kalman en deux étapes :

- ✚ A partir de la distribution de filtrage au temps $k-1$, l'étape de prédiction donne les équations pour le calcul de la distribution prédite.

$$\left\{ \begin{array}{l} x_k/z_{k-1} \sim N(x_k; \hat{x}_{k/k}, \Sigma_{k/k-1}) \end{array} \right. \quad (2.9)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{x}_{k/k-1} = F_k \hat{x}_{k/k-1} + b_k \end{array} \right. \quad (2.10)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \Sigma_{k/k-1} = F_k \Sigma_{k-1/k-1} F_k^T + R_k \end{array} \right. \quad (2.11)$$

- ✚ L'étape de correction permet le calcul de la distribution de filtrage au temps k .

$$\left\{ \begin{array}{l} x_k/z_k \sim N(x_k; \hat{x}_{k/k}, \Sigma_{k/k}) \end{array} \right. \quad (2.12)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} K_k = \Sigma_{k/k-1} H_k^t (H_k \Sigma_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \end{array} \right. \quad (2.13)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k [z_k - (H_k \hat{x}_{k/k-1} + d_k)] \end{array} \right. \quad (2.14)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \Sigma_{k/k} = (I d - K_k H_k) \Sigma_{k/k-1} \end{array} \right. \quad (2.15)$$

La matrice K_k est appelée le gain du filtre de Kalman. Au moment de la phase de correction, cette matrice est multipliée par l'innovation $\tilde{z}_k = z_k - (H_k \hat{x}_{k/k-1} + d_k)$, qui correspond à la différence entre la mesure observée et la mesure prédite.

Cependant, On peut interpréter cette étape, une grande confiance dans les précédentes estimations ($\Sigma_{k/k}$ 'faible') et un doute dans les mesures (R_k 'élevé') impliquent un gain faible.

Certainement, La prédiction est alors faiblement corrigée. Une incertitude sur les précédentes estimations et une confiance en la nouvelle mesure entraînent un gain fort. A ce moment. La mesure occupe donc d'une importance dans la valeur finale de l'estimée.

D'autre part, On peut apercevoir que les matrices de covariance et le gain du filtre ne dépendent pas de la mesure courante. Afin de réduire le temps de calcul, ces matrices pourront être calculées au préalable dans le cas où les matrices du système F_k , H_k , R_k , Q_k sont indépendantes du temps.

On peut remarquer que les équations du filtre de Kalman peuvent être obtenues de plusieurs façons. Une première approche consiste à calculer explicitement les deux étapes du filtre optimal (2.5) (2.6). Cela est possible du fait des propriétés des lois gaussiennes. Cette approche n'est plus valable lorsque l'hypothèse gaussienne est relâchée.

Généralement, la deuxième approche repose sur la théorie de l'estimation dans un cadre non bayésien. En conséquence, l'estimateur de variance minimale $\hat{x}_{k/k} = E(x_k / z_{1:k})$, qui dans le cas gaussien est équivalent à l'estimateur linéaire non biaisé de variance minimale $E^* [x_k / z_{1:k}]$ peut être utilisé. On se ramène alors à un problème d'estimation au sens des moindres carrés.

Sous la contrainte que l'estimateur est une combinaison linéaire de l'innovation et de l'estimateur prédit, on recherche le gain qui minimise la covariance de l'erreur d'estimation [28]. Les équations obtenues sont celles décrites précédemment. Finalement, généralement en se plaçant dans un cadre d'estimation au sens du minimum de variance, une troisième approche utilise les propriétés d'indépendance de la séquence d'innovation. Une projection du processus état sur l'espace engendré par les innovations permet de calculer l'estimateur $\hat{x}_{k/k}$ [16].

Dans le cas gaussien, ces trois approches sont équivalentes. L'algorithme 1 décrit en résumé le filtre de Kalman pour le problème de filtrage linéaire en temps discret.

Algorithme 1 : Filtre de Kalman pour la résolution du système (2.8)

- Initialisation : $\hat{x}_{0/0} = \hat{x}_0$
pour $k = 1, 2, \dots$
- prédiction : $\hat{x}_{k/k-1} = F_k \hat{x}_{k-1/k-1} + b_k U_W$
 $\Sigma_{k/k-1} = F_k \Sigma_{k-1/k-1} F_k^t + Q_k$
- correction : $K_k = \Sigma_{k/k-1} H_k^t (H_k \Sigma_{k/k-1} H_k^t + R_k)^{-1}$

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k [z_k - (H_k \hat{x}_{k/k-1} + d_k U_V)]$$

$$\Sigma_{k/k} = (I d - K_k H_k) \Sigma_{k/k-1}$$

On peut discuter trois cas principaux :

a. Cas non gaussien

Cependant, dans la plupart des applications de vision par ordinateur, les séquences d'observations, qui résultent de mesures de position sur l'objet en mouvement les trajectoires sont rarement gaussiennes.

Il est alors intéressant de considérer une formulation du filtre de Kalman adaptée à des mesures non gaussiennes perturbées par des données aberrantes. On parle de filtre de Kalman robuste [28], où l'estimation au sens des moindres carrés est remplacée par un algorithme de moindres carrés pondérés itérés.

Enfin, si les processus de bruit ne sont plus supposés gaussiens, mais qu'on dispose de leurs deux premiers moments, les équations du filtre de Kalman classique peuvent être utilisées. Elles permettent le calcul du meilleur estimateur linéaire au sens du minimum de la variance d'estimation. La connaissance de la loi de filtrage obtenue est alors incomplète et réduite aux deux premiers moments d'une approximation gaussienne. Ces deux moments sont calculés de façon exacte [17].

b. Dépendance entre l'état et la mesure

Précisément, dans le cas où les matrices et les vecteurs du système F_{k+1} , b_{k+1} , Q_{k+1} , H_k , d_k et R_k dépendent des observations passées z_{k-1} , les équations classiques sont valides. En effet, bien que le couple $\{x_k, z_k\}$ ne soit plus un processus gaussien, la loi de filtrage $p(x_k / z_{1:k})$ reste gaussienne. Ses deux premiers moments sont toujours fournis par le filtre de Kalman décrit par l'algorithme 1.

En contrepartie, il n'est plus possible de calculer les covariances et le gain à l'avance. Une dépendance entre l'état et la mesure peut aussi apparaître à travers les bruits du modèle, lorsque ceux-ci sont corrélés.

Dans ce cas, une façon rapide d'établir les équations du filtre de Kalman correspondantes consiste à se ramener au cas d'un modèle à bruits décorrélés par la

construction d'un modèle équivalent ; face à cette situation ; un nouveau vecteur de bruit dynamique est défini.

En conséquence, le nouveau filtre est dérivé à partir du filtre classique. On retrouve les équations de prédiction et de mise à jour, qui ont été modifiées par ajout d'un terme correcteur. Comme dans le cas précédent, les covariances et les gains doivent être calculés en ligne.

Dans le cas où le système à résoudre n'est pas linéaire, mais que les hypothèses sur les bruits sont conservées (bruits blancs additifs, gaussiens, indépendants entre eux et indépendants de la condition initiale), il s'écrit :

$$\left\{ \begin{array}{l} x_k = F_k(x_{k-1}) + w_k \\ z_k = H_k(x_k) + v_k \end{array} \right. \quad (2.16)$$

Où les fonctions F_k , H_k sont des fonctions non linéaires, supposées dérivables, à valeurs dans \mathbb{R}^{n_x} , \mathbb{R}^{n_z} respectivement. On note Q_k la covariance du bruit d'état et R_k celle du bruit de mesure. Ce modèle peut être étendu au système suivant, où l'état et la mesure dépendent non linéairement des bruits du modèle :

$$\left\{ \begin{array}{l} x_k = F_k(x_{k-1}, w_k) \\ z_k = H_k(x_k, v_k) \end{array} \right. \quad (2.17)$$

Enfin, il peut être généralisé à un système non linéaire non gaussien. Il s'écrit alors de façon similaire au système (2.17), mais les hypothèses sur le caractère gaussien des bruits sont relâchées.

En conséquence, la solution optimale ne peut plus s'écrire analytiquement dans les trois cas mentionnés. Le filtre de Kalman n'est plus valide et la construction d'un filtre récursif nécessite des approximations.

En particulier, la loi de filtrage $p(x_k / z_{1:k})$ peut-être approchée par une gaussienne dont les moments sont obtenus par linéarisation (filtre de Kalman étendu) ou qui est décrite par un ensemble de points (filtre de Kalman sans parfum). On trouve dans [20] une description et une comparaison des filtres qui supposent une forme gaussienne de la loi de filtrage.

2.4.2 Extension du filtre de kalman ‘Modèle nom linéaire’

2.4.2.1 Filtre de Kalman étendu

Dans le cas du système (2.16), qui peut être formulé par un modèle linéaire gaussien par linéarisation des équations d'état et de mesure.

L'extension la plus simple est obtenue par développement au premier ordre (autour de l'estimée précédente pour l'équation d'état et de la prédiction pour l'équation de mesure) :

$$\begin{aligned} f_k(x_{k-1}) &\approx f_k(\hat{x}_{k-1/k-1}) + F_k(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1/k-1}) \quad \text{avec} \quad F_k = \nabla f_k(\hat{x}_{k-1/k-1}) \\ h_k(x_k) &\approx h_k(\hat{x}_{k/k-1}) + H_k(x_k - \hat{x}_{k/k-1}) \quad \text{avec} \quad H_k = \nabla h_k(\hat{x}_{k/k-1}) \end{aligned} \quad (2.18)$$

Le système linéaire déduit est le suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} x_k = F_k x_{k-1} + b_k U_W + w_k \quad \text{avec} \quad b_k = f_k(\hat{x}_{k-1/k-1}) + F_k \hat{x}_{k-1/k-1} \\ z_k = H_k x_{k-1} + d_k U_V + v_k \quad \text{avec} \quad d_k = h_k(\hat{x}_{k/k-1}) + H_k \hat{x}_{k/k-1} \end{array} \right. \quad (2.19)$$

L'emploi du Filtre de Kalman pour ce système fournit les équations du filtre de Kalman étendu au premier ordre (l'algorithme 2).

Dans la condition où les bruits ne sont plus additifs, mais par contre liés de façon non linéaire à l'état et à la mesure (système (2.17)), on est obligé de procéder de la même manière. Les fonctions des bruits sont linéarisées autour de 0 afin d'obtenir un système qui peut être résolu par un filtre de Kalman.

Cependant, si on utilise des linéarisations à des ordres supérieurs on peut déduire des filtres équivalents ; néanmoins ; ils ne sont pas utilisés en pratique. Le filtre de Kalman étendu repose donc sur une approximation de la loi de filtrage $p(x_k / z_{1:k})$ par une loi gaussienne. Il permet de calculer les deux premiers moments de cette approximation $\hat{x}_{k/k}$ $\Sigma_{k/k}$ par linéarisation.

Bien qu'intensivement utilisé en ingénierie pour traiter les problèmes non linéaires, aucun travail théorique n'a été réalisé justifiant son utilisation dans le cas général.

Toutefois, des études valident son emploi pour la résolution de systèmes avec un bruit d'observation faible [21], [22]. Dans ce cas, l'erreur commise par le filtre est négligeable par rapport à la précision du filtre optimal.

Mais dans le cas général, l'erreur commise n'est pas connue. Il est possible de mesurer l'adéquation entre le système non linéaire initial et le système linéaire approché en évaluant les quantités $\|x_k - \hat{x}_{k/k-1}\|^2$ et $\|x_k - \hat{x}_{k/k}\|^2$ dont une approximation peut être obtenue grâce aux traces des matrices de covariance.

Dans le cas où, les non-linéarités sont trop importantes, le filtre de Kalman étendu peut diverger. Cela est d'autant plus vrai que les équations du filtre ne prennent pas en compte l'erreur de linéarisation. Pour pallier ce problème, quelques heuristiques ont été proposées et nécessitent un ajustement précis :

- ✚ il est possible d'augmenter la variance des bruits Q_k et R_k afin de prendre en compte cette erreur.
- ✚ De plus, une augmentation artificielle de la covariance $\Sigma_{k/k}$ permet de limiter la confiance dans les estimées passées.

Algorithme 2 : Filtre de Kalman étendu pour la résolution du système (2.16)

- Initialisation : $\hat{x}_{0/0} = \hat{x}_{0/0}$
pour $k = 1, 2, \dots$

- prédiction :

$$F_k = \nabla f_k(\hat{x}_{k-1/k-1})$$

$$\hat{x}_{k/k} = f_k(\hat{x}_{k-1/k-1})$$

$$\Sigma_{k/k-1} = F_k \Sigma_{k-1/k-1} F_k^t + Q_k$$

- Correction :

$$H_k = \nabla h_k(\hat{x}_{k/k-1})$$

$$k_k = \Sigma_{k/k-1} H_k^t (H_k \Sigma_{k/k-1} H_k^t + R_k)^{-1}$$

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + k_k [z_k - h_k(\hat{x}_{k/k-1})]$$

$$\Sigma_{k/k} = (I - k_k H_k) \Sigma_{k/k-1}$$

Afin de perfectionner la linéarisation du modèle de mesure, le filtre de Kalman étendu itéré (23) ajoute un processus itératif dans l'étape de correction. Pour dans le filtre de Kalman étendu, la fonction d'observation h_k est linéarisée autour de la prédiction.

$$h_k(x_k) \approx h_k(\hat{x}_{k/k}) + H_k(x_k - \hat{x}_{k/k}) \quad \text{avec} \quad H_k = \nabla h_k(\hat{x}_{k/k}) \quad (2.20)$$

La version itérée utilise un développement autour de la nouvelle estimée qui nécessite des étapes successives. En premier temps, on doit linéariser le filtre autour de la prédiction ; ensuite on calcule une estimée, autour de laquelle un développement de Taylor est écrit.

Cela nous permet d'avoir une nouvelle estimée, et doit maintenir l'itération du processus jusqu'à ce que la différence entre deux estimées successives soit inférieure à un seuil. Ainsi, en utilisant cette étape on remarque une sensible amélioration des performances du filtre de Kalman étendu.

Enfin, des études plus approfondies [24] décrivent en détail différentes méthodes de linéarisation qui améliore les performances du filtre et éventuellement le simplifient.

2.4.2.2 Filtre de Kalman sans parfum

Généralement, dans le but d'estimer un système non linéaire, le filtre de Kalman sans parfum [10] [25] offre un éventail au filtre de Kalman étendu.

Au même temps, on doit conserver le principe d'approximation de la loi de filtrage $p(x_k / z_{1:k})$ par une loi gaussienne. Malgré cela, il n'y a pas de linéarisation des équations d'état et de mesure.

Cela permet d'éviter les deux principaux inconvénients du filtre de Kalman étendu, telle que les erreurs de linéarisation et les difficultés d'implémentation des matrices jacobiniennes.

Pour chaque itération, l'approximation gaussienne est représentée par un ensemble de points choisis $\{x_{k/k}^{(i)}\}_{i=1 \dots N}$, auxquels sont associés des poids

$\{w_{k/k}^{(i)}\}_{i=1 \dots N}$. Ce nuage pondéré capte la moyenne $\hat{x}_{k/k}$ et la covariance $\Sigma_{k/k}$ de l'approximation. Le choix de ces points est fait d'une façon déterministe. Ces points sont propagés à l'aide des modèles non linéaires, et les paramètres de l'approximation gaussienne sont estimés à nouveau.

Aussi, le choix des points représentant la loi de filtrage est décrit dans [10]. Ils sont définis par la transformation ‘sans parfum’ qui nécessite la connaissance des deux premiers moments de l’approximation. le filtre de Kalman sans parfum pour la résolution du système (2.16) est représenté dans l’algorithme (3).

Tout comme le filtre de Kalman étendu, cet algorithme est facilement adaptable à la résolution du système (2.17) où les états et mesures sont des fonctions non linéaires des bruits.

Algorithme 3 : Filtrage de kalman sans parfum pour la résolution du système (2.16)

- **Initialisation** : $\hat{x}_{0/0} = \hat{x}_0$

pour $k = 1, 2, \dots$

- Calcul du nuage pondéré de points $\{x_{k-1/k-1}^{(i)}, w_{k-1/k-1}^{(i)}\}_{i=1 \dots N}$ à partir de l’estimation précédente $\hat{x}_{k-1/k-1}, \Sigma_{k-1/k-1}$.

- **prédiction:**

$$\hat{x}_{k/k-1}^{(i)} = f_k(\hat{x}_{k-1/k-1}^{(i)})$$

$$\hat{x}_{k/k-1}^{(i)} = \sum_{i=1}^N w_{k-1/k-1}^{(i)} x_{k/k-1}^{(i)}$$

$$\Sigma_{k/k-1} = \sum_{i=1}^N w_{k-1/k-1}^{(i)} [(x_{k/k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k-1/k-1})(x_{k/k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k/k-1})^t] + Q_k$$

$$\hat{z}_{k/k-1}^{(i)} = h_k(\hat{x}_{k/k-1}^{(i)})$$

$$\hat{z}_{k/k-1}^{(i)} = \sum_{i=1}^N w_{k-1/k-1}^{(i)} z_{k/k-1}^{(i)}$$

- **Correction :**

$$\Sigma_{zz} = \sum_{i=1}^N w_{k-1/k-1}^{(i)} [(z_{k/k-1}^{(i)} - \hat{z}_{k/k-1})^t] + R_k$$

$$\Sigma_{xz} = \sum_{i=1}^N w_{k-1/k-1}^{(i)} [(x_{k/k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k/k-1})(z_{k/k-1}^{(i)} - \hat{z}_{k/k-1})^t]$$

$$K_k = \Sigma_{xz} \Sigma_{zz}^{-1}$$

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k [z_k - \hat{z}_{k/k-1}]$$

$$\Sigma_{k/k} = \Sigma_{k/k-1} - K_k \Sigma_{zz} K_k^t$$

Alors que le filtre de Kalman étendu capte la moyenne et la covariance de l'approximation gaussienne au premier ordre (au sens d'un développement de Taylor), il peut être montré que la version sans parfum donne une estimation précise au second ordre, quelles que soient les non linéarités du système.

Dans le cas de bruits additifs gaussiens, l'approximation est précise jusqu'au troisième ordre. Ce filtre améliore donc les performances, du fait de la meilleure estimation des moments. Quelques problèmes numériques subsistent.

En particulier des instabilités sont observées dans la phase de choix des points. Cette dernière se base sur une décomposition de la matrice de covariance. Une amélioration du filtre sans parfum permettant de remédier à ces problèmes est proposée dans [26].

En général, le filtre de Kalman sans parfum fait partie de la famille de filtres appelée **sigma-points Kalman filter** [27] ou **linear regression Kalman filter** [20] ; en font également partie les filtres **central difference Kalman filter** et **divided difference Kalman filter**.

Aussi, pour avoir une approximation gaussienne de la loi de filtrage, on doit utiliser une approche d'échantillonnage déterministe. Le choix du nuage de points prend une place très importante.

2.4.2.3 Filtre par mélange de lois gaussiennes

Les algorithmes de Kalman étendu et sans parfum s'appuient sur l'hypothèse que la loi de filtrage peut être approximée par une loi normale, dans de nombreux cas.

Notamment, ces algorithmes trouvent des difficultés lorsque cette loi est multi-modales. Face à cette situation, il est alors naturel de considérer des approximations par mélange de lois.

Généralement, lorsque le système à résoudre est décrit par les densités $p(x_k/x_{k-1})$ et $p(z_k/x_k)$ sur lesquelles aucune hypothèse n'est faite, alors le filtre par mélange de lois gaussiennes ('Gaussian sum filter') approche la loi de filtrage $p(x_k/z_{1:k})$ par un mélange de densités gaussiennes [28] [29]. On attribue pour chaque densité un filtre de Kalman étendu pour le calcul récursif de sa moyenne et covariance. Un banc de filtres de Kalman étendus est appliqué comme un estimateur dont le résultat sera une somme pondérée des sorties des filtres.

Afin d'avoir des résultats de meilleure qualité, il faut que les filtres reposant sur l'approximation par une seule loi, le filtre par mélange souffre de deux problèmes majeurs :

- ✚ L'augmentation exponentielle du nombre de composantes :

Le premier inconvénient de ce filtre est la croissance exponentielle du coût de calcul, due à l'augmentation du nombre de composantes du mélange au cours du temps. Cela est d'autant plus vrai lorsque les bruits ne sont pas gaussiens et que leur loi est elle-même approchée par un mélange de lois normales.

- ✚ Le manque de précision du filtre de Kalman étendu :

Le deuxième inconvénient est dû à l'utilisation du filtre de Kalman étendu pour suivre l'évolution des composantes gaussiennes. On remarque que l'accumulation des erreurs de linéarisation se reflète sur la qualité de l'estimation. Pour que son utilisation soit valide, les covariances des lois gaussiennes doivent être petites. Dans le cas contraire, une réinitialisation du banc de filtres est nécessaire.

2.4.3 Méthodes numériques par maillage de l'espace d'état

Dans certain cas, l'approche de faire une approximation gaussienne d'une ou plusieurs composantes, de la loi de probabilité $p(x_k/z_{1:k})$ est une mauvaise hypothèse. Pour cela, une autre méthode repose à décrire la loi recherchée par un nuage pondéré de points. Les méthodes numériques par maillage de l'espace d'état sont fondées sur ce principe [30] [31] [32]. Elles sont souvent appelées méthodes HMM pour hidden Markov model.

Au départ un maillage déterministe de l'espace d'état est effectué, dans le but d'évaluer la loi de filtrage en ces points. Ces derniers peuvent servir de base à une approximation continue de la loi par des fonctions splines ou linéaires par morceaux.

Alternativement, une solution plus simple approche la loi par une somme pondérée de mesures de Dirac en ces points. En notant $\{x_{k/k}^{(i)}\}_{i=1\dots N}$ les points de la grille au temps k , $\{w_{k/k}^{(i)}\}_{i=1\dots N}$ les poids associés et $\delta_x(\cdot)$ la mesure de Dirac prise au point x , la relation suivante est obtenue :

$$p(x_k/z_{1:k}) \approx \sum_i w_{k/k}^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x_k). \quad (2.21)$$

Cette approximation permet de simplifier le calcul des intégrales des équations du filtre Optimal (2.5)(2.6) Les étapes de prédiction et correction sont décrites dans l'algorithme 4.

Algorithme 4 : Méthode numérique par maillage de l'espace d'état (approximation par somme de mesures de Dirac)

- Initialisation : fixer la grille $\{x_0^{(i)}\}_{i=1\dots N}$ $w_{0/0}^{(i)} = 1/N \quad \forall i$
pour $k=1,2,\dots$

- Prédiction : fixer la grille $\{x_k^{(i)}\}_{i=1\dots N}$

$$p(x_k / z_{1:k-1}) \approx \sum_{i=1}^N w_{k/k-1}^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x_k)$$

$$w_{k/k-1}^{(i)} = \sum_{j=1}^N w_{k-1/k-1}^{(j)} p(x_k^{(i)} / x_{k-1}^{(j)})$$

- Correction :

$$p(x_k / z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_{k/k}^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x_k)$$

$$w_{k/k}^{(i)} = \frac{w_{k/k-1}^{(i)} p(z_k / x_k^{(i)})}{\sum_{j=1}^N w_{k-1/k-1}^{(j)} p(z_k / x_k^{(j)})}$$

Cependant, les performances de cet algorithme sont liées à deux cas :

- ✚ L'espace d'état est discret et fini :

La solution donnée par cette méthode est exacte à condition de choisir les points de la grille de telle sorte qu'ils correspondent à l'ensemble des états discrets.

- ✚ L'espace d'état est continue :

Dans ce cas, l'espace d'état est découpé en cellules et les points de la grille sont choisis au centre de ces cellules. En pratique, la grille doit être suffisamment dense pour que l'approximation soit correcte. Elle peut être déterminée par une technique de maillage fixe, ou par une technique de maillage

adaptatif [33], plus souple, permettant de diminuer le pas de maillage dans les zones de forte probabilité.

Dans tous les cas, la stratégie de choisir les points remet l'algorithme en difficulté, d'autant plus que le nombre de points nécessaires augmente exponentiellement avec la dimension de l'espace d'état qui rend ces méthodes très gourmandes en temps de calcul.

Ces algorithmes deviennent ainsi inutilisables dès lors que la dimension de l'espace d'état est trop grande (en pratique 3 ou 4).

2.5 Conclusion

Malgré que le filtre de Kalman étendu fournit une approximation gaussienne de la densité recherchée, son principal inconvénient résulte dans l'accumulation d'erreurs de linéarisation, qui ne sont jamais prises en compte dans le filtre et peuvent amener à sa divergence.

Afin de dissimuler ce problème, le filtre de Kalman sans parfum propose de décrire l'approximation gaussienne par un nuage de points pondérés, mis à jour récursivement en utilisant les modèles non linéaires. Le calcul des deux premiers moments de l'approximation est fait à partir de ce nuage et ne nécessite plus de linéarisation. Lorsque la densité du filtrage est multimodale, le filtre de Kalman perd ces performances et entraîne des mauvais résultats.

En effet, les versions étendues et sans parfum du filtre de Kalman supportent sur l'approximation gaussienne de la densité recherchée. Dans le cas général, Cette hypothèse est rapidement mise en défaut. Cela a entraîné à la dérivation de nouveaux filtres, qui approchent la densité de filtrage par un mélange de lois gaussiennes. Chaque loi est mise à jour récursivement par un filtre de Kalman étendu.

Malgré les avantages de ces algorithmes qui offrent une description théorique des densités hautement multimodales, néanmoins leur utilisation est pratiquement difficile. A savoir, le nombre de composantes du mélange doit être surveillé pour éviter une augmentation exponentielle du coût de calcul. Une autre alternative d'algorithmes repose sur la discrétisation de l'espace d'état afin évaluer la loi de filtrage en des points d'une grille. La loi recherchée est décrite comme une somme pondérée de mesures de Dirac prises en ces points.

Pratiquement, ces méthodes numériques sont considérer lorsque l'espace d'état est discret, constitué d'un nombre fini (et faible) d'états, et que les points de la grille correspondent à ces états. Les principaux inconvénients de ces méthodes sont l'augmentation exponentielle du

coût de calcul avec la taille de l'espace d'état, la difficulté de mise en œuvre, et surtout le choix de la grille qui est indispensable afin de réussir une approximation précise.

Le filtre de Kalman et ses versions étendues et sans parfum sont appliqués avec des hypothèses fortes sur les densités mises en jeu, rarement rencontrées en pratiques ; ces derniers souffrent d'inconvénients importants.

D'autre part, les filtres par mélange de lois gaussiennes sont pratiquement inutilisables à cause du coût de calcul élevé et de leur complexité de mise en œuvre.

Récemment, les méthodes de Monte Carlo ont permis la dérivation de nouveaux filtres appelés filtres particuliers (ou méthodes séquentielles de Monte Carlo). Ces filtres apportent une nouvelle solution au problème de filtrage non linéaire. Leurs performances dépassent celles des algorithmes non aléatoires dans le cas général. Ces méthodes seront décrites dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

Filtrage particulaire (méthodes séquentielles de Monte Carlo)

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, Après une présentation générale du principe de Monte Carlo et de deux méthodes d'échantillonnage par simulation, nous verrons comment le principe d'échantillonnage pondéré s'applique au cadre bayésien pour le filtrage non linéaire. Cela nous amène à la définition d'un algorithme générique de filtrage particulière.

Ensuite nous allons détaillerons les stratégies d'échantillonnage et de rééchantillonnage pour bien guide les particules dans les zones de vraisemblance forte, cela nous permet d'atténuer le problème de dégénérescence des particules .Cet effet indésirable, mène à la divergence du filtre au bout de quelques itérations

Pour bien cerner le cadre théorique, nous allons présenter dans les paragraphes suivants des notions importantes pour atteindre une bonne compréhension des méthodes séquentielles de Monte Carlo. Le principe de Monte Carlo et l'estimation d'intégrales par l'algorithme d'acceptation rejet et la méthode d'échantillonnage pondéré y sont décrits.

3.2 Principe de Monte Carlo

Le principe de Monte Carlo admet à exploiter un ensemble d'échantillons discrets obtenus par simulation pour approcher une distribution de probabilité $p(x)$, dont on ne connaît pas l'expression analytique.

Le problème de calculer des intégrales de grandes dimensions pourront être résolus grâce à cet ensemble. Soit $\{x^{(i)}\}_{i=1\dots N}$, un ensemble de réalisations indépendantes et identiquement distribuées selon la densité $p(x)$ définie sur un espace X . Cette densité peut être approchée par la loi discrète $p_N(x)$:

$$p_N(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_{x^{(i)}}(x) \quad (3.1)$$

Où $\delta_{x^{(i)}}$ désigne la mesure de Dirac prise en la valeur $x^{(i)}$.

A partir de cette densité empirique, il est possible d'approcher des intégrales suivant $I_N(\phi(x)) = E_{p(x)}[\phi(x)]$ par des sommes pondérées $I_N(\phi(x))$, telles que :

$$I_N(\phi(x)) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(x^i), \quad \text{si } N \rightarrow \infty \quad I(\phi(x)) = \int_{\mathcal{X}} \phi(x) p(x) dx \quad (3.2)$$

L'estimateur $I_N(\phi(x))$ est non biaisé et la convergence presque sûre est démontrée par la loi forte des grands nombres.

Si de plus la variance de $\phi(x)$ notée δ_ϕ^2 est finie, alors la variance de l'estimateur $I_N(\phi(x))$ est égale à δ_ϕ^2/N , et le théorème central limite nous garantit la convergence en loi de l'erreur d'estimation :

$$\sqrt{N}(I_N(\phi(x)) - I(\phi(x))) \xrightarrow{N \rightarrow \infty} \mathcal{N}(0, \delta_\phi^2)$$

Cependant il sera ainsi possible d'estimer toute quantité la forme $E_{p(x)}[\phi(x)]$ à partir des échantillons $\{x^{(i)}\}_{i=1 \dots N}$, la vitesse de convergence de l'estimateur ne dépendant que de N . Contrairement aux méthodes d'intégration numériques déterministes, la vitesse de convergence ne dépend pas de la taille de l'espace \mathcal{X} .

Quand la loi objectif $p(x)$, n'est pas connue, et qu'il n'est pas possible d'en tirer des échantillons, d'autres alternatives sont proposées pour apporter des solutions en utilisant les techniques de Monte Carlo [49] [50]. Les algorithmes d'acceptation-rejet et d'échantillonnage pondéré sont décrits dans les paragraphes suivants.

3.3 Algorithme d'acceptation-rejet

Au moment où, on ne sait pas échantillonner selon la loi $p(x)$, pourtant qu'il est possible d'évaluer cette loi en tout point à une constante près, un ensemble de réalisations de $p(x)$ peut être obtenu par l'algorithme d'acceptation-rejet ('rejection sampling').

Pour cela, il est nécessaire de savoir échantillonner selon une distribution $\pi(x)$, relativement proche de $p(x)$. Cette distribution est appelée fonction d'importance ou loi de proposition.

On admet également qu'il existe une constante $c < \infty$ telle que $p(x) \leq c\pi(x)$.

La méthode, décrite par l'algorithme (5), consiste à générer un échantillon $x^{(i)}$ de la loi $\pi(x)$ et de l'accepter avec la probabilité $\frac{p(x^{(i)})}{c\pi(x^{(i)})}$.

Il peut être démontré que la loi des réalisations obtenues en sortie de l'algorithme est bien la loi de densité $p(x)$ [50]. Bien que, cet algorithme soit très simple, il est parfois difficile à mettre en œuvre.

En effet, il n'est pas toujours possible de trouver un majorant au rapport $p(x^{(i)})/\pi(x^{(i)})$ sur l'ensemble de l'espace \mathcal{X} . De plus, la probabilité d'acceptation d'un échantillon étant de $1/c$, la méthode devient impraticable en grande dimension lorsque c est grand.

Algorithme 5 : Algorithme d'acceptation rejet

- Fixer $i = 0$
 - Tant que $i \neq N$ faire
 1. générer une réalisation $x^{(i)}$ de la loi $\pi(x)$
 2. générer une réalisation μ de la loi uniforme $\mathcal{U}_{(0,1)}$.
 3. si $\mu < \frac{p(x^{(i)})}{c\pi(x^{(i)})}$ alors accepter $x^{(i)}$ et incrémenter le compteur i de 1 ;
sinon, rejeter l'échantillon.
-

3.4 Echantillonnage pondéré

Lorsque L'hypothèse sur l'existence de la borne c est relâchée ,l'échantillonnage pondéré ('importance sampling') est une alternative à l'algorithme d'acceptation rejet. On suppose savoir tirer des échantillons selon une fonction d'importance $\pi(x)$ dont le support inclut le support de $p(x)$ c.à.d. $p(x) > 0 \Rightarrow \pi(x) > 0$.

Sous ces hypothèses, on peut écrire la relation suivante :

$$I(\phi(x)) = \int_x \phi(x) p(x) dx = \int_x \phi(x) \frac{p(x)}{\pi(x)} \pi(x) dx. \quad (3.4)$$

S'il est possible de tirer N échantillons $\{x^{(i)}\}_{i=1\dots N}$ de la loi de proposition $\pi(x)$, et d'évaluer les poids d'importance associés $\{w^{(i)}\}_{i=1\dots N}$, $w^{(i)} = \frac{p(x^{(i)})}{\pi(x^{(i)})}$ alors un estimateur de $I(\phi(x))$ est donné par :

$$\hat{I}_N = \langle \phi(x) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(x^{(i)}) w^{(i)}. \quad (2.5)$$

L'utilisation de l'échantillonnage pondéré nous permet d'avoir un estimateur non biaisé, et de variance plus faible que l'estimateur obtenu par l'algorithme d'acceptation rejet. Il satisfait la loi forte des grands nombres ainsi que le théorème central limite.

Dans le cas où la constante de normalisation de la loi objectif $p(x)$ n'est pas connue, les poids d'importance ne peuvent être évalués qu'à une constante près. Il est donc nécessaire de les normaliser. Cela conduit à estimer l'intégrale par :

$$I_N(\phi(x)) = \sum_{i=1}^N \phi(x^{(i)}) \tilde{w}^{(i)} \quad (2.6)$$

Où $\tilde{w}^{(i)}$ sont les poids d'importance normalisés :

$$\tilde{w}^{(i)} = \frac{w^{(i)}}{\sum_{j=1}^N w^{(j)}} \quad \text{avec} \quad w^{(i)} = \frac{p(x^{(i)})}{\pi(x^{(i)})} \quad (2.7)$$

Absolument, ce nouvel estimateur converge presque sûrement vers $I(\phi(x))$ quand N tend vers l'infini.

Cette méthode d'intégration peut être interprétée comme une méthode d'échantillonnage décrite par l'algorithme 6. Quand N tend vers l'infini, la densité objectif $p(x)$ est approchée par :

$$p_N(x) = \sum_{i=1}^N \tilde{w}^{(i)} \delta_{x^{(i)}}(x). \quad (2.8)$$

Algorithme 6 : Algorithme d'échantillonnage pondéré

1. générer N réalisations $\{x^{(i)}\}_{i=1 \dots N}$ de la loi $\pi(x)$
2. affecter à chacune de ces réalisations le poids normalisés

$$\tilde{w}^{(i)} = \frac{w^{(i)}}{\sum_{j=1}^N w^{(j)}} \quad \text{ou} \quad w^{(i)} = \frac{p(x^{(i)})}{\pi(x^{(i)})}$$

L'utilisation de l'échantillonnage pondéré dans le cadre bayésien où la loi objectif est la loi $(x_{0:k}/z_{1:k})$, nous amène aux méthodes de Monte Carlo séquentielles. Les extensions de cet algorithme vers les versions séquentielle (échantillonnage pondéré séquentiel, 'sequential importance sampling') et avec rééchantillonnage (échantillonnage pondéré avec rééchantillonnage, 'sampling importance resampling'), ainsi que le problème de dégénérescence et notion de taille efficace de l'ensemble d'échantillons seront expliquées dans le paragraphe suivant. Nous verrons également l'importance du choix de la fonction de proposition sur la variance des poids d'importance.

3.5 Méthodes séquentielles de Monte Carlo

Si on revient à nouveau au problème de filtrage non linéaire, dont le système est décrit par les densités $p(x_0)$, $p(x_k/x_{k-1})$ et $p(z_k/x_k)$, les processus d'état et de mesure pourront être définis par :

$$\begin{cases} x_k = f_k(x_{k-1}, w_k) \\ z_k = h_k(x_k, v_k) \end{cases} \quad (2.9)$$

Si on considère qu' aucune hypothèse de linéarité sur les fonctions f_k, h_k n'est faite et ou w_k, v_k sont des bruits blancs indépendants, éventuellement non gaussiens.

Dans un premier temps, nous nous intéressons à la loi complète $p(x_{0:k}/z_{1:k})$, et à l'estimation d'intégrales de la forme suivante :

$$E_p(x_{0:k}/z_{1:k})[\phi(x_{0:k})] = I(\phi(x_{0:k})) = \int \phi(x_{0:k}) p(x_{0:k}/z_{1:k}) dx_{0:k} \quad (2.10)$$

Cette intégrale est impossible à calculer en pratique du fait de sa trop grande dimension.

L'application de l'algorithme d'échantillonnage pondéré, avec pour loi objectif $p(x_{0:k}/z_{1:k})$, nous permet d'en obtenir un estimateur.

On suppose tirer N échantillons (ou particules) $\{x_{0:k}^{(i)}\}$ selon la fonction d'importance $\pi(x_{0:k}/z_{1:k})$ (dont le support contient le support $p(x_{0:k}/z_{1:k})$).

En appliquant directement l'algorithme 6, on obtient l'estimateur de l'intégrale suivant :

$$I_N(\phi(x_{0:k})) = \sum_{i=1}^N \phi(x_{0:k}^{(i)}) \tilde{w}_k^{(i)} \quad (2.11)$$

Où $\tilde{w}^{(i)}$ les sont les poids d'importance normalisés :

$$\widehat{w}_k^{(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N w_k^{(j)}} \quad \text{avec} \quad w_k^{(i)} = \frac{p(x_{0:k}^{(i)}/z_{1:k})}{\pi(x_{0:k}^{(i)}/z_{1:k})} \quad (2.12)$$

De la même manière, on peut approcher la loi objectif $p(x_{0:k}/z_{1:k})$ par la somme pondérée :

$$p_N(x_{0:k}/z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \delta_{x_{0:k}^{(i)}}(x_{0:k}) \quad (2.13)$$

Echantillonnage pondéré séquentiel

Pour le moment, l'estimation de l'intégrale décrite est une procédure non séquentielle. Or, le but est de construire une solution itérative, qui permet l'estimation de la loi à posteriori $p(x_{0:k}/z_{1:k})$.

À partir du nuage pondéré de particules approchant $p(x_{0:k-1}/z_{1:k-1})$ et de la nouvelle observation. Cela est rendu possible en supposant que la fonction d'importance est causale :

$$\pi(x_{0:k}/z_{1:t}) = \pi(x_{0:k}/z_{1:k}) \quad \forall t \geq k \quad (2.14)$$

et que son expression est de la forme récursive suivante :

$$\pi(x_{0:k}/z_{1:k}) = \pi(x_0) \prod_{t=1}^k \pi(x_t/x_{0:t-1}, z_{1:t}) \quad (2.15)$$

Ce qui implique :

$$\pi(x_{0:k}/z_{1:k}) = \pi(x_k/x_{0:k-1}, z_{1:k}) \pi(x_{0:k-1}/z_{1:k-1}) \quad (2.16)$$

Chaque nouvelle particule : $x_{0:k}^{(i)} \sim \pi(x_{0:k}/z_{1:k})$

est alors définie comme étant particule à l'instant précédent :

$$x_{0:k-1}^{(i)} \sim \pi(x_{0:k-1}/z_{1:k-1}) \quad \text{augmente d'un nouvel état} \quad x_k^{(i)} \sim \pi(x_k/x_{0:k-1}, z_{1:k}) \quad .$$

Afin d'obtenir une expression pour la mise à jour des poids, la loi $p(x_{0:k}/z_{1:k})$ est exprimée en fonction de $p(x_k/x_{k-1})$, $p(z_k/x_k)$ et $p(x_{0:k-1}/z_{1:k-1})$ en utilisant le théorème de Bayes ainsi que les propriétés d'indépendance définies en (2.3), (2.4) (page 19 du deuxième chapitre) :

$$\begin{aligned} p(x_{0:k}/z_{1:k}) &\sim p(x_{0:k}/z_{1:k-1}, z_k) = \frac{p(x_{0:k}, z_k/z_{1:k-1})}{p(z_k/z_{1:k-1})} \\ &\propto p(z_k/x_{0:k}, z_{1:k-1}) p(x_{0:k}/z_{1:k-1}) \\ &\propto p(z_k/x_k) p(x_k/x_{0:k-1}, z_{1:k-1}) p(x_{0:k-1}/z_{1:k-1}) \end{aligned}$$

$$(2.17) \quad \propto p(z_k/x_k) \quad p(x_k/x_{k-1}) \quad p(x_{0:k-1}/z_{1:k-1})$$

En insérant cette relation et (2.16) dans l'expression des poids d'importance, on obtient la formule de récursivité des poids :

$$w_k^{(i)} = \frac{p(x_{0:k}^{(i)}/z_{1:k})}{\pi(x_{0:k}^{(i)}/z_{1:k})}$$

$$\propto \frac{p(z_k/x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)}/x_{k-1}^{(i)}) p(x_{0:k-1}^{(i)}/z_{1:k-1})}{\pi(x_k^{(i)}/x_{0:k}^{(i)}, z_{1:k}) \pi(x_{0:k-1}^{(i)}/z_{1:k-1})}$$

$$\propto w_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k/x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)}/x_{k-1}^{(i)})}{\pi(x_k^{(i)}/x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})} \quad (2.18)$$

On peut conclure que la construction récursive du nuage approchant la loi à posteriori au temps k se fait par une procédure d'échantillonnage pondéré séquentiel.

Tout d'abord chaque particule $x_{0:k}^{(i)}$ est augmentée d'un nouvel état $x_{0:k-1}^{(i)}$ tiré selon la fonction d'importance $\pi(x_k^{(i)}/x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})$.

Puis les nouveaux poids sont calculés par (2.18) et normalisés. L'algorithme 7 décrit cette procédure.

On peut constater que le nuage pondéré obtenu permet une estimation de la loi de filtrage $p(x_k/z_{1:k})$, et de toute quantité de la forme $E_p(x_k/z_{1:k}) [\phi(x_k)]$ pour toute fonction ϕ intégrable par rapport à $p(x_k/z_{1:k})$.

Algorithme 7 : Echantillonnage pondéré séquentiel dans le cadre bayésien

- **Initialisation :**

pour $i=1 \dots N$, générer $x_0^{(i)} \sim \pi(x_0)$, et fixer $w_0^{(i)} = 1/N$
pour $k=1, 2, \dots$

- **Echantillonnage pondéré séquentiel :**

1. Echantillonnage :

pour $i=1 \dots N$ générer $x_k^{(i)} \sim \pi(x_k/x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})$ et poser

$$x_{0:k}^{(i)} \triangleq (x_{0:k}^{(i)}, x_k^{(i)})$$

2. Mise à jour des poids d'importance :

$$\text{pour } i=1\dots N, \text{ calculer } w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k/x_k^{(i)})p(x_k^{(i)}/x_{k-1}^{(i)})}{\pi(x_k^{(i)}/x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})}$$

3. Normalisation des poids :

$$\text{pour } i=1\dots N, \text{ calculer } \tilde{w}_k^{(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N w_k^{(j)}}$$

- **Estimations de Monte Carlo :**

Le nuage $\{x_{0:k}^{(i)}, \tilde{w}_k^{(i)}\} i=1\dots N$ permet d'approcher la loi à posteriori

$$p(x_{0:k}/z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^{(i)} \delta_{x_{0:k}^{(i)}}(x_{0:k})$$

pour toute fonction ϕ intégrable par rapport à $p(x_{0:k}/z_{1:k})$

$$E_p(x_{0:k}/z_{1:k})[\phi(x_{0:k})] \approx \sum_{i=1}^N \phi(x_{0:k}^{(i)}) \tilde{w}_k^{(i)}$$

de plus, la loi de filtrage est approchée par :

$$p(x_{0:k}/z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x_k)$$

3.5.1 Problème de dégénérescence et taille efficace du N-échantillon

Choisir des fonctions d'importance de la forme (2.16) conduit à une augmentation de la variance des poids dans le temps [51]. En pratique, cela a pour effet de faire décroître rapidement le nombre de particules significatives, faisant que toutes les particules sauf une convergent alors vers un poids nul. Cette effet indésirable, appelé dégénérescence de particules.

Ce problème de dégénérescence conduit à une divergence du nuage de particules, et à une détérioration de l'estimation en sortie de l'algorithme d'échantillonnage pondéré séquentiel. Cette dégénérescence est d'autant plus grande que la fonction d'importance est différente de $p(x_{0:k}/z_{1:k})$.

Une mesure de la dégénérescence de l'algorithme, décrite dans [55], est apportée par la taille efficace du N-échantillon ('effective sample size') notée ESS. Ce critère est défini en utilisant le ratio entre la variance de l'estimée obtenue par l'échantillonnage pondéré $\pi(x_{0:k}/z_{1:k})$ et la variance de l'estimée obtenue par un échantillonnage parfait selon $p(x_{0:k}/z_{1:k})$. Ce ratio reflète l'efficacité de la procédure d'échantillonnage pondéré. En remarquant que :

$$\frac{\text{var}_{\pi(\cdot/z_{1:k})}[I_N \phi(x_{0:k})]}{\text{var}_{p(\cdot/z_{1:k})}[I_N \phi(x_{0:k})]} \approx 1 + \text{var}_{\pi(\cdot/z_{1:k})}[w_k] = E_{\pi(\cdot/z_{1:k})}[(w_k)^2] \quad (2.19)$$

La taille efficace du N -échantillon est définie telle que :

$$ESS = \frac{N}{E_{\pi(\cdot/z_{1:k})}[(w_k)^2]} \quad (2.20)$$

Bien que cette expression ne puisse pas être calculée directement, il est possible de l'approcher par l'estimateur :

$$ESS_N = \frac{N}{\sum_{i=1}^N (\tilde{w}_k^{(i)})^2} \quad (2.21)$$

Où les $\tilde{w}_k^{(i)}$ sont les poids d'importance normalisés.

Une valeur faible de ESS_N indique une forte dégénérescence.

3.5.2 La stratégie d'échantillonnage pondéré séquentiel

Pour limiter la dégénérescence des poids, il est important d'utiliser une fonction qui guide les particules dans les zones de l'espace d'état de forte vraisemblance. Deux méthodes ont été proposées (qui peuvent être couplées) :

1. Choisir une fonction d'importance appropriée qui minimise la variance des poids et maximise ESS . Une telle fonction de proposition optimale [52] s'écrit : $\pi(x_k/x_{0:k-1}, Z_{1:k}) = p(x_k/x_{k-1}, Z_k)$. Malheureusement, en pratique, celle-ci n'est que très rarement accessible.
2. L'ajout d'une étape de rééchantillonnage à l'algorithme d'échantillonnage pondéré séquentiel. La procédure complète est appelée échantillonnage pondéré séquentiel avec rééchantillonnage et constitue l'algorithme de filtrage particulaire.

Le principe de cette deuxième solution est de supprimer les particules ayant un faible poids normalisé et d'ajouter des copies des particules associées à un poids fort. La technique classique consiste à tirer avec remise de N nouvelles particules parmi l'ensemble des particules, proportionnellement à leur poids.

L'introduction du rééchantillonnage permet une amélioration de la qualité des estimations de Monte Carlo en diminuant le problème de dégénérescence.

Cependant, cette étape introduit des problèmes pratiques et théoriques. Du point de vue de la mise en œuvre, la possibilité de paralléliser l'algorithme est réduite.

Au niveau théorique, le rééchantillonnage introduit une dépendance entre les particules. Cela rend les résultats de convergence difficile à établir. De plus, les particules ayant un fort poids seront sélectionnées plusieurs fois. Cela implique un problème (connu sous le nom d'appauvrissement des états), qui décrit une perte de diversité parmi les particules.

Ce problème est d'autant plus important que les modes de la vraisemblance sont très prononcés et que la densité de prédiction est peu informative. Dans un cas extrême, toutes les particules se trouvent à la même position de l'espace d'état.

De nombreuses améliorations ont été proposées [52], qui portent sur le choix de la fonction d'importance ou le choix d'une étape de rééchantillonnage.

En résumé, la procédure de rééchantillonnage permet de corriger une divergence du nuage de particules. Cette divergence est inhérente à l'algorithme d'échantillonnage pondéré séquentiel. Elle rend compte la différence entre la fonction d'importance $\pi(x_{0:k}/z_{1:k})$ et la densité recherchée $p(x_{0:k}/z_{1:k})$.

Une étape de rééchantillonnage est essentielle, mais du fait de ces inconvénients, elle doit être réalisée uniquement quand cela est nécessaire.

En pratique, un retraitage des particules est effectué lorsque la taille efficace du N-échantillon ESS_N est inférieure à un seuil donné.

Bien qu'il n'existe pas de résultat de convergence pour l'échantillonnage pondéré séquentiel avec rééchantillonnage adaptatif, ces filtres donnent en pratique de meilleures approximations que ceux avec un rééchantillonnage systématique [53].

Particulièrement, cette méthode est très répondeue, en se basant à propager les particules selon la loi de transition a priori $\pi(x_k/x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k}) = p(x_k/x_{k-1}^{(i)})$.

Dans ce cas, l'équation de mise à jour des poids devient :

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} p(z_k/x_{k-1}^{(i)}) \quad (2.22)$$

L'algorithme(8) présente le schéma générique du filtrage particulaire. Il se décompose en deux étapes principales :

- Un échantillonnage pondéré séquentiel
- Une étape de sélection par rééchantillonnage.

 Algorithme 8 : Echantillonnage pondéré séquentiel avec rééchantillonnage adaptatif

- **Initialisation :**

pour $i=1\dots N$, générer $x_0^{(i)} \sim p(x_0)$, et fixer $w_0^{(i)} = 1/N$
pour $k=1,2,\dots$

- **Echantillonnage pondéré séquentiel :**

1. Echantillonnage :

pour $i=1\dots N$ générer $x_k^{(i)} \sim \pi(x_k/x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})$ et poser

$$x_{0:k}^{(i)} \triangleq (x_{0:k-1}^{(i)}, x_k^{(i)})$$

2. Mise à jour des poids d'importance :

pour $i=1\dots N$, calculer $w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k/x_k^{(i)})p(x_k^{(i)}/x_{k-1}^{(i)})}{\pi(x_k^{(i)}/x_{0:k-1}^{(i)}, z_{1:k})}$

3. Normalisation des poids :

pour $i=1\dots N$, calculer $\tilde{w}_k^{(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N w_k^{(j)}}$

- **Estimations de Monte Carlo :**

Le nuage $\{x_{0:k}^{(i)}, \tilde{w}_k^{(i)}\} i=1\dots N$ permet d'approcher la loi à posteriori

$$p(x_{0:k}/z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^{(i)} \delta_{x_{0:k}^{(i)}}(x_{0:k})$$

pour toute fonction ϕ intégrable par rapport à $p(x_{0:k}/z_{1:k})$

$$E_p(x_{0:k}/z_{1:k})[\phi(x_{0:k})] \approx \sum_{i=1}^N \phi(x_{0:k}^{(i)}) \tilde{w}_k^{(i)}$$

de plus, la loi de filtrage est approchée par :

$$p(x/z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^{(i)} \delta_{x_k^{(i)}}(x_k)$$

- **Rééchantillonnage adaptatif :**

1. Calculer $ESS_N = \frac{N}{\sum_{i=1}^N (\tilde{w}_k^{(i)})^2}$

2. Si $ESS_N < \text{seuil}$

tirer avec remise N particules $\tilde{x}_{0:k}^{(i)}$ parmi $\{x_{0:k}^{(i)}\} i=1\dots N$

proportionnellement aux poids $\{\tilde{w}_k^{(i)}\} i=1\dots N$ et fixer $\tilde{w}_k^{(i)} = 1/N$,

$x_{0:k}^{(i)} = \tilde{x}_{0:k}^{(i)}$ pour $i = 1\dots N$

L'algorithme (9) décrit a été utilisé pour approcher la distribution de filtrage $p(x_k/z_{1:k})$. L'estimation de la loi $p(x_{0:k}/z_{1:k})$ est facilement accessible en formant chaque particule $x_{0:k}^{(i)}$ comme concaténation de la particule au temps précédent $x_{0:k-1}^{(i)}$ et du nouvel état $x_k^{(i)}$.

Ce choix correspond aux premiers filtres particulaires avec rééchantillonnage été proposés dans [44] [45] [46]. En particulier, le filtre bootstrap (également connue sous le nom de filtre SIR (Sampling Importance Resampling) [44]) associe l'étape d'échantillonnage pondéré avec un rééchantillonnage systématique : A chaque pas de temps, les poids sont remis à $1/N$.

On en déduit que l'étape de mise à jour des poids se réduit à :

$$w_k^{(i)} = p(z_k/x_k^{(i)}) \quad (2.23)$$

Algorithme 9 : Filtre bootstrap (SIR)

- **Initialisation :**

pour $i=1 \dots N$, générer $x_0^{(i)} \sim p(x_0)$, et fixer $w_0^{(i)} = 1/N$
pour $k=1, 2, \dots$

- **Echantillonnage pondéré séquentiel :**

1. Echantillonnage : pour $i=1 \dots N$, générer $x_k^{(i)} \sim p(x_k/x_{k-1}^{(i)})$
2. Mise à jour des poids d'importance : pour $i=1 \dots N$,

$$\text{calculer } w_k^{(i)} = p(z_k/x_k^{(i)})$$

3. Normalisation des poids : pour $i=1 \dots N$

$$\text{calculer } \tilde{w}_k^{(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N w_k^{(j)}}$$

- **Estimations de Monte Carlo**

- **Rééchantillonnage systématique :**

1. Tirer avec remise avec remise N particules $\tilde{x}_k^{(i)}$ parmi $\{x_k^{(i)}\}_{i=1 \dots N}$ proportionnellement aux poids $\{\tilde{w}_k^{(i)}\}_{i=1 \dots N}$
2. Pour $i=1 \dots N$, poser $x_k^{(i)} = \tilde{x}_k^{(i)}$ et $\tilde{w}_k^{(i)} = 1/N$

3.5.3 Stratégies de rééchantillonnage

Comme décrit précédemment, l'utilisation du simple algorithme d'échantillonnage pondéré séquentiel ne permet pas une estimation valide de la loi a posteriori du fait de la dégénérescence des poids.

Au cours du temps, de plus en plus de particules deviennent inefficaces et le nuage ne permet pas de couvrir efficacement l'espace d'état. L'ajout de l'étape de rééchantillonnage permet de limiter cette dégénérescence.

Son principe est de supprimer les particules ayant un faible poids normalisé et d'ajouter des copies des particules associées à un poids fort.

Pour cela, plusieurs méthodes ont été proposées et sont décrites dans cette section dans le cadre de l'estimation de la loi de filtrage $p(x_k/z_{1:k})$.

Parmi les méthodes les plus utilisées on trouve le rééchantillonnage multinomial [57] décrit par l'algorithme (10), le Rééchantillonnage résiduel [54], et les méthodes à variance minimale [55] [33] [46].

On note N_i le nombre de descendants de la particule $x_k^{(i)}$.

La méthode suivante assure qu'en moyenne le nombre de descendants de chaque particule est proportionnel à son poids, c.à.d. $E[N_i] = N \tilde{w}_k^{(i)}$.

Elle diffère sur la variance de Monte Carlo des nombres de descendants $var(N_i)$. Une méthode de rééchantillonnage sera d'autant meilleure que cette variance est faible.

En effet, une variance forte signifie l'introduction d'un aléa sur la distribution estimée, induisant une source d'erreur supplémentaire.

Algorithme 10 : Algorithme de rééchantillonnage multinomial

- Calculer la suite des poids d'importance normalisés cumulés

$$wc_i = \sum_{j=1}^i \tilde{w}_k^{(j)}$$

- Pour $i=1 \dots N$

1. Générer $\mu_i \sim U[0, 1]$

2. Calculer l'indice j tel que $wc_{j-1} < \mu_i \leq wc_j$

3. Poser $\tilde{x}_k^{(i)} = x_k^{(j)}$

- Pour $i=1\dots N$, poser $\tilde{x}_k^{(i)} = x_k^{(i)}$ et $\tilde{w}_k^{(i)} = 1/N$

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une description théorique du filtrage particulaire. Elle est fondée sur l'utilisation répétée de l'échantillonnage pondéré. Ce dernier est une technique d'intégration de Monte Carlo qui permet la construction d'une estimation empirique d'une loi objectif $p(x)$ à partir de tirages selon une loi d'importance $\pi(x)$. L'estimation est d'autant plus précise que la loi d'importance est proche de la loi objectif.

Les méthodes séquentielles de Monte Carlo consistent à appliquer cette méthode au cadre bayésien où la loi objectif est $p(x_{0:k}/z_{1:k})$. Afin d'obtenir une solution séquentielle, la loi d'importance qui permet de faire évoluer les particules dans l'espace d'état est supposée avoir une forme récursive.

Cependant, cette forme particulière introduit des erreurs du fait de l'écart avec la loi a posteriori objectif menant à une dégénérescence des particules. L'introduction d'une étape de rééchantillonnage permet de limiter cette dégénérescence en sélectionnant les particules de poids forts.

Dans notre travail, nous nous sommes intéressés à utiliser les méthodes séquentielles de Monte Carlo avec rééchantillonnage multinomiale (SIR) ; elles ont pour objectif d'estimer la densité de filtrage liant les états des objets à suivre aux observations passées et présentes en l'approchant par un échantillon pondéré. Outre leur simplicité de mise en œuvre, ces approches sont capables de maintenir au cours du temps des hypothèses multiples, ce qui les rend performants face aux challenges du suivi visuel d'un objet mobile.

De plus, de leur nature probabiliste, leur formalisme, très générique, permet d'envisager des modélisations complexes pour les objets et les observations, dont les densités peuvent être non paramétriques et/ou multimodales.

Chapitre 4

Simulation d'un système MOCAP, Résultats et Discussions

4.1 Introduction

La technique de capture de mouvement avec marqueurs est sans doute la méthode la plus répandue à l'heure actuelle, l'avantage majeur de ces systèmes est l'absence de câbles ou de structure métallique pouvant gêner le mouvement de l'acteur.

L'inconvénient principal de cette technique lors de l'acquisition des données est le problème de l'occlusion des marqueurs dans la scène ; ceci provoque des post-traitements peuvent s'avérer très long et demander à des utilisateurs experts de retoucher les séquences de reconstruction du mouvement pendant des jours ou de répéter la séquence plusieurs fois afin d'éviter ce problème ce qui n'est pas réellement évident.

L'estimation des trajectoires des marqueurs à partir d'observations bruitées, et éventuellement incomplètes est un problème central dans le system MOCAP avec marqueurs.

L'objectif de notre travail consiste à pallier ce problème, afin d'économiser le cout de la capture et en même temps réduire le temps du traitement des données acquises. Pour répondre à de tels besoins, les méthodes séquentielles de Monte-Carlo plus connues sous le nom de filtres particulaires sont des algorithmes par excellence pour le suivi visuel.

Cette technique s'est imposée comme un algorithme par excellence pour l'estimation et le suivi visuel d'un système dynamique. Elle a pour objectif d'estimer la densité de filtrage liant les états des objets à suivre aux observations passées et présentes en l'approchant par un échantillon pondéré.

Notre travail consiste donc à simuler un système de capture de mouvement en MATLAB ; pour cela nous réalisons une scène de capture avec des caméras afin de suivre la trajectoire d'un cube. Ces caméras vont capter les positions angulaires des marqueurs placés aux 8 sommets de cube avec l'hypothèse qu'au moins deux caméras doivent voir chaque marqueur. Des obstacles sont placés dans la scène et c'est sur cette hypothèse que nous générons le problème d'occlusion.

Ensuite, nous utiliserons un traitement des données acquises à la fin de la séance de capture ; ce traitement consiste à exécuter un l'algorithme de filtrage particulière (méthode séquentielle de Monte- Carlo).

Dans ce chapitre, nous commençons par un exemple comparatif entre le filtre de Kalman et le filtre particulier dans l'estimation de l'état d'un système dynamique non linéaire.

Ensuite nous présentons une discussion détaillée sur les résultats expérimentaux obtenus par notre approche tout en montrant les principaux facteurs qui influent sur les performances de l'algorithme, et la validation de notre hypothèse (au moins deux caméras doivent capter le marqueur).

4.2 Comparaison entre le filtre de Kalman étendu et filtre particulaire

Nous présentons dans cette partie, un exemple comparatif entre deux méthodes existantes pour l'estimation de l'état d'un système dynamique non linéaire à partir des observations bruitées :

- Le filtre de Kalman étendu
- Le filtre particulaire

Notre système évolue suivant les équations (4.1) (4. 2) ; pour des raisons de simplicité, nous étudions dans notre comparaison un système dynamique non linéaire à une dimension :

Equation de l'état cache :

$$x_k = 0.5 x_k + 25 x_{k-1} / (1 + x_{k-1}^2) + 8 \cos(1,2 (k-1)) + w_k \quad (4.1)$$

Equation d'observation :

$$y_k = x_k^2 / 20 + v_k \quad (4.2)$$

w_k, v_k bruit blanc gaussien avec :

Écart type de bruit pour le vecteur d'état $\sigma_w = 0,003$

Écart type de bruit pour le vecteur d'observation $\sigma_v = 1$

La trajectoire réelle présentée en figure (4.1) montre des forts non linéarités.

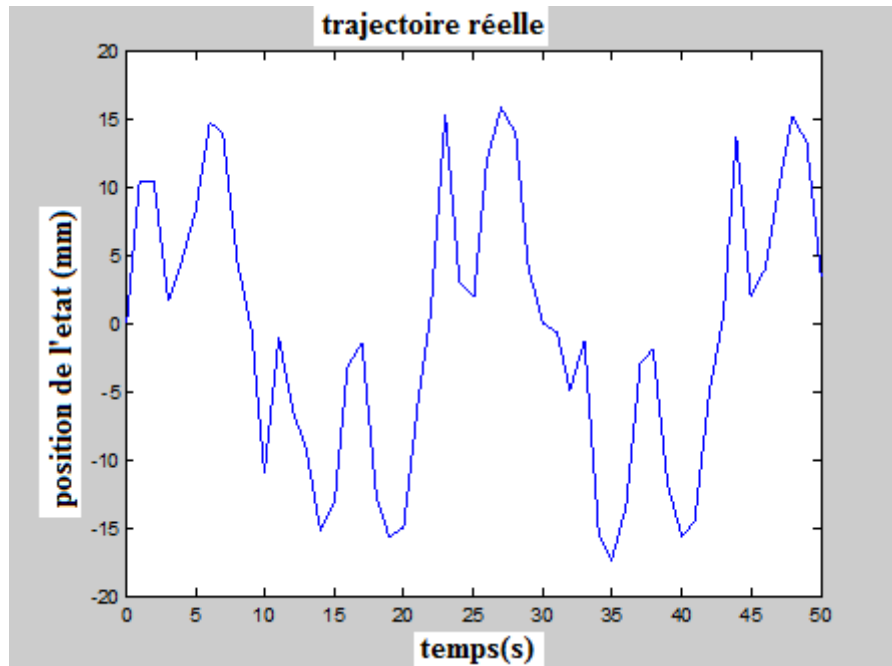


Figure (4.1) : Trajectoire réelle de la cible

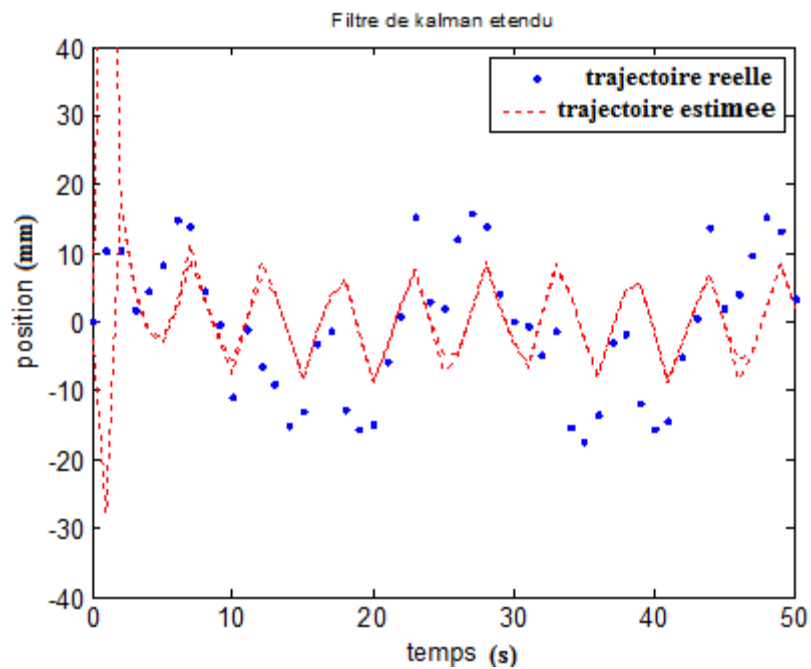


Figure (4. 2) : Estimation de la trajectoire par le filtre de Kalman étendu

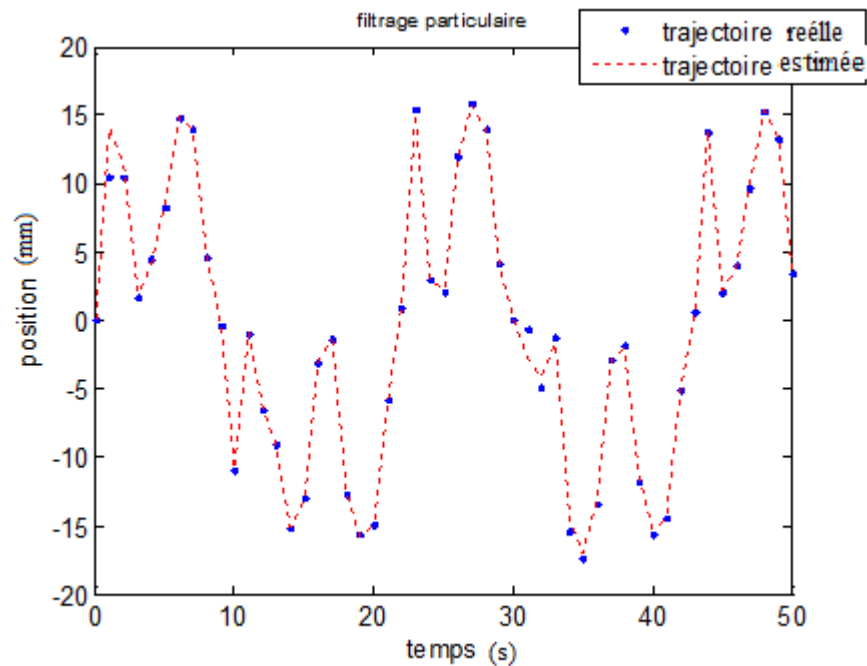


Figure (4.3) : Estimation de la trajectoire par le filtrage particulaire.

D'après nos résultats de simulation, le filtrage particulaire a donné une reproduction satisfaisante de la trajectoire réelle figure (4.3), avec une erreur moyenne=0,64816 mm).

Lorsque le système est non linéaire, le filtre de Kalman étendu a trouvé des difficultés à reproduire la trajectoire réelle figure (4.3), avec une erreur moyenne=10,0299.

On peut conclure suite à cette comparaison, l'efficacité de filtrage particulaire à estimer l'état d'un système dynamique non- linéaire à partir des observations bruitées.

Finalement, suite à ces résultats nous avons choisi d'implémenter le filtre particulaire dans notre travail pour résoudre le problème de reproduction de la trajectoire des marqueurs dans un système de capture optique (MOCAP).

4.3 Simulation d'un système MOCAP

Nous créons le mouvement à reproduire du cube figure (4.4) (une vidéo de 201 séquences d'image) ; ce dernier est donné par 08 marqueurs réfléchissant à chaque sommet définissant la forme de ce cube, la distance entre 02 marqueurs est égale 2,1m.

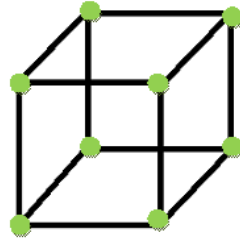


Figure (4.4) : Cube tagué par 08 marqueurs.

Notre approche utilise le filtrage particulaire et a pour objectif de dénouer le problème d'occlusion des marqueurs en mouvement.

Nous avons simulé un système de capture de mouvement optique par placement des 08 marqueurs à chaque sommet de notre cube. Nous nous limiterons dans notre travail à un espace 2D.

Le cube se déplace dans un plan 2D, plusieurs caméras effectuent des mesures angulaires bruitées ou incomplètes à cause des occlusions des marqueurs avec les obstacles ou le mauvais réfléchissement.

Chaque caméra sait exactement si les marqueurs sont masqués par les obstacles ou non. Ces obstacles sont des segments de droite (figure 4.5).

Les coordonnées des 's' [$s = 1 \dots S$] caméras dont nous disposons et les segments d'obstacles sont connus.

En prenant l'exemple q' un seul marqueur évolue dans un système non linéaire:

$$X_k = \begin{pmatrix} X_k^1 \\ X_k^2 \end{pmatrix} \quad \text{pour } k = 0 \dots, N$$

$$1.1 \text{ L'équation d'état (position) est : } \begin{cases} X_{k+1}^1 = X_k^1 + \sigma_W W_k^1 \\ X_{k+1}^2 = X_k^2 + \sigma_W W_k^2 \end{cases} \quad (4.3)$$

2.1 L'équation de l'observation angulaire est :

$$Y_k^s = h_s(X_k) + \sigma_V V_k^s \quad (4.4)$$

Où W^1 , W^2 , V_k^s sont des bruits blancs gaussiens $N(0, 1)$.

σ_W et σ_V sont les écart type de bruit pour le vecteur d'état (position du marqueur), et le vecteur d'observation respectivement.

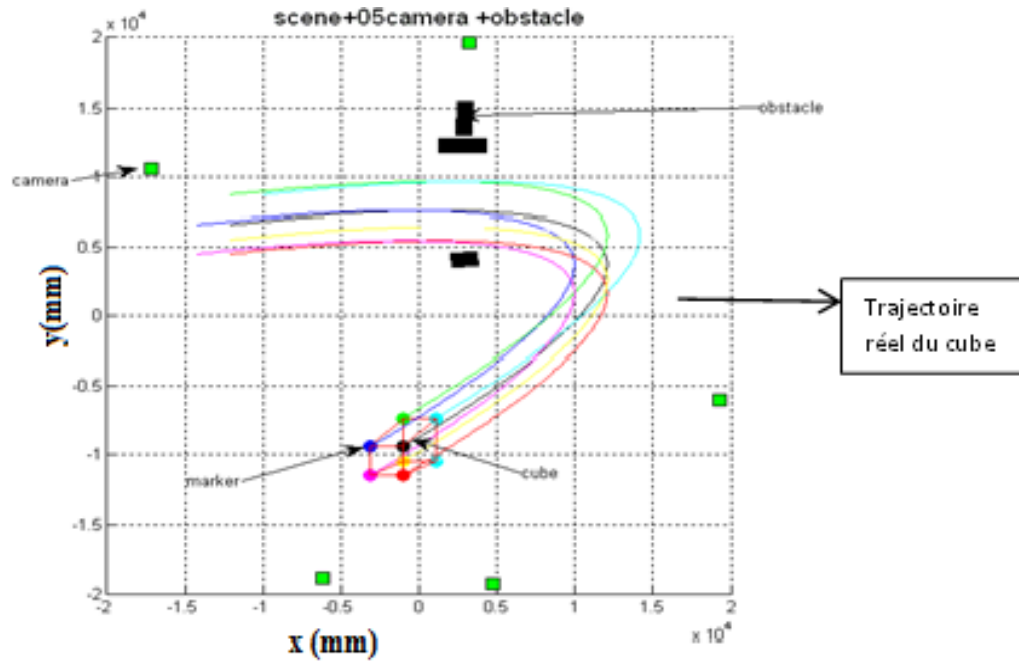


Figure (4.5) : Simulation de la scène et la trajectoire du cube

Nous pouvons décrire le mécanisme du filtrage particulaire en figure (4.6), afin de donner une idée sur le principe et le mécanisme de son fonctionnement.

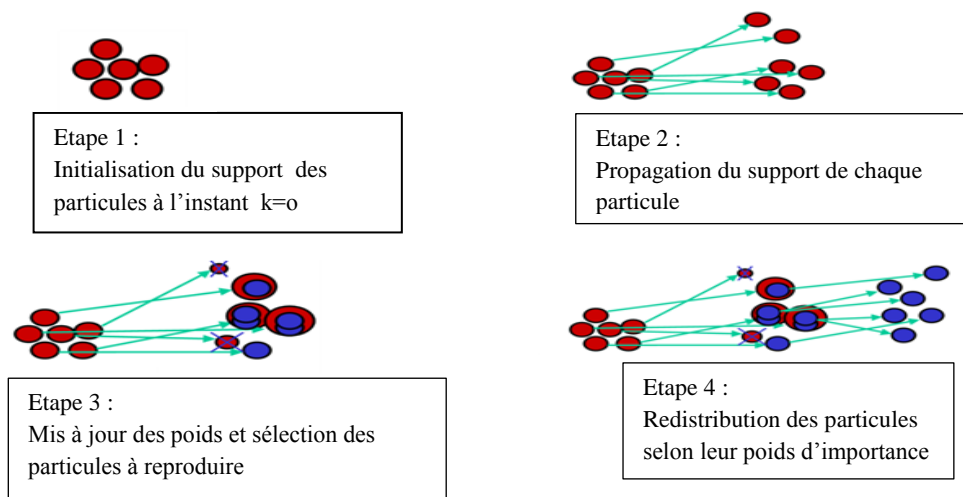


Figure (4.6): Mécanisme du filtrage particulaire

Notre filtre particulaire est doté de 5000 particules ; ce nuage explore l'espace d'état caché qui est les positions des marqueurs en mouvements pour chaque séquence d'image (le

mouvement du cube est une vidéo qui contient 201 images) à partir des observations bruitées issue des caméras implantées dans notre système afin de capter le mouvement du cube.

Dans notre travail, nous plaçons 05 caméras avec l'hypothèse qu'au moins deux caméras observent la trajectoire complète du cube lors du mouvement.

4.3.1 Simulation d'occlusion des marqueurs

A chaque séquence d'image, les marqueurs subissent des occlusions qui pouvant atteindre 3 occlusions avec les segments d'obstacles plantés dans la scène. En ce moment-là, les autres caméras ne disposent pas des mesures de ces marqueur ; donc on est en face à des pertes des données. Ce phénomène d'occlusion est pratiquement un inconvénient majeur dans un système MOCAP avec marqueurs.

Suite à des chronogrammes d'occlusions (figures (4.7) (4.8)), à travers lesquels on peut déduire le nombre et la durée des occlusions pour chaque marqueur.

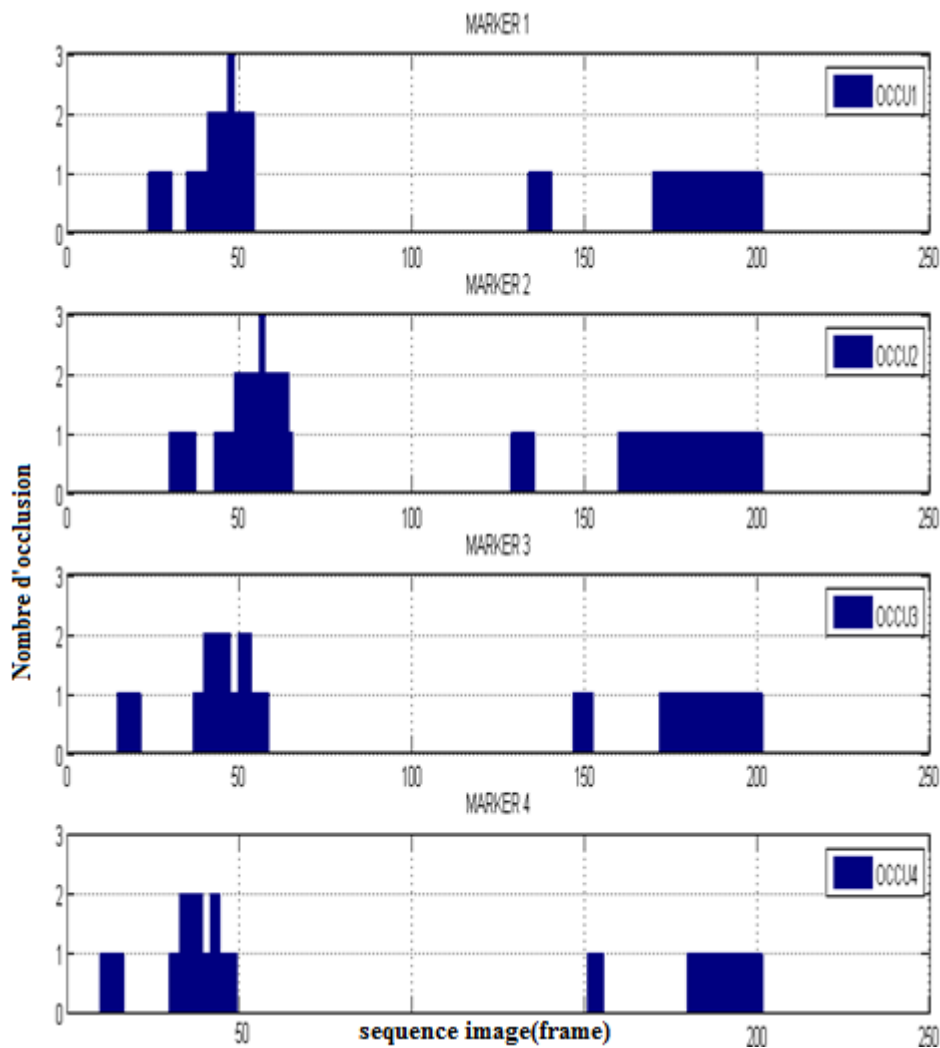


Figure (4.7) : Graphes représentant des occlusions pour les marqueurs 1, 2, 3 et 4

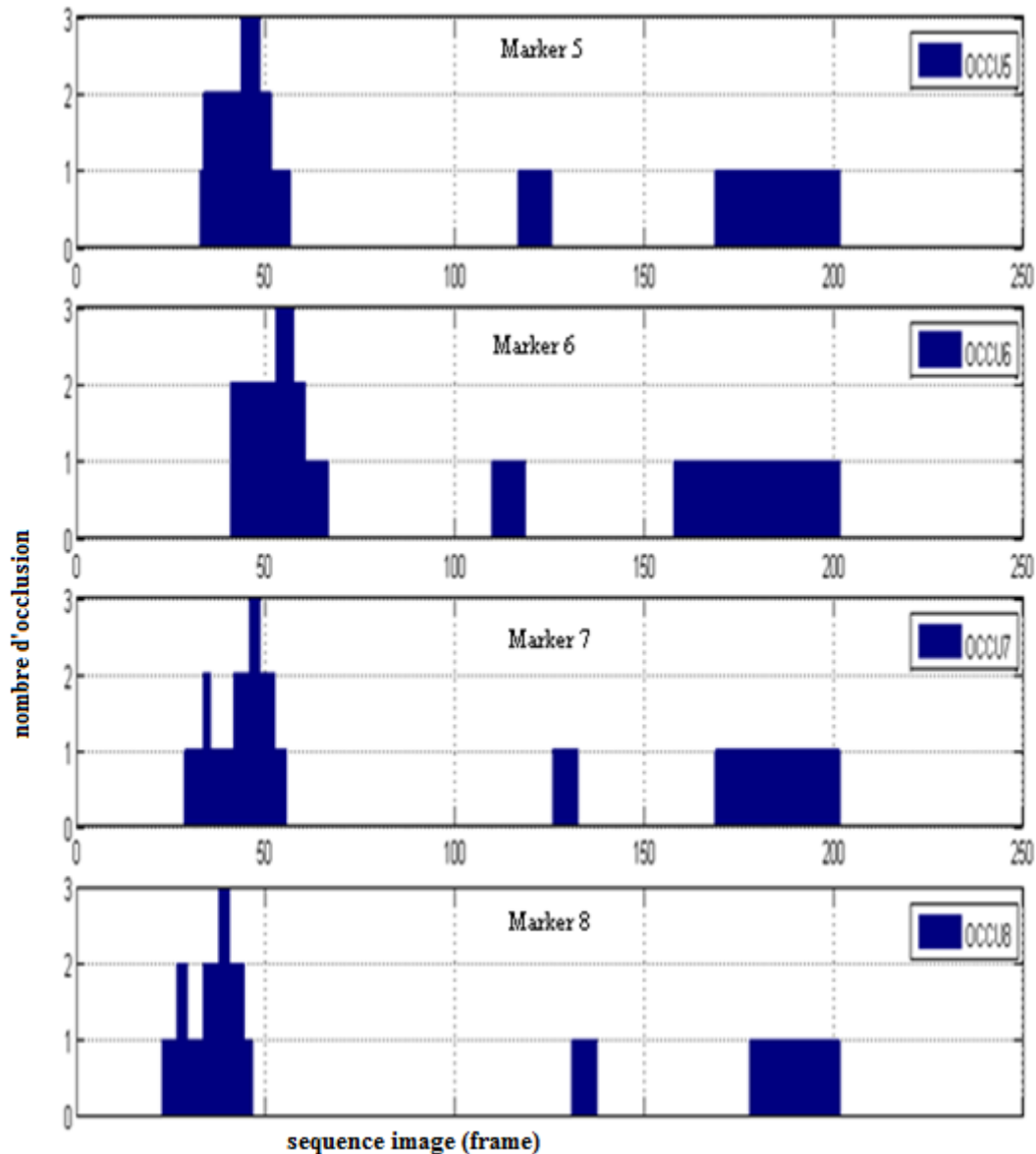


Figure (4.8) : Graphes présentant des occlusions pour les marqueurs 5, 6, 7 et 8

4.3.2 Réalisation de l'hypothèse

Évidemment, à partir des chronogrammes des occlusions (figure (4.7) (4.8)), nous pouvons montrer qu'on a réussi à garder notre hypothèse qui consiste qu'au moins deux caméras observent le marqueur c.à.d. que le nombre d'occlusions maximal ne dépasse pas 04.

Le but de notre travail est d'effectuer une estimation probabiliste du mouvement du cube en utilisant les méthodes de Monte Carlo (filtrage particulaire), dont le but est de reproduire la trajectoire du cube à partir des mesures récoltées (figures (4.9)).

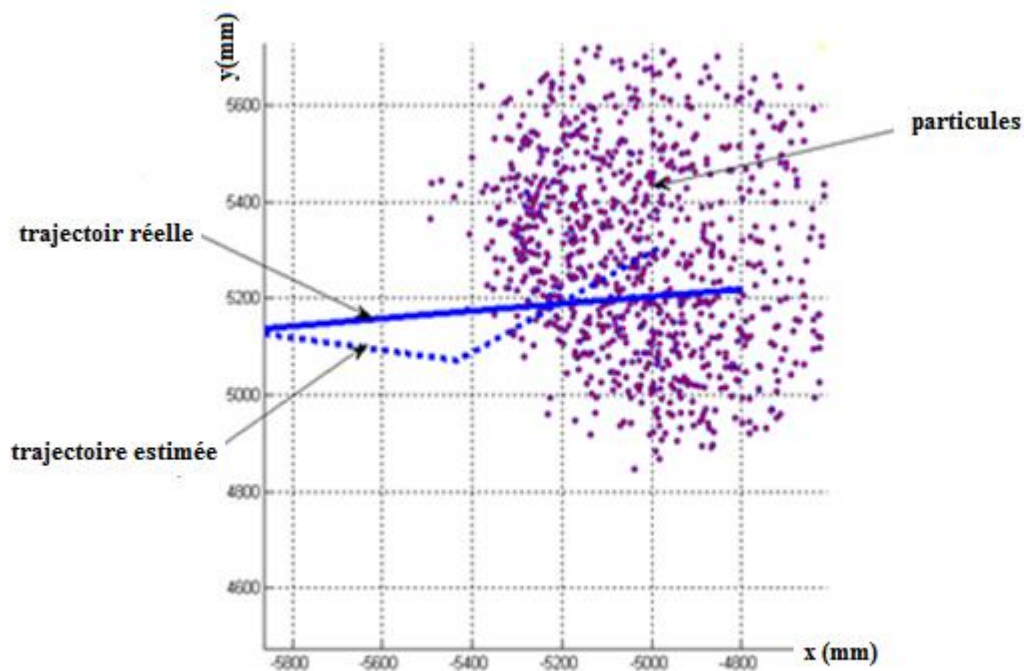


Figure (4.9) : Illustration du nuage de particules pour l'estimation de la trajectoire

4.4 Application de l'algorithme du filtrage particulaire

Dans ce cas, nous avons simulé un système de capture du mouvement à l'aide de 05 caméras. Afin de pouvoir créer le phénomène d'occlusions, trois segments d'obstacles sont placés dans le volume du travail.

Premièrement, après une acquisition des données par les caméras situées dans la scène, nous appliquons notre algorithme de filtrage particulaire doté de 5000 particules.

Notre filtre a pour but de minimiser l'erreur moyenne (ERM) entre les 201 positions estimées (PE) et les 201 positions réelles (PR) pour chaque marqueur afin d'obtenir une reproduction satisfaisante de la trajectoire du cube à partir des mesures manquantes et bruitées récoltés par les différentes caméras installées dans la scène.

Durant la simulation figure (4.10), nous constatons trois facteurs importants qui influent énormément sur les performances de l'algorithme utilisé à reproduire la trajectoire :

- Le taux de bruit (écart-type)
- Le nombre de particule
- Le nombre d'occlusion
- Influence de respecter l'hypothèse « au moins 2 caméras observent le marqueur ».

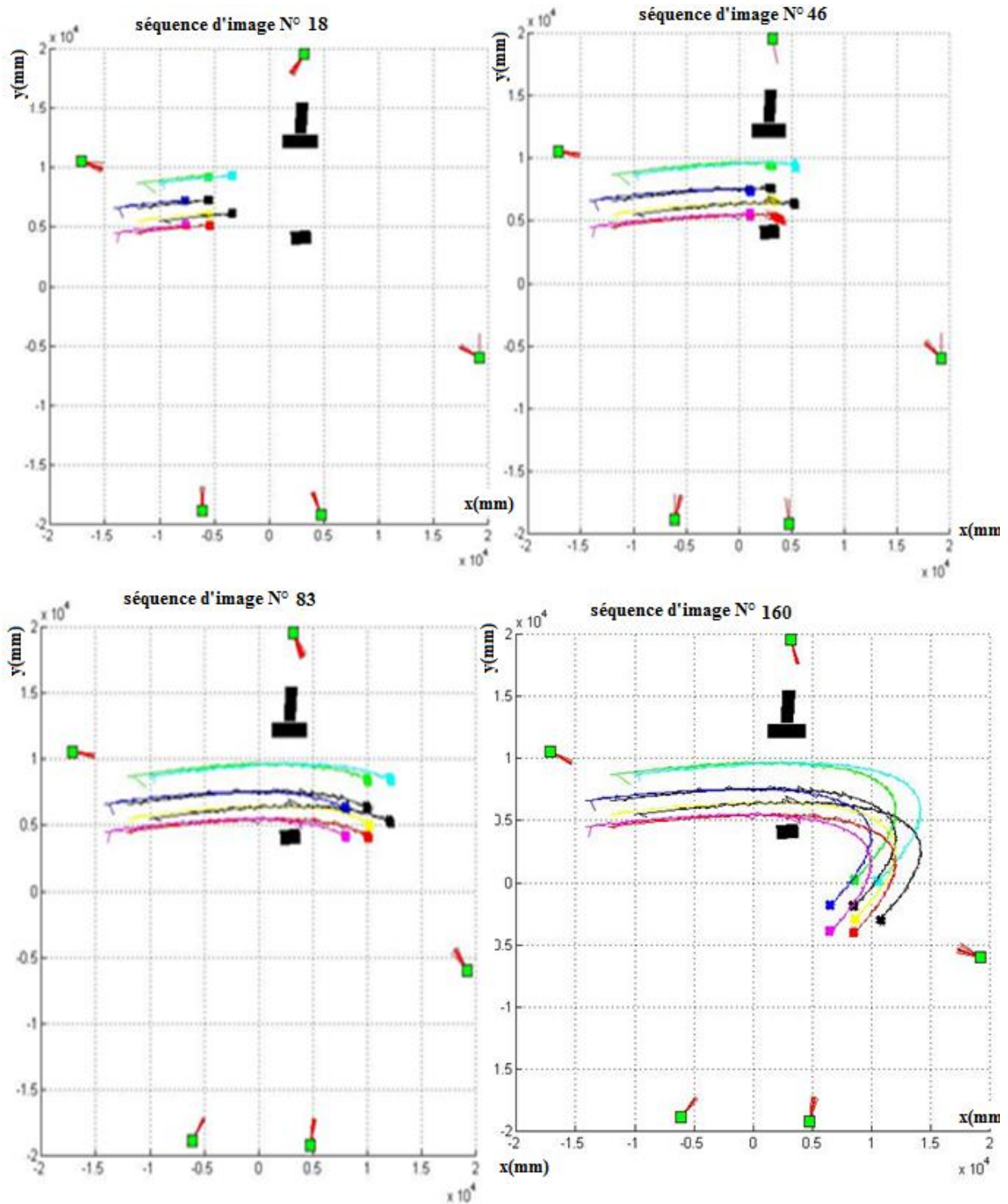


Figure (4.10) : Estimation de la trajectoire du cube en utilisant le filtrage particulaire

4.4.1 Influence du taux de bruit (écart-type)

Le taux du bruit d'observation issu des caméras installées dans la scène influence énormément sur les erreurs moyennes entre les positions estimées et les positions réelles des marqueurs.

Dans ce cas, on fixe le nombre de particules injectés dans notre filtre à 5000 particules ; en revanche, on joue sur les valeurs du taux de bruit (l'écart type).

Les résultats obtenus sont décrits dans le Tableaux 1.

		Ecart-type du bruit d'observation en 'radian'			
		$\sigma_b = \pi/90$	$\sigma_b = \pi/180$	$\sigma_b = \pi/540$	$\sigma_b = \pi/900$
Erreur moyenne des marqueurs ERM (mm) + Probabilité d'avoir le marqueur dans un rayon ≤ 100 mm	M 1	ERM1=278,01mm σ M1=157,2mm P(M1 \leq 100)=17,1%	ERM1=174,65mm σ M1=150,15mm P(M1 \leq 100)=31,21%	ERM1=61,64mm σ M1=48,60mm P(M1 \leq 100)=78,52%	ERM1=38,84mm σ M1=25,97m P(M1 \leq 100)=99,06%
	M 2	ERM2=299,30 mm σ M2=188,76mm P(M2 \leq 100)=14,96%	ERM2=163,79mm σ M2=99,53mm P(M2 \leq 100)=29,46%	ERM2=62,28mm σ M2=37,79mm P(M2 \leq 100)=83,89%	ERM2=41,74mm σ M2=43,18mm P(M2 \leq 100)=90,99%
	M 3	ERM3=265,59mm σ M3=157,46mm P(M3 \leq 100)=14,90%	ERM3=178,17mm σ M3=114,12mm P(M3 \leq 100)=24,83%	ERM3=64,66mm σ M3=40,53mm P(M3 \leq 100)=80,78%	ERM3=38,37mm σ M3=28,98mm P(M3 \leq 100)=98,30%
	M4	ERM4=279,43mm σ M4=160,82mm P(M4 \leq 100)=12,51%	ERM4=178,96mm σ M4=110,32mm P(M4 \leq 100)=23,89%	ERM4=70,45mm σ M4=53,66mm P(M4 \leq 100)=70,88%	ERM4=43,01mm σ M4=26,06mm P(M4 \leq 100)=98,54%
	M5	ERM5=310,42mm σ M5=198,72mm P(M5 \leq 100)=17,1%	ERM5=177,78mm σ M5=107,2mm P(M5 \leq 100)=23,58%	ERM5=70,15mm σ M5=52,11mm P(M5 \leq 100)=71,23%	ERM5=42,97mm σ M5=37,01mm P(M5 \leq 100)=92,51%
	M 6	ERM6=266,57mm σ M6=184,82mm P(M6 \leq 100)=18,51%	ERM6=169,27mm σ M6=100,07mm P(M6 \leq 100)=24,76%	ERM6=61,56mm σ M6=46,15mm P(M6 \leq 100)=79,67%	ERM6=39,27mm σ M6=24,62mm P(M6 \leq 100)=99,31%
	M 7	ERM7=282,29mm σ M7=199,89mm P(M7 \leq 100)=18,4%	ERM7=161,74mm σ M7=98,47mm P(M7 \leq 100)=26,76%	ERM7=65,57mm σ M7=49,99mm P(M7 \leq 100)=75,17%	ERM7=40,37mm σ M7=27,30mm P(M7 \leq 100)=98,54%
	M 8	ERM8=300,40mm σ M8=201,78mm P(M8 \leq 100)=18,76%	ERM8=182,06mm σ M8=117,15mm P(M8 \leq 100)=24,20%	ERM8=66,14mm σ M8=50,21mm P(M8 \leq 100)=74,86%	ERM8=42,06mm σ M8=32,65mm P(M8 \leq 100)=96,16%

Tableaux 2 : Influence du taux de bruit sur l'erreur moyenne des positions estimées des marqueurs et les probabilités d'avoir ces positions dans un rayon ≤ 100 mm par rapport les positions réelles

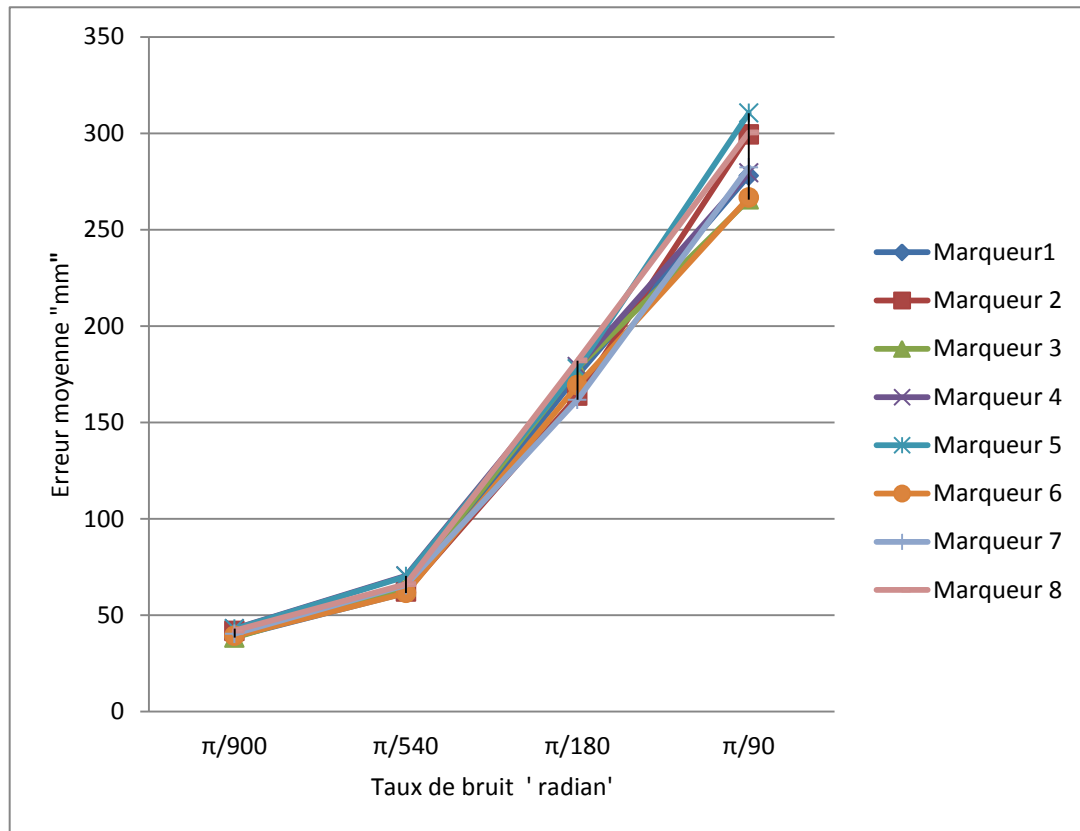


Figure (4.11) : Influence du taux de bruit sur l'erreur moyenne des positions estimées des marqueurs

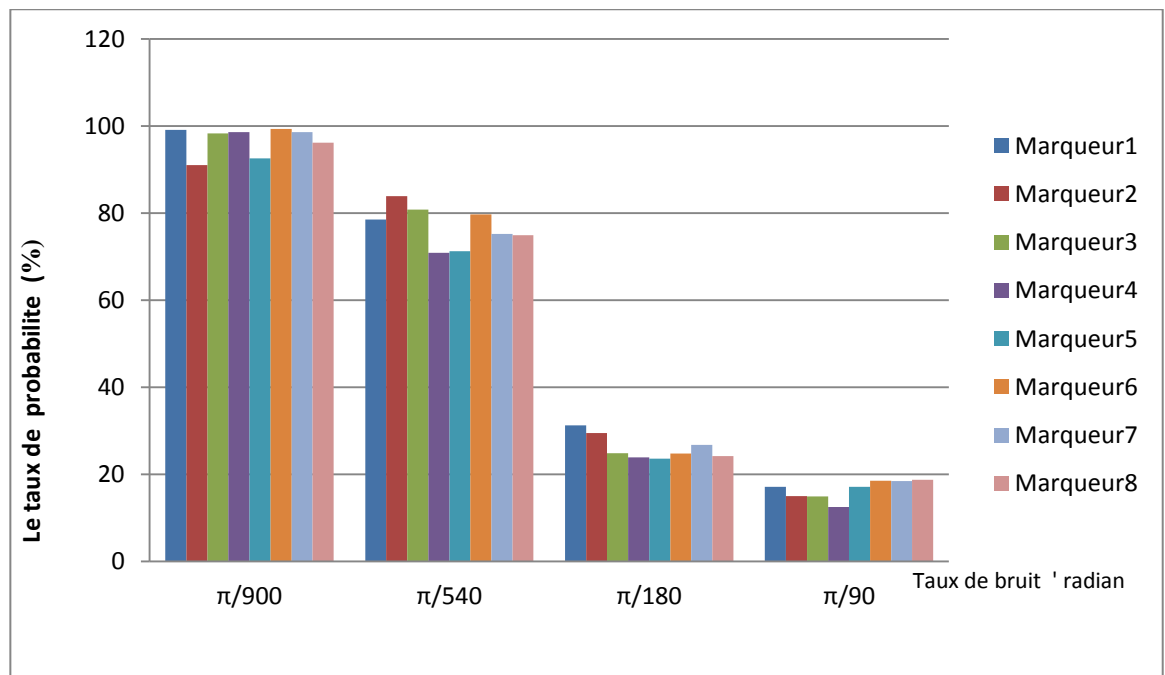


Figure (4.12) : Influence du taux de bruit sur les probabilités des positions estimées des marqueurs de se trouvés dans un rayon ≤ 100 mm par rapport les positions réelles

On peut remarquer d'après les figure (4.11), (4.12) que l'augmentation du taux bruit d'observation entraîne une augmentation de la valeur moyenne de l'erreur de chaque marqueur. Naturellement, cela influe sur l'efficacité de notre filtre particulière avec des taux de probabilités inférieur à 18,76%, pour dépister les positions réel du cube tout le long du trajet.

4.4.2 Influence du nombre de particule

a) L'erreur moyenne de la position des marqueurs

Le nombre de particule injecté dans notre algorithme influe sur l'estimation probabiliste de la position des marqueurs. Nous avons réalisé un suivi pour un bruit d'observation de $\pi/180$ fixe, puis on a calculé l'erreur moyenne (ERM) des marqueurs pour chaque valeur du nombre de particule.

		Nombre des particules					
		100	500	1000	5000	10000	50000
Erreur moyenne des marqueurs 4 ERM' (mm)	ERM 1	333,57	319,87	240,59	174,65	184,24	175,65
	ERM 2	317,5	303,19	251,77	163,79	168,53	169,38
	ERM 3	458,54	333,69	231,14	178,17	161,64	171,05
	ERM 4	397,95	344,28	250,82	178,96	169,88	168,40
	ERM 5	367,83	310,07	217,75	177,78	169,87	160,07
	ERM 6	350,85	302,33	215,06	169,27	176,86	163,30
	ERM 7	373,12	329,13	249,63	161,74	163,35	163,68
	ERM 8	318	299,45	235,38	182,06	170,24	157,75

Tableaux 3 : Influence du nombre de particule sur l'erreur moyenne de la position estimées des marqueurs pour un taux de bruit fixe $=\pi/180$

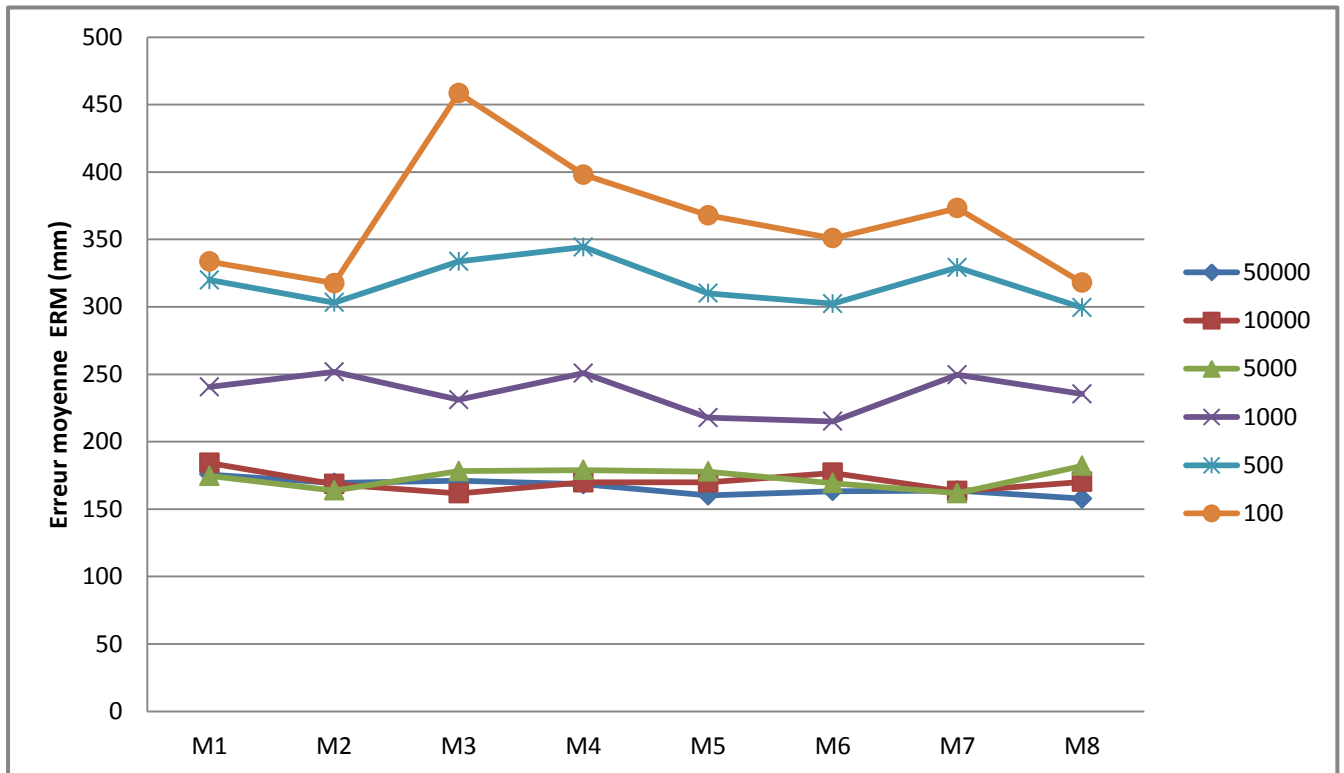


Figure (4.13) : Influence du nombre de particule sur l'erreur moyenne de la position estimées des marqueurs pour un taux de bruit fixe $=\pi/180$

A partir, de ces résultats obtenus, nous remarquons l'importance immense du choix du nombre de particule pour minimiser l'erreur moyenne des positions estimées, afin d'avoir une probabilité de prédiction de la trajectoire satisfaisante figure (4.12).

Malgré qu'on a augmenté le taux de bruit d'observation. Cette expérience nous conduit à conclure que l'erreur moyenne de la position estimée par notre algorithme se stabilise lorsque le nombre de particule égale 5000 figure (4.13).

b) Le temps d'exécution du filtrage particulaire

Nombre de particules	100	500	1000	5000	10000	50000
Temps exécution en second	20,74	22,85	25,50	44,62	71,26	278,51

Tableaux 4 : Influence du nombre de particules sur le temps d'exécution du filtrage pour un taux de bruit fixe $=\pi/180$

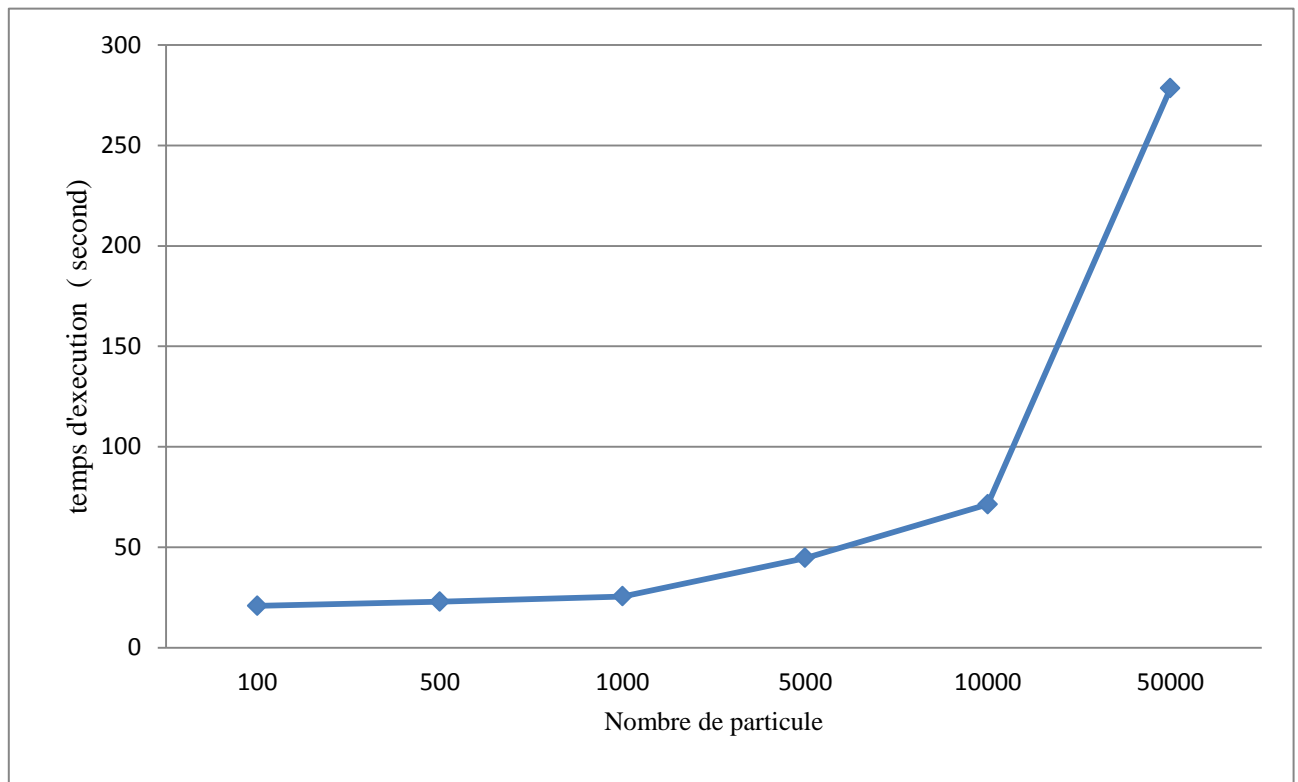


Figure (4.14) : Influence du nombre de particules sur le temps d'exécution du filtrage particulaire

D'après les résultats expérimentaux figure (4.14), nous constatons que le nombre de particules fait croître énormément le temps de calcul ce qui influe sur la rapidité de prédiction.

Cependant, cette expérience confirme notre choix d'implanter 5000 particules pour obtenir des meilleures performances de l'algorithme, réduire l'erreur moyenne de la position estimée, et le temps d'exécution.

4.4.3 Influence du nombre d'occlusions

Pratiquement le nombre d'occlusions confrontés lors de l'acquisition des données influe systématiquement sur les performances de notre algorithme.

a) Cas de deux obstacles

Pour cela, nous avons on a choisi un filtre particulaire doté de 5000 particules ; ensuite nous avons a injecté un bruit d'observation d'écart type $\pi/540$. Les résultats de l'exécution du programme sont décrits dans les figures (4.15) (4.16) (4.17) (4.18) (4.19) (4.20).

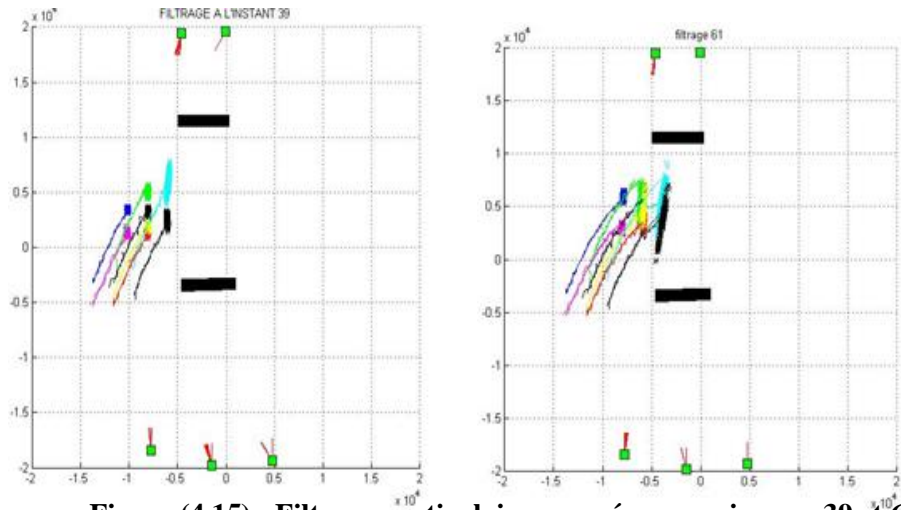


Figure (4.15) : Filtrage particulaire aux séquences images 39 et 61

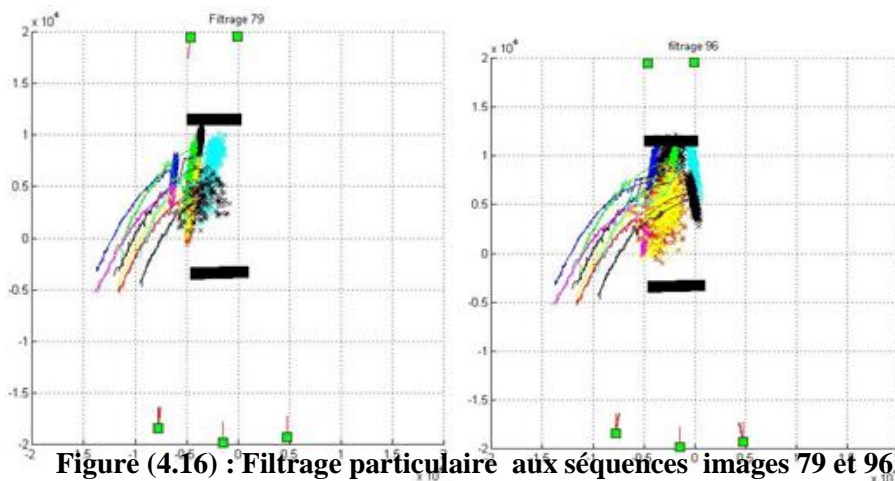


Figure (4.16) : Filtrage particulaire aux séquences images 79 et 96

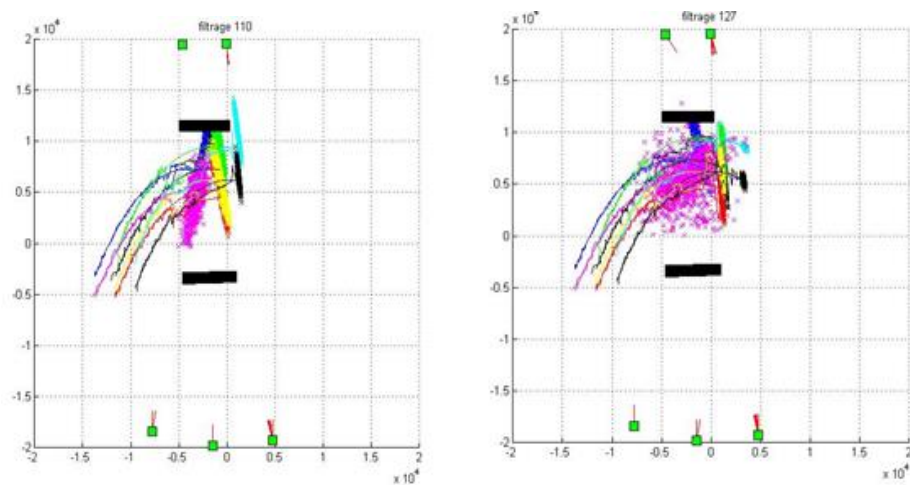


Figure (4.17) : Filtrage particulaire aux séquences images 110 et 127

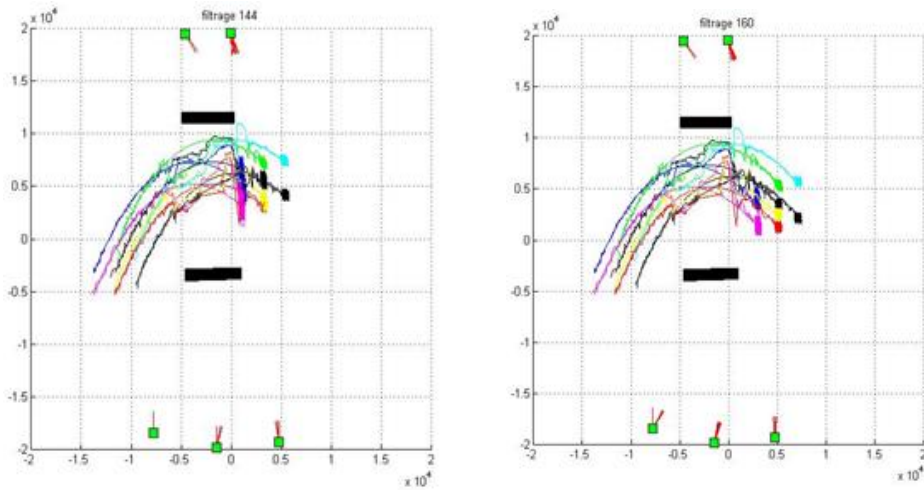


Figure (4.18) : Filtrage particulaire aux séquences images 144 et 160

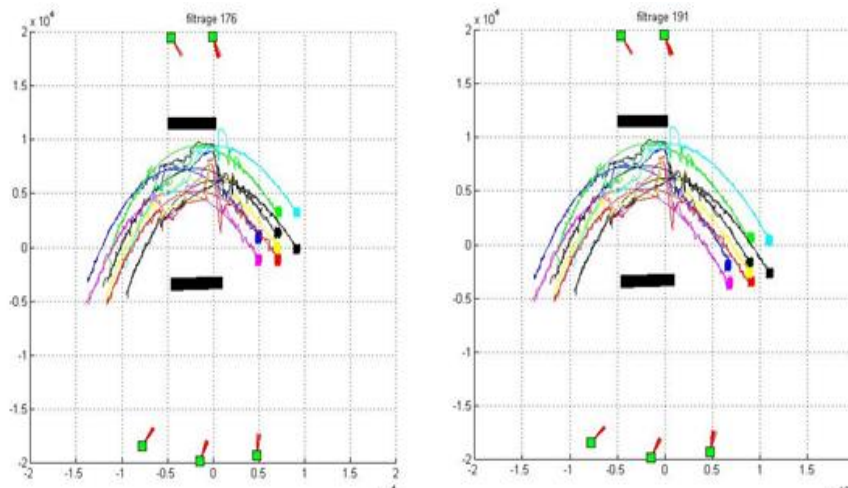


Figure (4.19) : Filtrage particulaire aux séquences images 176 et 191

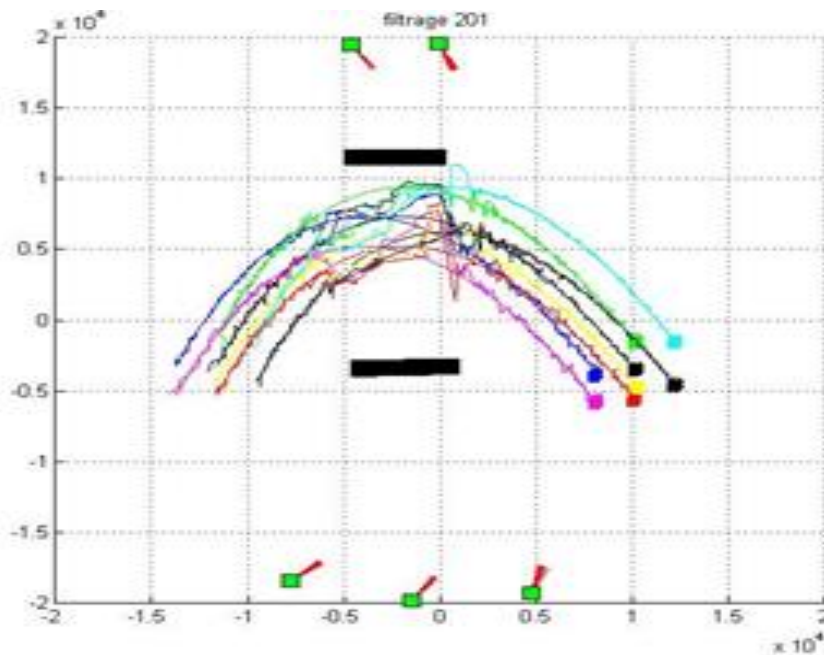


Figure (4.20) : Estimation de la trajectoire du cube par filtrage particulaire 'cas deux obstacle'

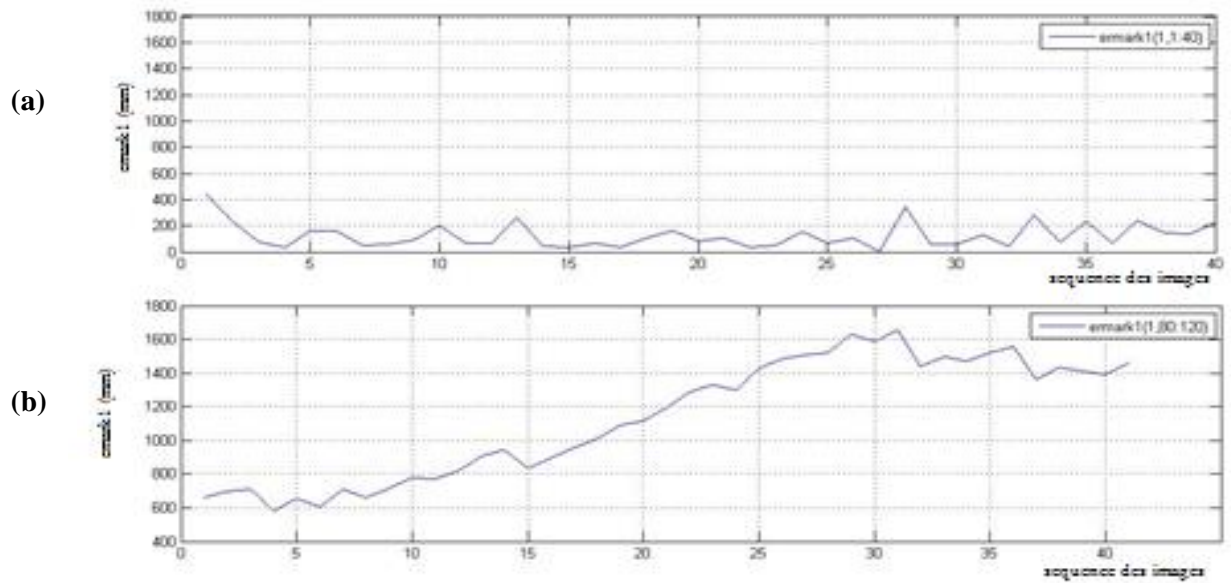


Figure (4.21) : Graphe d'évolution de l'erreur moyenne de la position filtrée du marqueur 1

(a) : hors les deux obstacles

(b) : entre les deux obstacles

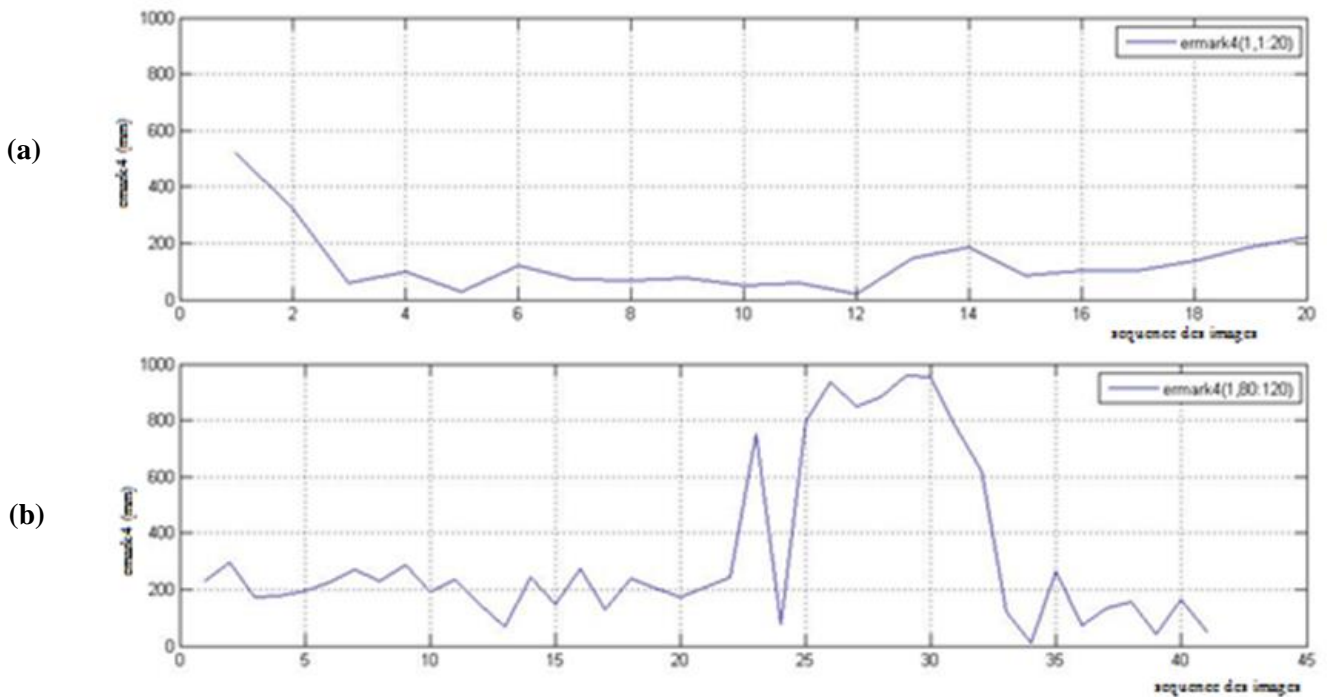


Figure (4.22) : Graphe d'évolution de l'erreur moyenne de la position filtrée du marqueur 4

(a) : hors les deux obstacles

(b) : entre les deux obstacles

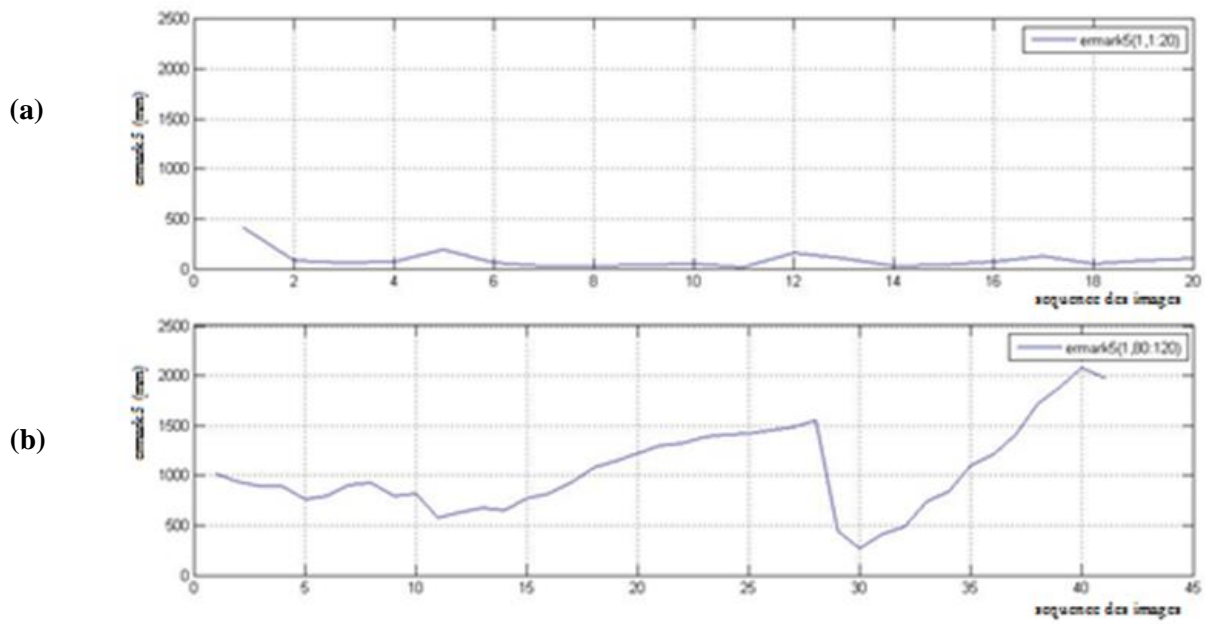


Figure (4.23) : Graphe d'évolution de l'erreur moyenne de la position filtrée du marqueur 5

- (a) : hors les deux obstacles
 (b) : entre les deux obstacles

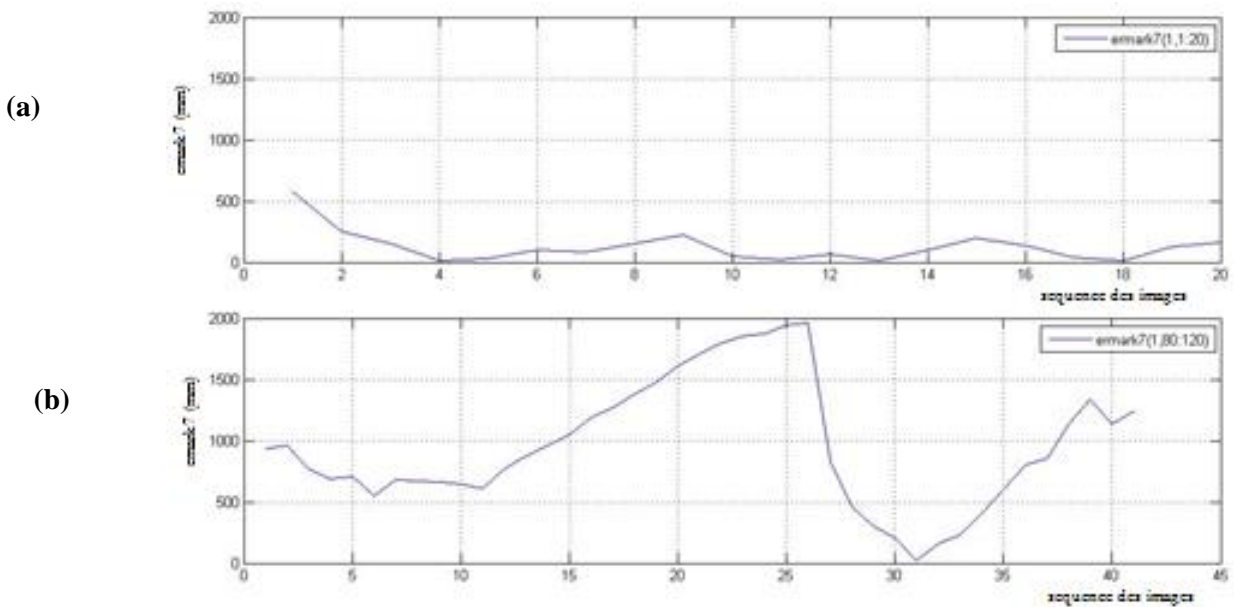


Figure (4.24) : Graphe d'évolution de l'erreur moyenne de la position filtrée du marqueur 7

- (a) : hors les deux obstacles
 (b) : entre les deux obstacles

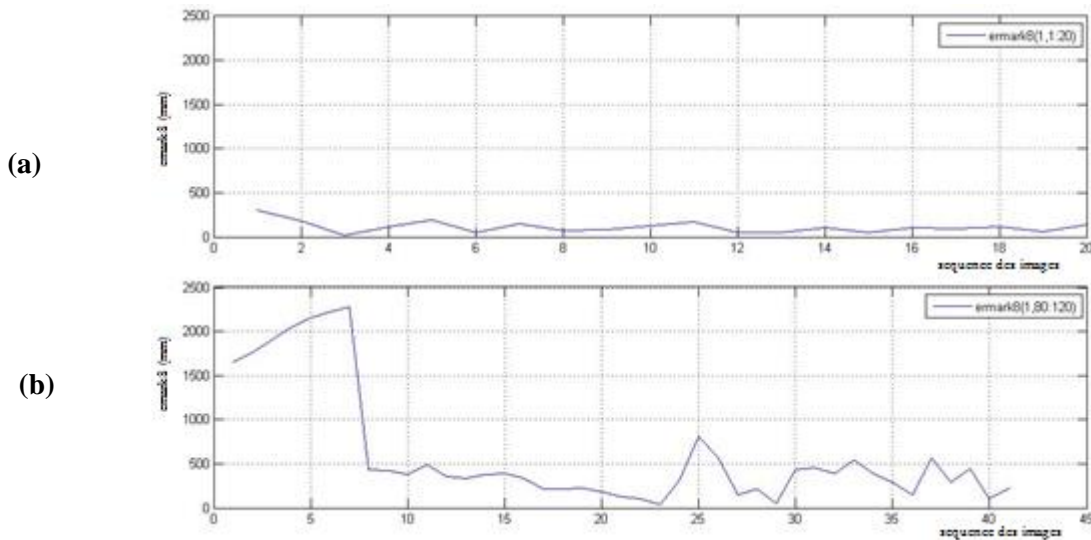


Figure (4.25) : Graphe d'évolution de l'erreur moyenne de la position filtrée du marqueur 8

- (a) : hors les deux obstacles**
(b) : entre les deux obstacles

Finalement, nous observons la difficulté des particules à dépister les positions réelles des marqueurs devant les zones de fortes occlusion figure (4.20) entre l'intervalle des séquences d'images 80 :120 (l'hypothèse est relâchée), ou l'occlusion est maximale entre les deux obstacles situé dans la scène.

La valeur de l'erreur moyenne est un facteur important pour confirmer la robustesse de notre filtre. Cependant, lorsque les marqueurs se trouvent dans les zones avec occlusions importantes de la séquence (80 :120) (le passage entre deux obstacles) l'erreur devient très grande, elle dépasse 2 mètre comme le montre la figure (4.25) pour le marqueur 8.

Par contre, le filtre a donné des résultats satisfaisants dans les zones avec occlusions modérées (hors les deux obstacles séquence [0 :40], [144 :201]).

Globalement, nous constatons que le filtre a perdu sa cible ; ainsi les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants comme il est illustré dans la figure (4.20)

b) Cas d'un seul obstacle

Afin d'obtenir une bonne estimation de la trajectoire reproduite par rapport à la trajectoire réelle, il est nécessaire de minimiser les occlusions. Dans notre cas, nous avons gardé la même trajectoire, sauf qu'il existe un seul obstacle dans la scène, La figure (4.26) montre la convergence de notre filtre.

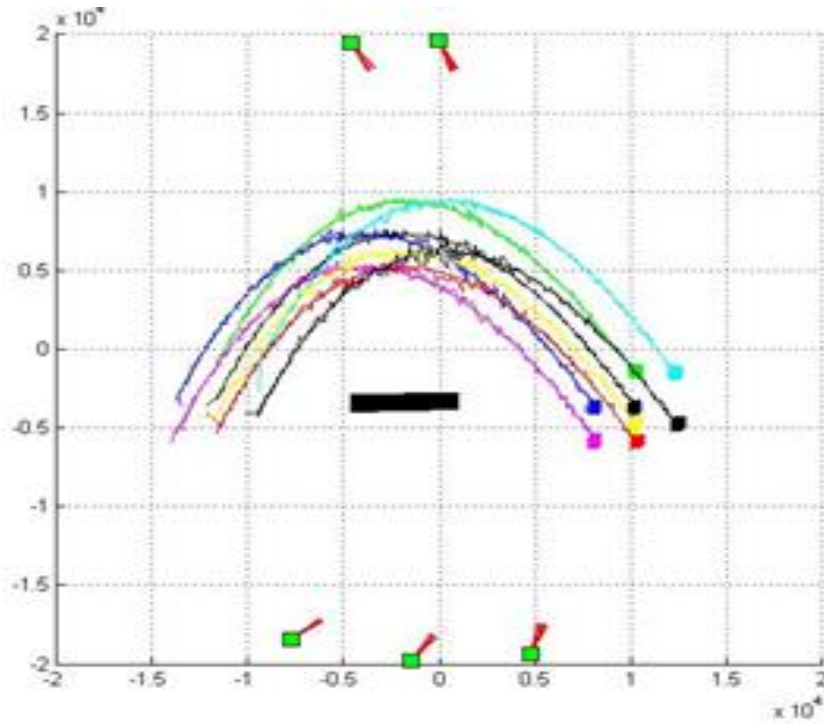
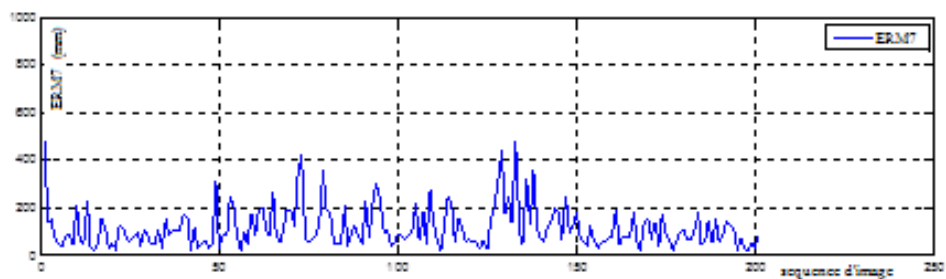
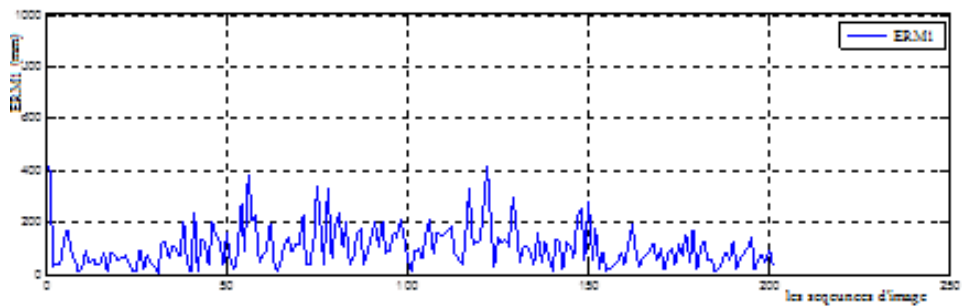


Figure (4.26) : Estimation de la trajectoire du cube par filtrage particulaire ‘cas un seul obstacle’

Aussi, nous constatons que l'erreur moyenne des marqueurs diminue rapidement figure (4.27), cela nous permet de dire que notre filtre particulaire donne des résultats satisfaisants lorsqu'on diminue les obstacles dans la scène.



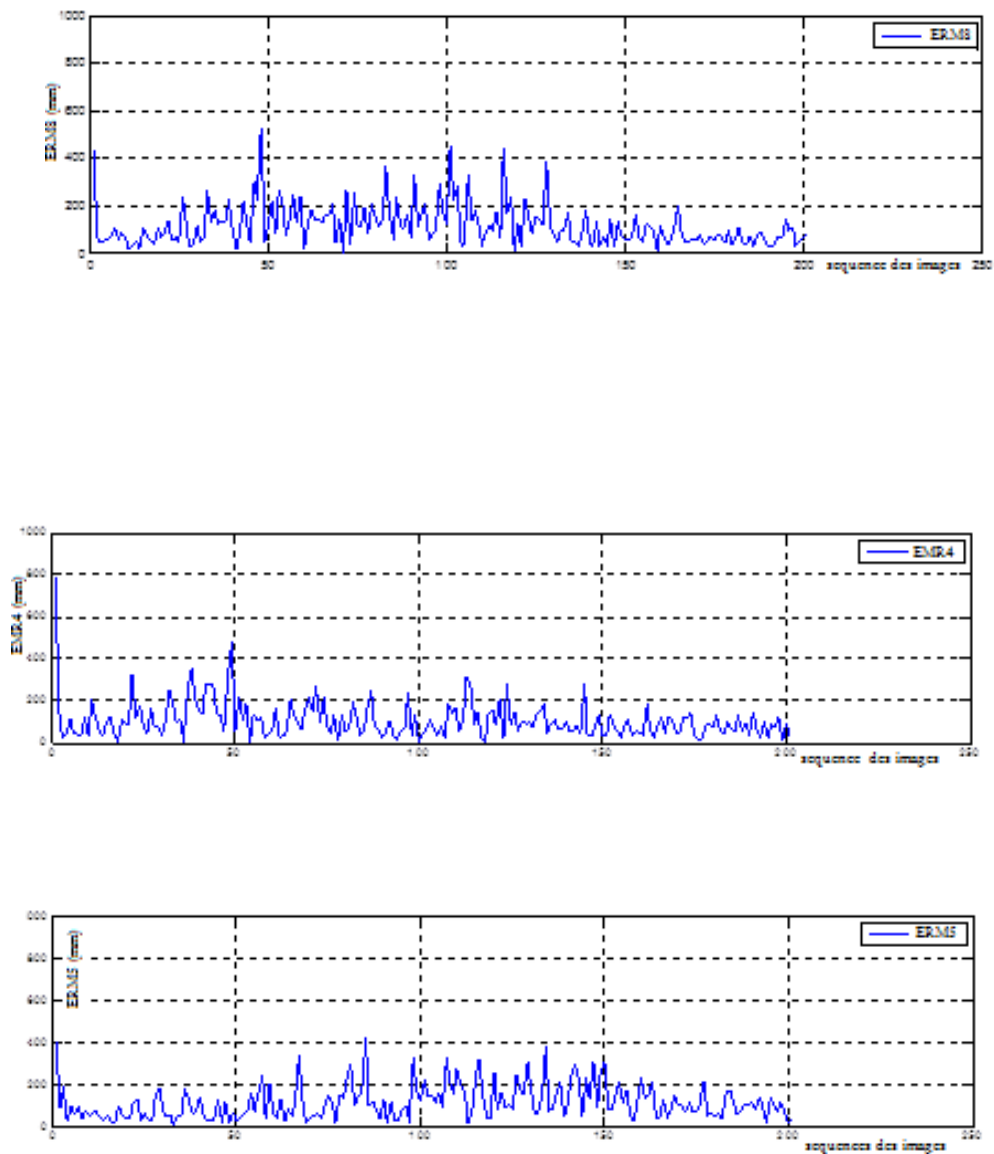


Figure (4.27) : Graphe d'évolution de l'erreur moyenne de la position filtrée des marqueurs dans le cas d'un obstacle

Dans le cas d'un seul obstacle, le nombre d'occlusions est diminué, ainsi l'hypothèse est respectée pendant tout le trajet des marqueurs (au moins deux caméras doivent voir les marqueurs).

Face à cette situation, le filtre particulaire a montré des résultats satisfaisants. On peut conclure d'après les résultats expérimentaux obtenus, que l'augmentation du nombre d'occlusion (nombre d'obstacle) mène à affaiblir les performances de notre filtre particulaire à avoir une reproduction satisfaisante la trajectoire réelle figure (4.26).

4.4.4 Influence de respecter l'hypothèse

Dans cette partie, nous allons essayer de montrer l'importance de respecter la condition qu'au moins deux caméras doivent voir le marqueur, autrement dit le nombre de caméras moins le nombre maximal d'occlusions doit être supérieur ou égal à deux pour que notre filtre particulaire puisse réussir à donner une bonne estimation de la trajectoire réelle.

Premièrement, nous commençons avec une scène de 05 caméras, dont l'hypothèse est relâchée, puis nous ajoutons une caméra pour discuter les performances de notre filtre particulaire dans le cas où une seule caméra voit tous les marqueurs.

Finalement, nous ajoutons une deuxième caméra qui va satisfaire notre hypothèse, puis nous présentons une discussion sur les résultats obtenus. Nous utiliserons dans les 3 cas suivants un nombre de particules $=5000$ avec un taux de bruit (écart type) $t = \pi/180$.

a) Scène avec 5 caméras

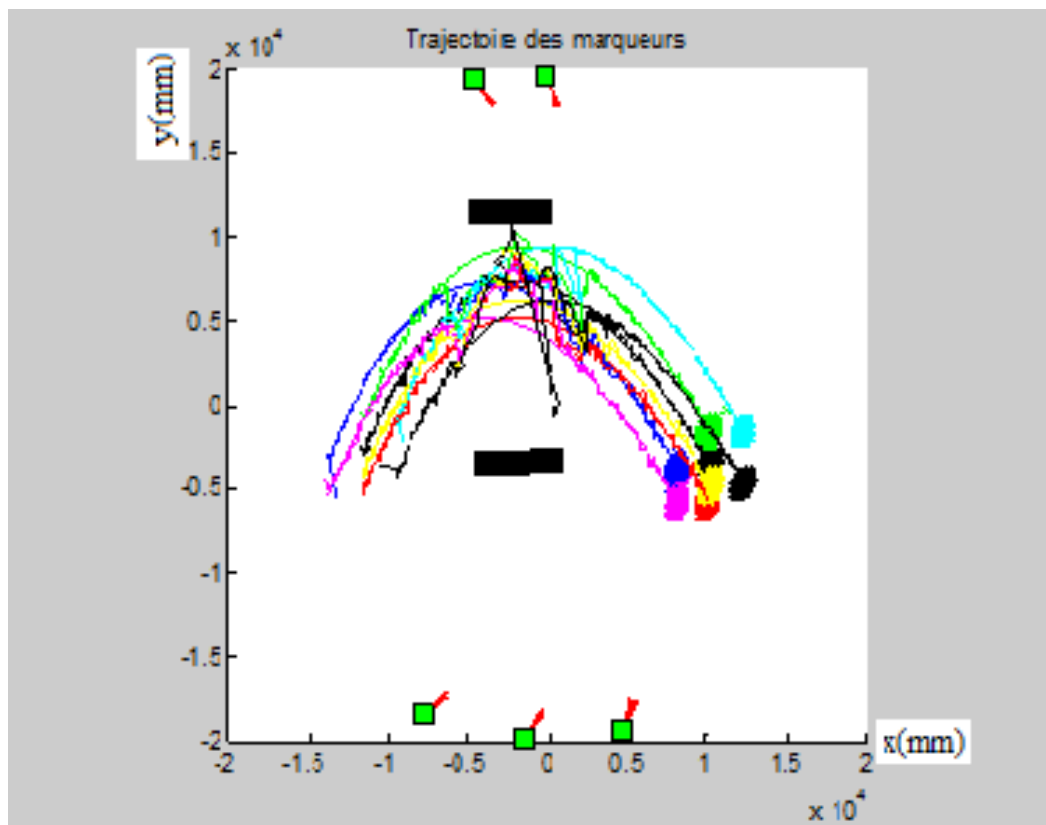


Figure (4.28) : Filtrage particulaire avec l'hypothèse relâcher (05 cameras)

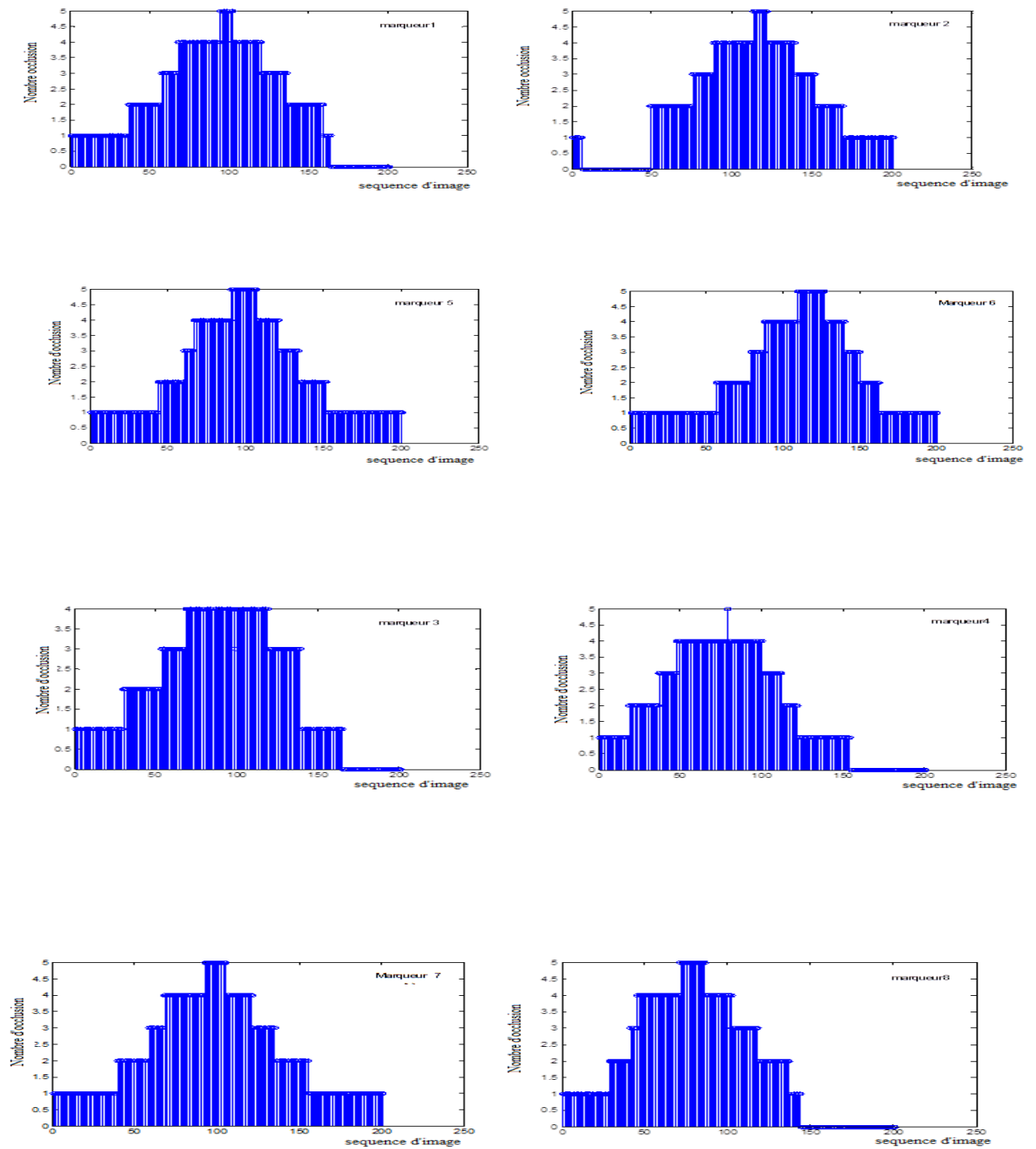


Figure (4.29) : Chronogramme du nombre d'occlusion des marqueurs

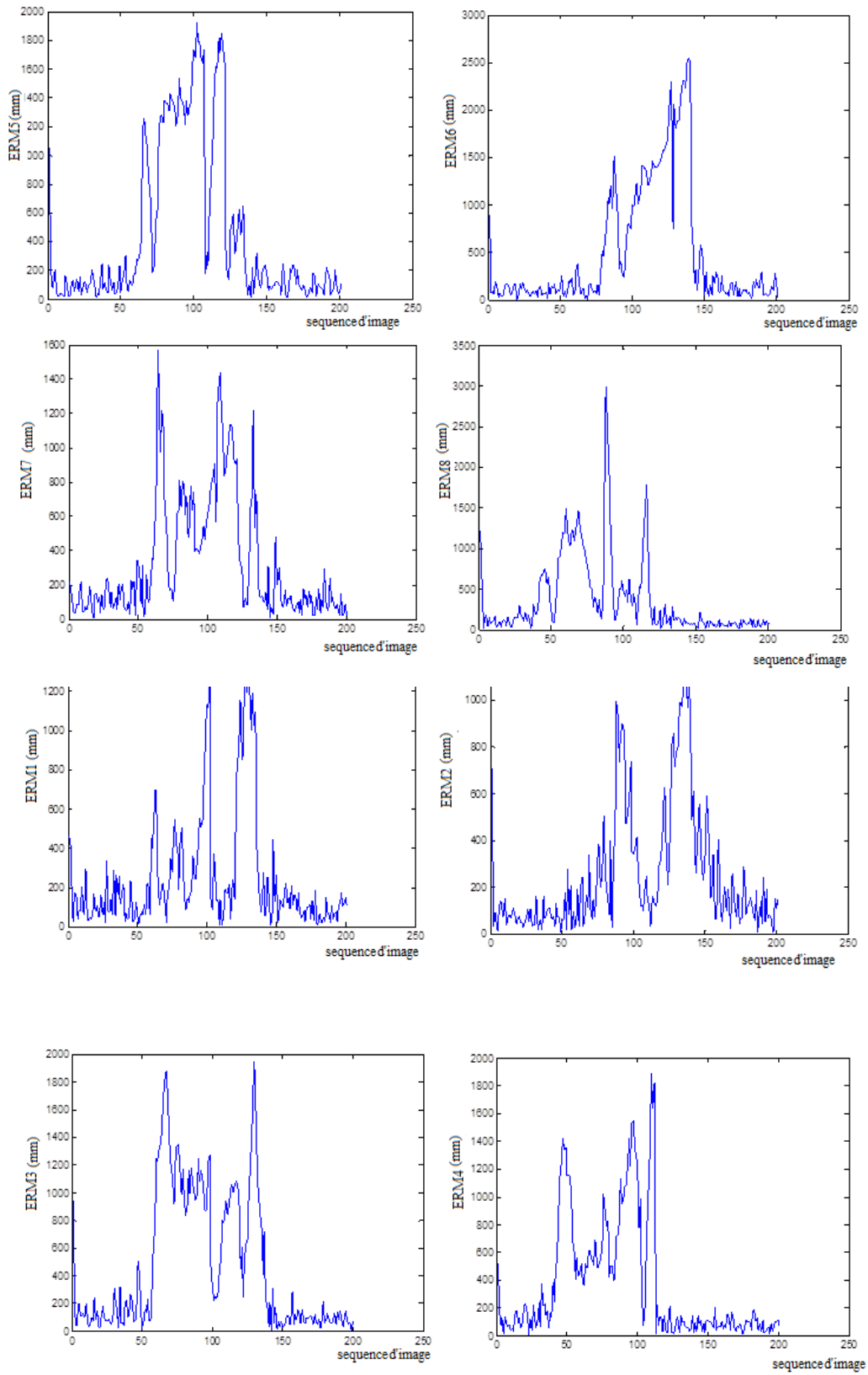
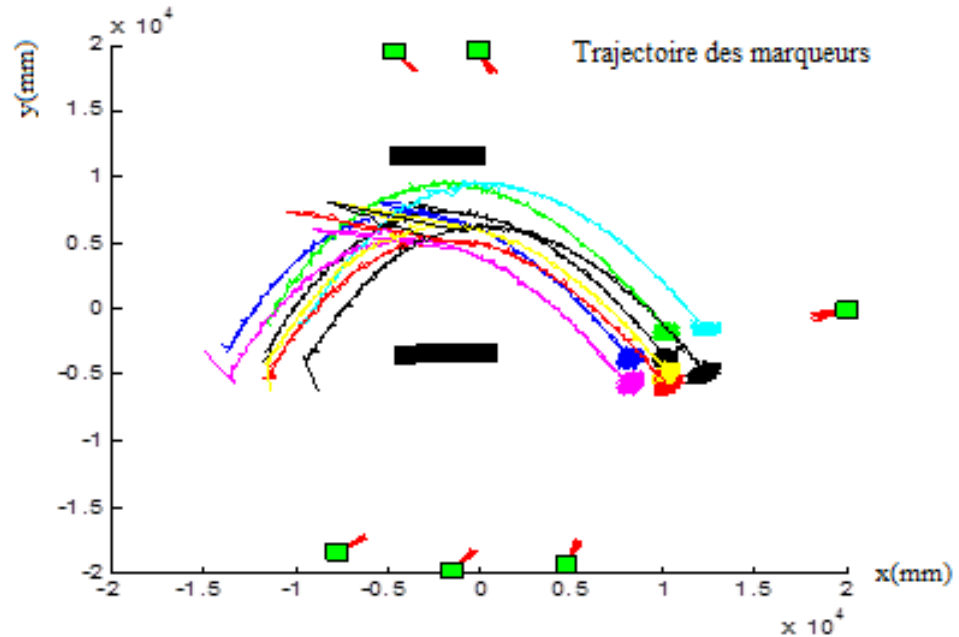
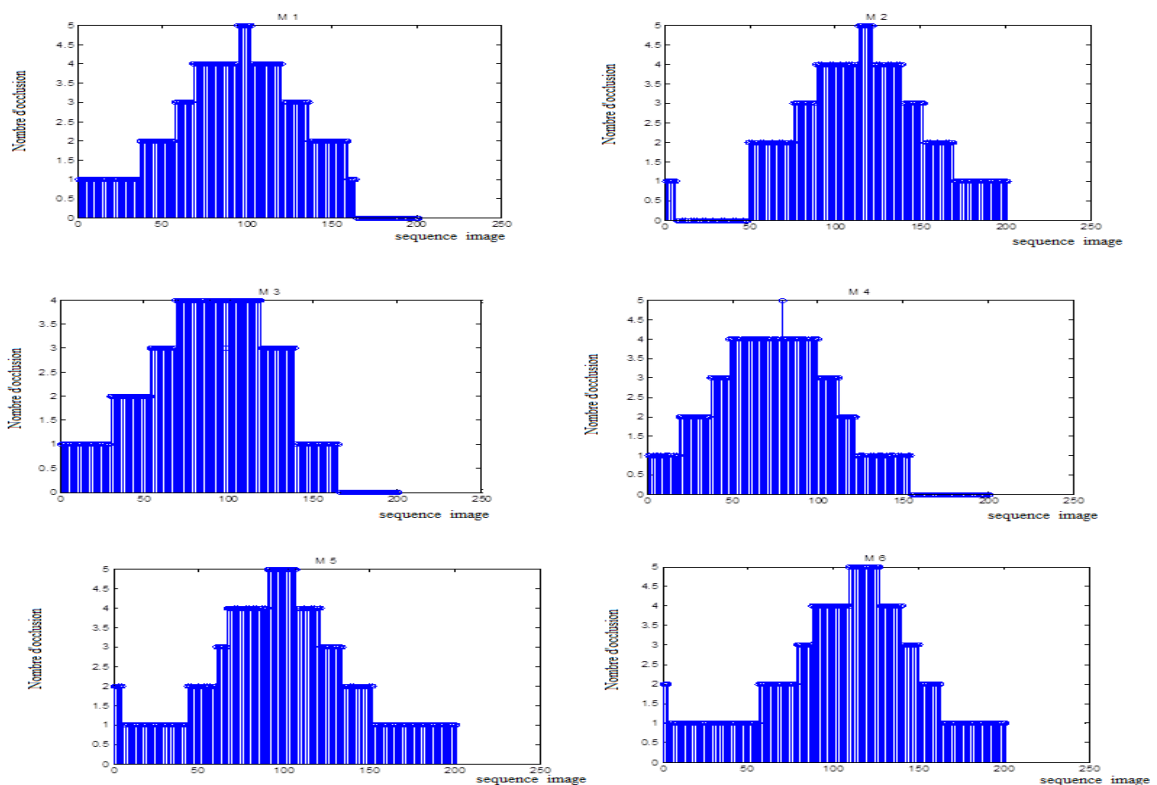


Figure (4.30) : Evolution de l'erreur moyenne de la position filtrée des marqueurs

D'après les figure (4.28) et (4.30), nous pouvons dire que notre filtre n'a pas réussi à reproduire la trajectoire réelle .Le chronogramme des occlusions figure (4.29) nous montre que notre hypothèse n'est pas respectée (nombre d'occlusions maximale égale à 5).

b) Scène avec 6 caméras

**Figure (4.31) : Filtrage particulière avec l'hypothèse relâchée (6 caméras)**

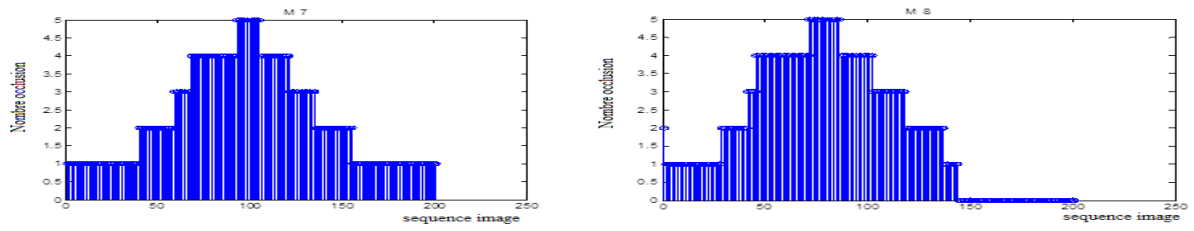


Figure (4.32) : Chronogramme du nombre d'occlusion des marqueurs

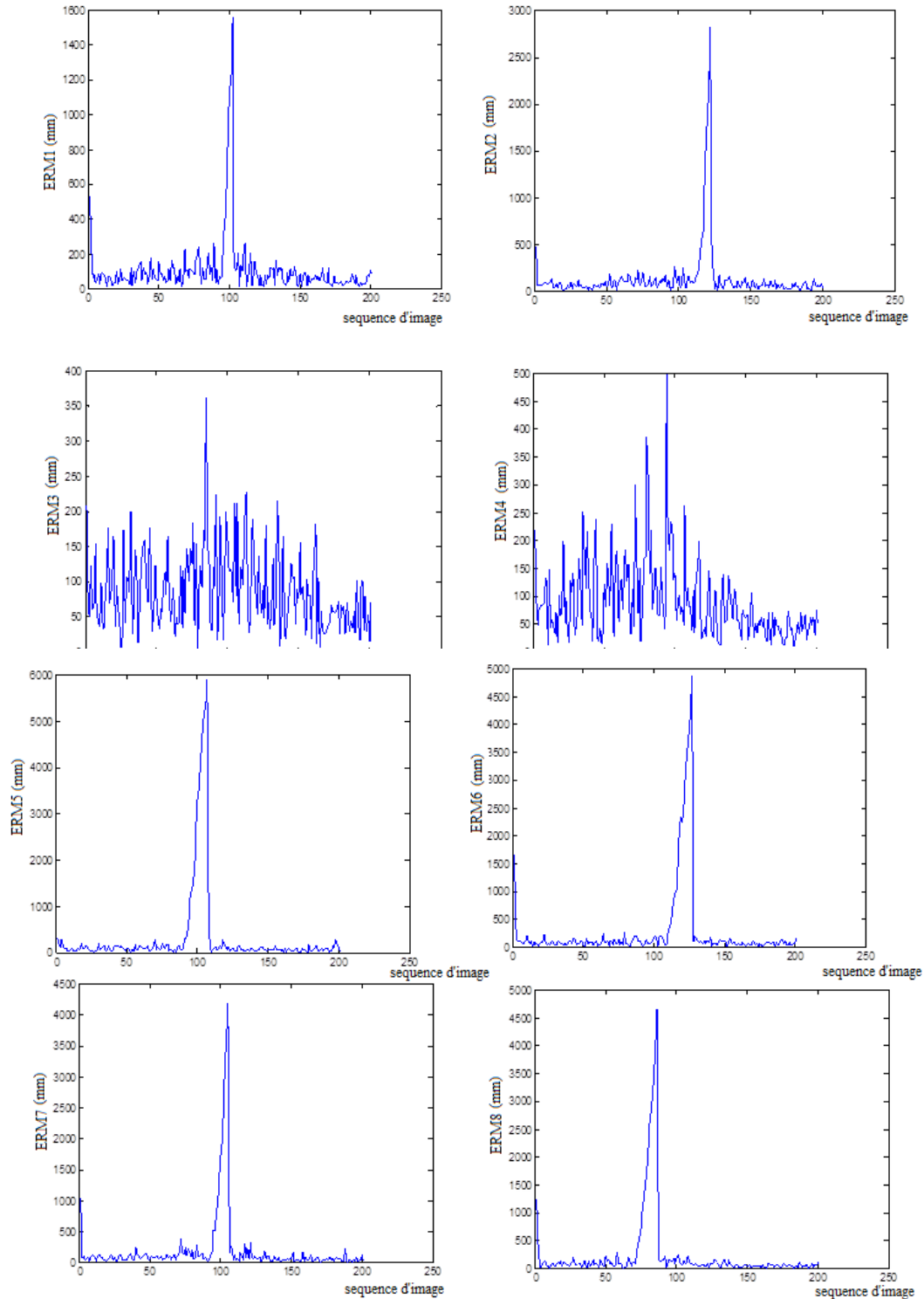


Figure (4.33) : Evolution de l'erreur moyenne de la position filtrée des marqueurs

D'après les figures (4.31) et (4.33), nous pouvons dire que notre filtre n'a pas réussi à reproduire la trajectoire réelle.

c) Scène avec 07 caméras

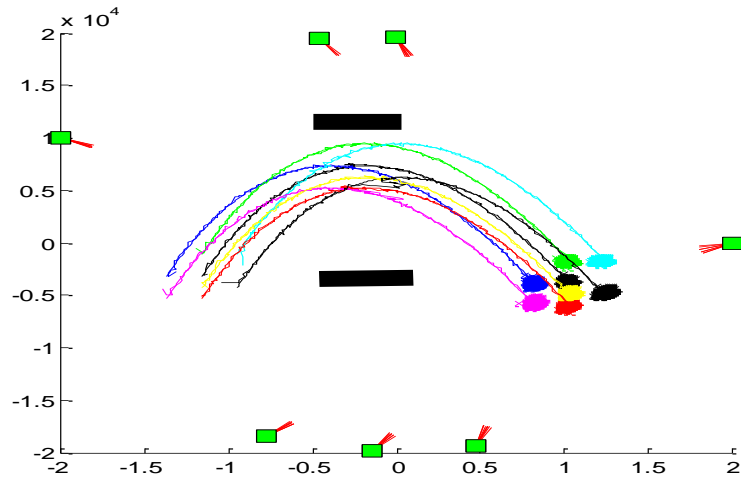


Figure (4.34) : Filtrage particulaire avec l'hypothèse respecter (7 caméras) 10^4

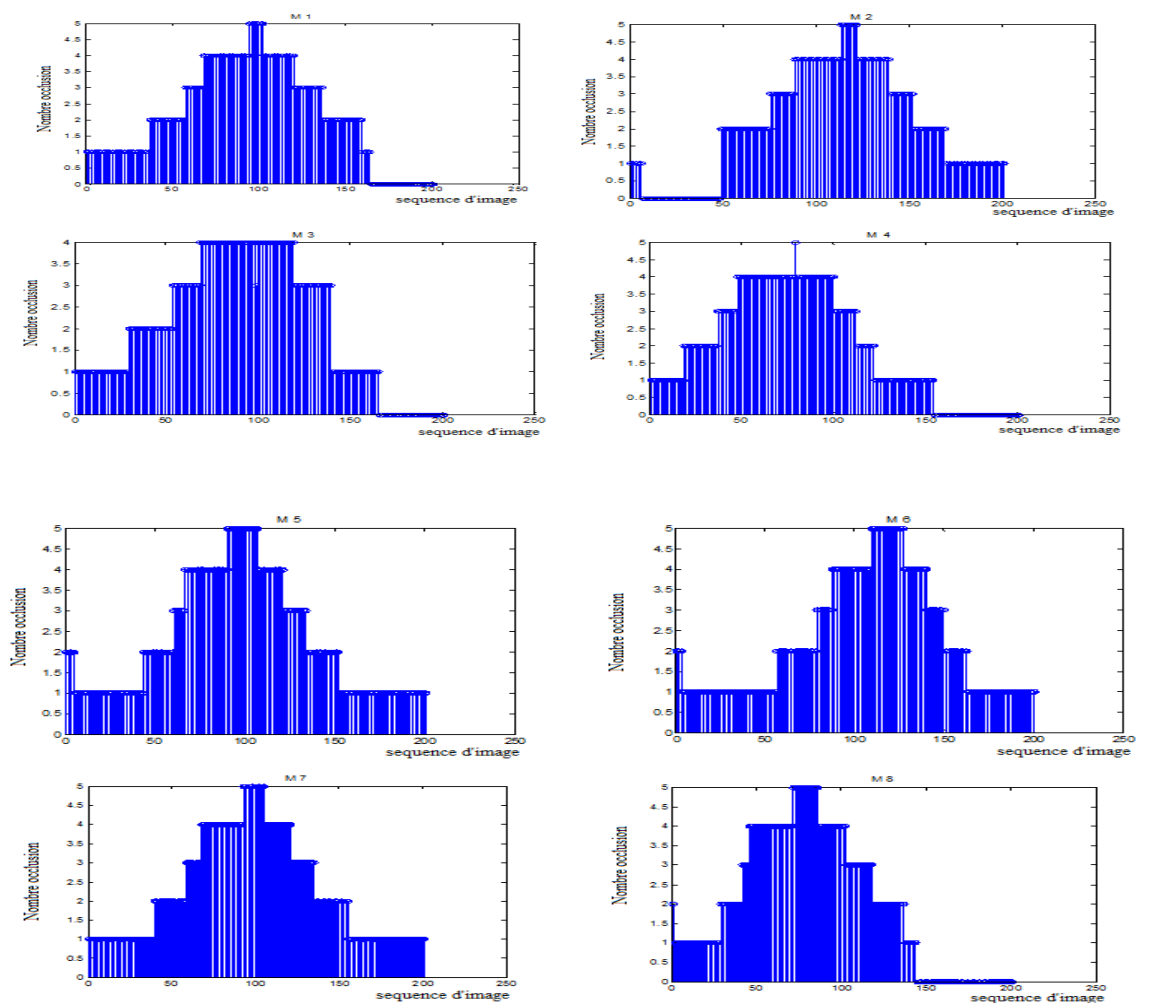


Figure (4.35) : Chronogrammes du nombre d'occlusions des marqueurs

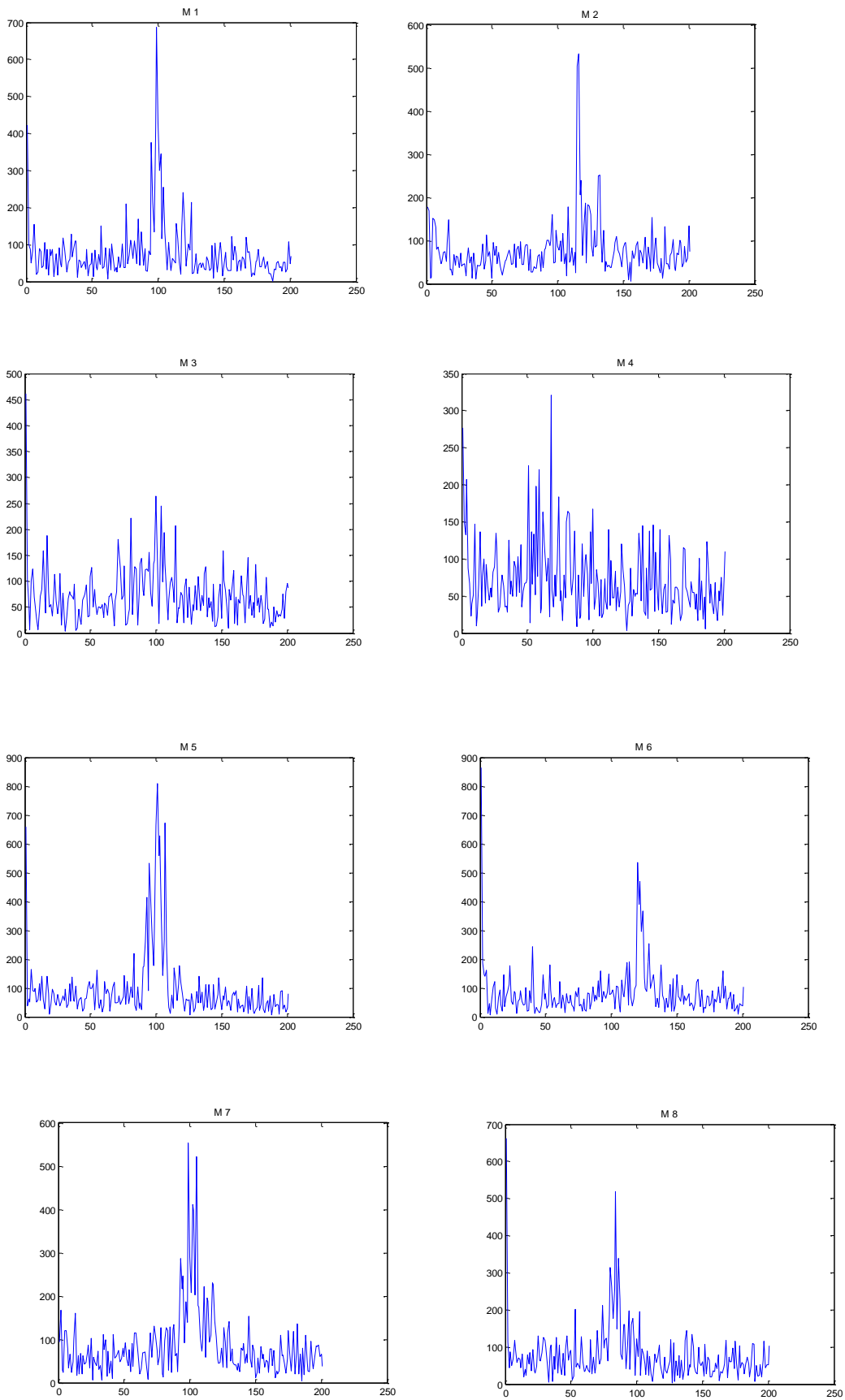


Figure (4.36) : Evolution de l'erreur moyenne de la position filtrée des marqueurs

NB CAM Marqueurs	05 Caméras	06 Caméras	07 Caméras
M 1	250.38 mm	107.93 mm	77.42 mm
M2	256.45 mm	135.66 mm	76.77 mm
M3	470.25 mm	87.95 mm	73.02 mm
M4	367.04 mm	89.31 mm	71.83 mm
M5	462.26 mm	312.59 mm	96.97 mm
M6	508.50 mm	278.35 mm	84.05 mm
M7	330.64 mm	189.21 mm	84.08 mm
M8	373.04 mm	233.43 mm	78.50 mm

Tableaux 5 : Erreur moyenne de la position filtrée des marqueurs VS nombre de cameras

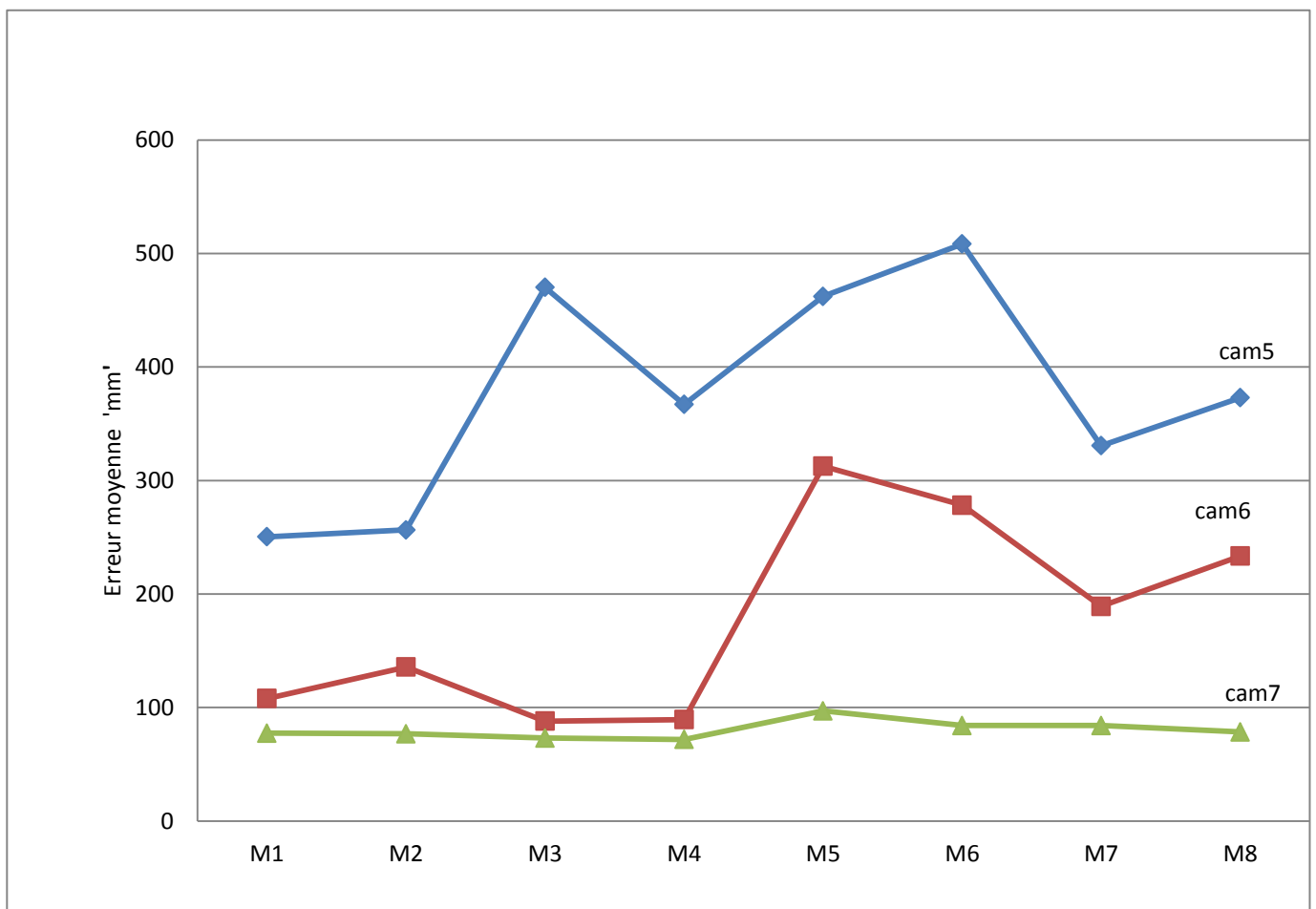


Figure (4.37) : Erreur moyenne de la position filtrée des marqueurs VS nombre de caméras

La figure (4.37) est une synthèse de tous nos résultats dans les trois cas évoqués. Ce qui confirme que notre filtre particulaire peut nous donner des résultats satisfaisants si l'hypothèse est respectée. Ainsi nous pouvons avoir un filtre (dans le cas de 7 caméras) qui peut reproduire la trajectoire réelle de notre cube avec une erreur moyenne maximal = 96,97mm. Par contre dans le cas de 06 caméras, nous avons une erreur moyenne maximale = 312,59 mm pour le marqueur 5, cette erreur peut atteindre 508,50 mm dans le cas de 5 caméras pour le marqueur6.

Suite à ces résultats et pour améliorer les performances de notre filtre particulaire dans un système de capture optique à base de marqueurs, nous devons respecter notre hypothèse (au moins deux caméras doivent voir le marqueur).

4.5 Conclusion

Cette étude a montré les capacités du filtrage particulaire à résoudre le problème d'occlusions dans un système de capture de mouvement avec marqueurs, ceci n'est possible que si l'hypothèse qu'au moins deux caméras doivent capter le marqueur est respectée.

Dans ce chapitre, nous avons détaillé les facteurs importants qui influent sur la robustesse de notre filtre afin d'avoir des résultats satisfaisants ; un bon choix du nombre de particules et la nécessité de réduire le bruit de mesure sont des conditions essentielles. Pratiquement la réduction du bruit de mesures est réalisable suite à l'évolution technologique liée à l'acquisition des données dans un système de capture.

Dans le cas où on peut réduire le taux de bruit dans les mesures captées par les caméras, nous constatons que le filtre particulaire arrive à reproduire la trajectoire réelle de notre cube avec des probabilités de réussite qui dépasse 90% tableaux 2, à condition qu'on doive respecter notre hypothèse proposée, face au problème d'occlusion généré par les obstacles placés dans la scène, qui empêchent les caméras à voir les positions des marqueurs.

Conclusion générale

Dans ce travail, nous avons proposé à résoudre le problème d'occlusions (des données manquantes et altérées) lors de l'utilisation d'un système de capture optique en utilisant la méthode séquentielle de Monte Carlo 'filtrage particulaire', cette technique s'est imposée comme un algorithme par excellence dans le domaine du suivi visuel. L'hypothèse qu'au moins deux cameras doivent percevoir le marqueur en mouvements afin de reconstruire la position doit être respectée.

Le filtrage particulaire nous permet d'avoir la solution la plus générale pour estimer un vecteur d'état compte tenu des observations récoltées de plusieurs capteurs. En effet, cette technique permet de gérer les modèles d'évolutions et les densités de probabilités multimodales et non gaussiennes.

Cependant, nous avons montré l'intérêt de cette approche pour l'estimation du vecteur d'état selon le contexte considéré. La synthèse des méthodes existantes dans le domaine de suivi d'un objet mobile et l'étude du filtre particulaire et le filtre de Kalman étendu a montré l'efficacité de notre approche dans le domaine de suivi. Nous avons développé un programme sous MATLAB qui permet la simulation d'un système de capture du mouvement optique à base de marqueurs, après l'acquisition des données (bruitées, et manquantes à cause des occlusions). Un post-traitement (exécution du programme filtrage particulaire) est nécessaire à la fin de chaque séance de capture.

D'après les résultats de la simulation, le relâchement de l'hypothèse proposée 'au moins deux cameras voit le marqueur' est un problème majeur. Ce dernier conduit à provoquer une faiblesse dans notre algorithme à reproduire une trajectoire estimée satisfaisante par rapport à la trajectoire réelle ; dans ce cas on peut dire que le filtre a perdu sa cible, et en ajoutant d'autres cameras dans la scène cette hypothèse est sauvegardée.

En revanche, nous avons pu obtenir des résultats escomptés en appliquant cette hypothèse ; ainsi nous avons montré que l'amélioration du bruit de mesure et le choix du nombre de particules, permet à notre filtre d'améliorer ces performances tout le long de la trajectoire.

Les méthodes séquentielles de Monte Carlo consistent à appliquer cette méthode au Cadre bayésien. Afin d'obtenir une solution séquentielle, la loi d'importance qui permet de faire évoluer les particules dans l'espace d'état est supposée avoir une forme récursive.

Malgré tout, le filtre particulaire souffre d'un certain nombre d'inconvénients tel que les problèmes de dégénérescence des particules, c'est-à-dire de la perte de diversité de l'échantillon, qui ne peut être résolue que via un rééchantillonnage

L'introduction d'une étape de rééchantillonnage permet de limiter cette dégénérescence en sélectionnant les particules de poids forts. Néanmoins, l'étape de rééchantillonnage aux cas de bruit de dynamique faible induit une perte de diversité des particules. La nature discrète de l'approximation particulaire limite considérablement la capacité exploratoire du filtre particulaire. En effet, cela conduit à l'appauvrissement des particules, puisque la majorité des particules (celles de poids faible) sera supprimée et que celles de poids fort seront dupliquées plusieurs fois. Ainsi, les particules perdent leur capacité d'exploration de l'espace d'état ce qui provoque la divergence du filtre.

Dans le but d'améliorer les performances du filtre particulaire et de dénouer le problème d'appauvrissement, nous nous proposons l'utilisation du Filtre particulaire régularisé [64] [65]. Cette technique est fondée sur la théorie de l'estimation de densités par noyaux, et permet de remplacer l'approximation discrète fournie par les filtres particuliers en une approximation lissée. Ainsi, l'étape de rééchantillonnage est réalisée par des simulations sur une loi continue.

Bibliographie

- [1] theirry maldonado, andrien levinger, ``Modéliser le corps humain ‘’, Rapport de projet de synthèse, Mai 2009 pp 12.
- [2]:J. M. Rehg and T. Kanade, Visual Tracking of High DOF Articulated Structures an Application to Human Hand Tracking. Stockholm, Sweden : Third European Conf. On Computer Vision, May 1994.
- [3] :Ménardais (S.). Fusion et adaptation temps réel de mouvements acquis pour l'animation d'humanoïdes synthétiques. PhD thèses, IRISA Rennes, 2003.
- [4]:L. F. Franck Multon, Computer Animation of Human Walking. Survey, INRIA, Juin 1998.
- [5]:A. Doucet, N. De Freitas, and N. Gordon, editors. Sequential Monte Carlo Methods in Practice. Springer, 2001.
- [6]: D. K. Bhatnagar, Position trackers for Head Mounted Display systems. Survey, 29th of March, 1993.
- [7] :F. Thevenet, Animation en 3D de personnages virtuels a partir des systèmes de capture du mouvement. ATI Paris-VIII, Saint-Denis : Thèse, DESS Air&Espace, ATI Paris-VIII, Octobre 1999.
- [8]: S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp. A tutorial on particle Filters for on-line non-linear/non-Gaussian Bayesian tracking. Transactions on Signal Processing, 2(50):174–188, 2002.
- [9]:M. Isard and A. Blake. Contour tracking by stochastic propagation of conditional density. In European Conference on Computer Vision (ECCV'96), pages 343– 356, Cambridge, UK, April 1996.
- [10]: S.J.Julier and J.K.Uhlmann.A new Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems. In Proc.of Aerosense:The11thInt.Symp.on Aerospace/Defence Sensing ,Simulation and Controls.,1997
- [11]: C. Hue.- Méthodes séquentielles de Monte Carlo pour le filtrage non linéaire multi-objets dans un environnement bruité. Applications au pistage multi-cibles et à la trajectographie d'entités dans des séquences d'images 2D.- Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 2003.

Bibliographie

- [12]: C. Andrieu, N. de Freitas, A. Doucet, M. Jordan. - An introduction to MCMC for machine learning. Machine Learning, 2003.
- [13]: A. Doucet, S. Godsill, C. Andrieu. - On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering. Statistics and Computing, 2000.
- [14]: R. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering, 82(D) :35-45, 1960.1960.
- [15]: R. Kalman, R. Bucy. - New results in linear filtering and prediction theory. Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering, 83(D):93-108, 1961.
- [16]: A. Gelb (édité par). - Applied Optimal Estimation.- MIT press,Cambridge Mass, 1974.
- [17]: B.D.O. Anderson, J.B. Moore. - Optimal Filtering. – Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1979.
- [18]: F. Rotella. - Filtrage optimal. - cours de l'Ecole Nationale d' Ingénieurs de Tarbes, 2003.
- [19] : J.-P. Tarel, S.-S Ieng ans P. Charbonnier. - Using robust estimation algorithms for tracking explicit curves. - European Conference on Computer Vision, 2002.
- [20]: T. Lefebvre, H. Bruyninckx, J. De Schutter.- Kalman filters for nonlinear systems : a comparison of performance. The International Journal of Control, à paraître, 2004.
- [21]: J. Picard. - Efficiency of the extended kalman filter for nonlinear systems with small noise. SIAM Journal on Applied Mathematics, 51(3):843-885,1991.
- [22]: P. Milheiro, de Oliveira. - Approximate fillters for a nonlinear discrete time filtering problem with small observation noise. Stochastics and Stochastics Reports, 46(24), 1994.
- [23]: A.M. Jazwinski. - Stochastic processes and filtering theory. - Academic Press, 1970.
- [24]: X. Rong Li, Y. Bar-Shalom. - Tracking in clutter with nearest neighbor filter : analysis and performance. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 32(3) :995-1010, 1996.
- [25]: E.A. Wan, R. van der Merwe. - The unscented kalman filter for nonlinear estimation. - IEEE Symposium on Adaptive Systems for Signal Processing, Communication and Control, 2000.
- [26]: R. van der Merwe, E.Wan. - The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation. - International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001.

Bibliographie

- [27]: R. van der Merwe, E. Wan. Sigma-point kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models. - Workshop on Advances in Machine Learning, 2003.
- [28]: D.L. Alspach, H.W. Sorenson. - Non-linear Bayesian estimation using Gaussian sum approximation. IEEE Transactions on Automatic Control, 17 :439-447, 1972.
- [29]: H.W. Sorenson, D.L. Alspach. - Recursive Bayesian estimation using Gaussian sums. Automatica, 7 :465-479, 1971.
- [30]: G. Kitagawa. - Non-Gaussian state-space modelling of non-stationary time series (with discussion). Journal of the American Statistical Association, 82:1032-1063, 1987.
- [31]: H.W. Sorenson. - Bayesian analysis of time series and dynamical models, chap. 6 Recursive estimation for nonlinear dynaic systems. J.C. Spall, 1988.
- [32]: S.C. Kramer, H.W. Sorenson. - Recursive Bayesian estimation using piece-wise constant approximations. Automatica, 24:789-801, 1988.
- [33]: J. Carpenter, P. Clifford, P. Fearnhead. - An improved particle filter for non-linear problems. IEE Proceedings - F: Radar, Sonar and Navigation, 146:2-7, 1999.
- [34]: N. Metropolis, S. Ulam. - The Monte Carlo method. Journal of the American Statistical Association, 44:335-341, 1949.
- [35]: F. Gustafsson, F. Gunnarsson, N. Bergman, U. Forssell, J. Jansson, R. Karlsson, P-J Nordlund. - Particle filters for positioning, navigation and tracking. IEEE Transactions on Signal Processing, 50(2):425-437, 2002.
- [36]: C. Hue, J.-P. Le Cadre, P. Pérez. Tracking multiple objects with particle filtering. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 38(3):791-812, 2002.
- [37]: J. Vermaak, P. Pérez, M. Gangnet, A. Blake. - Towards improved observation models for visual tracking: selective adaptation. European Conference on Computer Vision, vol. 1, pp. 645-660, 2002.
- [38]: N. de Freitas, C. Andrieu, P. Hojen Sorensen, M. Niranjan, A. Gee. Sequential Monte Carlo methods for neural networks. chap. 17. Springer-Verlag, 2001.
- [39]: M. Isard, A. Blake. - CONDENSATION- conditional density propagation for visual tracking. International Journal of Computer vision, 29(1):5-28, 1998.

Bibliographie

- [40]: P. Pérez, Jaco Vermaak, Andrew Blake. - Data fusion for visual tracking with particles. Proceedings of the IEEE (issue on State Estimation), 92(3):495-513, 2004.
- [41]: B. Ma, R.E. Ellis. - Surface-based registration with a particle filter. Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2004.
- [42]: C. Kwok, D. Fox, M. Meil. Real-time particle filter. Proceedings of the IEEE (issue on State Estimation), 92(2), 2004.
- [43]: C. Berzuini, N. Best, W. Gilks, C. Larizza. Dynamic conditional independence models and Markov chain Monte Carlo methods. Journal of the American Statistical Association, 92(440):1403-1412, 1997.
- [44]: N. Gordon, D. Salmond, A. Smith. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. IEE Proceedings-F, 140(2):107-113, 1993.
- [45]: G. Kitagawa. Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models. Journal of Computational and Graphical Statistics, 5:1-25, 1996.
- [46]: D. Crisan, M. Grunwald. Large deviation comparison of branching algorithms versus resampling algorithms : application to discrete time stochastic filtering. Rapport de recherche, Cambridge University, Statistical laboratory, 1999.
- [47]: P. Del Moral. Non linear filtering: Interacting particle solution. Markov Processes and Related Fields, 2(4):555-580, 1996.
- [48]: K. Kanazawa, D. Koller, S. Russell. Stochastic simulation algorithms for dynamic probabilistic networks. Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, pp. 346-351, 1995.
- [49]: C. Andrieu, N. de Freitas, A. Doucet, M. Jordan. An introduction to MCMC for machine learning. Machine Learning, 50(1-2):5-43, 2003.
- [50]: C. Robert, G. Casella. Monte Carlo statistical methods. Springer Verlag, 1999.
- [51]: A. Kong, J.S. Liu, W.H. Wong. Sequential imputations and Bayesian missing data problems. Journal of the American Statistical Association, 89:278-288, 1994.

Bibliographie

- [52] : A. Doucet, N. de Freitas, N. Gordon (édité par). Sequential Monte Carlo methods in practice. New York: Springer-Verlag, Series Statistics for Engineering and Information Science, 2001.
- [53]: C. Hue. Méthodes séquentielles de Monte Carlo pour le filtrage non linéaire multi-objets dans un environnement bruité. Applications au pistage multi-cibles et à la trajectographie d'entités dans des séquences d'images 2D. Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 2003.
- [54]: J.S. Liu, R. Chen. Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems. Journal of the American Statistical Association, 93:1032 -1044, 1998.
- [55]: N. Oudjane. Stabilité et approximations particulières en filtrage non linéaire - Application au pistage. PhD. Thesis, Université de Rennes 1, 2000.
- [56]: C. Musso, N. Oudjane, F. Le Gland. Improving regularised particle filters. Springer-Verlag, 2001.
- [57]: J.S. Liu, R. Chen. Blind déconvolution via sequential imputation. Journal of the American Statistical Association, 90:567-576, 1995.

Résumé

La capture de mouvement est un domaine en plein essor dans la communauté vision par ordinateur. Les champs d'applications de cette technique sont très variés tels que l'analyse du mouvement à des fins médicales, l'étude du geste sportif, les jeux du divertissement pour donner plus de réalisme aux mouvements humains dans les films et les jeux.

A l'heure actuelle, les systèmes de capture optique à base de marqueurs passifs sont les plus répandus du fait que leur avantage réside dans l'absence totale de câbles ou de structures métallique pouvant gêner le mouvement de l'acteur. Néanmoins, cette technique présente un problème d'occlusions des marqueurs qu'on considère comme un inconvénient majeur qui provoque un problème de suivi et de reproduction de la trajectoire réelle.

L'objectif de notre travail est de réaliser un système qui permet d'estimer la trajectoire basé sur filtrage particulaire.

Durant la réalisation de ce travail, nous avons simulé un système de capture de mouvement optique à base de marqueurs, dans lequel nous avons choisi une scène contenant un cube (avec un marqueur passif sur chaque sommet) en mouvement, et nous avons placé cinq caméras et quelques obstacles empêchant les caméras d'observer les marqueurs.

Durant la simulation, nous avons constaté que le relâchement de l'hypothèse (au moins deux caméras voient le marqueur) ne permet pas d'obtenir des résultats satisfaisantes ; et face à cette situation, nous pouvons dire que le filtre a perdu totalement sa cible.

Malgré le problème d'occlusion des marqueurs, si l'hypothèse est respectée tout le long de la trajectoire, et le bruit d'observation alors est minimisé le filtrage particulaire permet donc de fournir des résultats satisfaisants (une bonne reproduction de la trajectoire réelle).

Mots clés : Capture de mouvement, Les marqueurs, Occlusion, Filtrage particulaire

Abstract

Motion capture is a growing field in the computer vision community. The fields of application of this technique are very varied generally used for motion analysis for medical purposes, or for the study of sporting gesture, it is also used in the entertainment industry to give more realism to the movement humans in movies and games.

At the present time, optical systems based capture marker are the most of answered that their advantage and the complete absence of cable or metal structure that can hinder the movement of the actor, with assumption that at least two cameras must perceive the marker. However this technique presents a problem of occlusion of the markers that it is considered as a major inconvenience that causing a problem tracking and reproduction of the real trajectory.

The objective of our work is to produce a system which estimates the occluded trajectory, for that we have used the particle filter.

During the realization of this work we have simulate a system of optical motion capture-based marker, in which chose a scene containing a cube (in each vertex we put a marker) in motion, then was placed five cameras and two segment obstacle which prevents the cameras to observe the markers.

During simulation, it was noted that the release of the preceding hypothesis does not allow of our approach to give satisfactory results, deal with this situation we can say that the filter has completely lost its target.

In spite of the problem of occlusion markers, if we can succeed in keeping this hypothesis all along the path, and minimizing the noise of observation then the particle filtering allows us to provide satisfactory results (a good reproduction of the real trajectory).

Keywords: Motion capture, Markers, Occlusion, Particle filtering

ملخص

التقاط الحركة هي من احد المجالات ذات الاهمية البالغة في مجتمع رؤية الكمبيوتر. تستعمل هذه التقنية في عدة ميادين, من بينها تحليل الحركة من اجل أغراض طبية، أو لدراسة الحركات الرياضية، كما أنها تستخدم ايضا في الصناعة الترفيهية لإعطاء المزيد من الواقعية على حركة الإنسان في الأفلام والألعاب.

في الوقت الراهن النظم البصرية القائمة على التقاط العلامة هي الاكثر استعمالا في ميدان التقاط الحركة و هذا نظرا للغياب الكامل للكابل أو الهيكل المعدني الذي يمكن من شأنه أن يعوق حركة الممثل , مع الافتراض بأن ما لا يقل عن اثنين من الكاميرات يجب ان ترى العلامة , لكن هذه التقنية لديها مشكلة اختباء العلامة وهذا ما يعد العائق الرئيسي الذي يؤدي إلى تأزم مشكلة التعقب و إعادة استنساخ المسار الحقيقي.

الهدف الرئيسي من عملنا هذا هو تطوير نظام يسمح لنا بتقدير المسار المخبأ للعلامة ومن اجل هذا قمنا باستخدام فلتر الجسيمات. في اطار تحقيق هذه الدراسة، قمنا بمحاكاة نظام الحركة البصرية القائمة على التقاط العلامة، حيث اخترنا مشهد يحتوي على مكعب يتحرك (في كل قمة نضع علامة) ، ثم قمنا بوضع خمسة كاميرات و عائقين اللذان لا يسمحان للكاميرات بروية العلامات . من خلال ادارة المحاكاة، تبين لنا ان عدم تطبيق الافتراضية المنصوص عليها اعلاه لا يسمح لمنهاجيتنا بان تقدم لنا نتائج مرضية , و في هذه الحالة يمكننا القول ان فلتر الجسيمات قد فقد تماما هدفه.

فإذا نجحنا في إبقاء هذه الفرضية على طول المسار, وهذا على الرغم من مشكلة اختباء العلامة, وإذا قمنا بالتقليل من الضوضاء فان فلتر الجسيمات يسمح لنا بتقديم نتائج مرضية (الاستنساخ الجيد للمسار الحقيقي).

الكلمات المفتاحية: التقاط الحركة، العلامة، اختباء ، فلتر الجسيمات