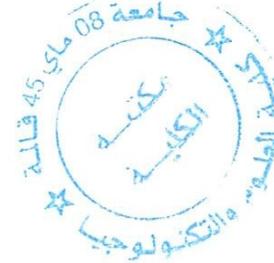


République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrotechnique et Automatique

685



**Mémoire de fin d'étude
Pour l'obtention du diplôme de Master Académique**

Domaine : Sciences et Techniques
Filière : Automatique et Informatique industrielle
Spécialité : Commande et diagnostic des systèmes industriels

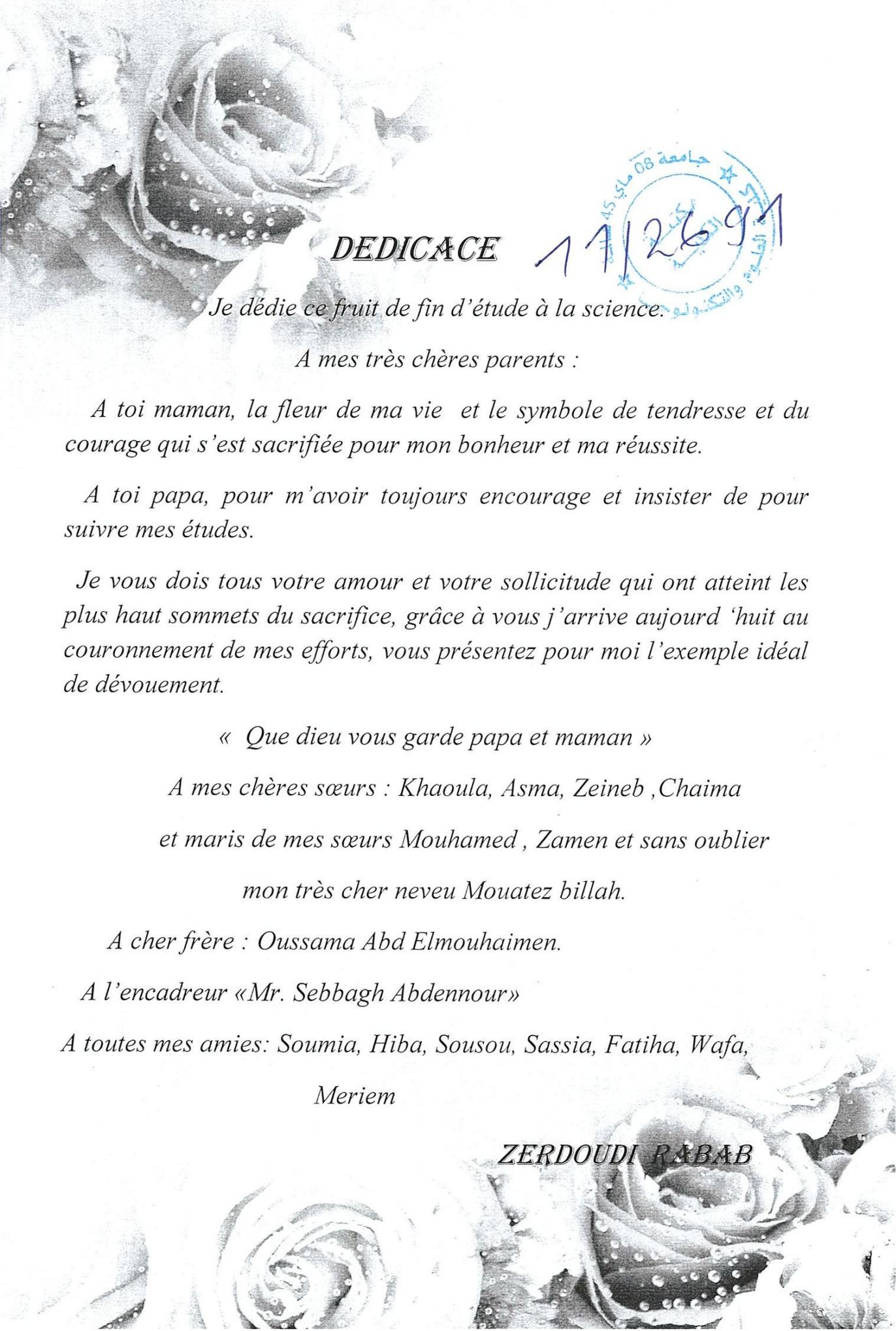
Suivi d'une cible par Filtre de Kalman sans Odeur

Présenté par : Zerdoudi Rabab

Sous la direction de : Mr. Sebbagh Abdennour.

JUIN 2011





DEDICACE



Je dédie ce fruit de fin d'étude à la science.

A mes très chères parents :

A toi maman, la fleur de ma vie et le symbole de tendresse et du courage qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite.

A toi papa, pour m'avoir toujours encouragé et insister de pour suivre mes études.

Je vous dois tous votre amour et votre sollicitude qui ont atteint les plus haut sommets du sacrifice, grâce à vous j'arrive aujourd'hui au couronnement de mes efforts, vous présentez pour moi l'exemple idéal de dévouement.

« Que dieu vous garde papa et maman »

*A mes chères sœurs : Khaoula, Asma, Zeineb ,Chaima
et maris de mes sœurs Mouhamed , Zamen et sans oublier
mon très cher neveu Mouatez billah.*

A cher frère : Oussama Abd Elmouhaimen.

A l'encadreur «Mr. Sebbagh Abdennour»

A toutes mes amies: Soumia, Hiba, Sousou, Sassia, Fatiha, Wafa,

Meriem

ZERDOUDI RABAB



REMERCIEMENTS

Avant tout nous remercions dieu qui nous a éclairé notre chemin et qui nous a donné la force pour réaliser ce travail.

Toute gratitude à notre encadreur monsieur «Sebbagh Abdennour», tous les membres de jury, et tous les enseignants d'AUTOMATIQUE.

Nous remercions également à tout les enseignants qui nous ont beaucoup encouragé et soutenu depuis le début de nos premiers cycle d'étude jusqu'à la cinquième année universitaire.

En fin, nos sincères gratitudes à tous mes amis de la promotion de Génie électrique 2010/2011 et à tous ceux qui nous ont contribués de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

ZERDOUDI RABAB



TABLE DES MATIERES

Introduction Général	01
Organisation mémoire	03
Chapitre 1 : <i>Etat de l'art de la poursuite</i>	04
1.1 Introduction	05
1-2 Système radar.....	05
1-2-1 Principes du système radar.....	05
1-3 Types de radar.....	06
1-3-1 Radar de veille.....	06
1-3-2 Radar de poursuite.....	06
1-4 Post-traitement des mesures radar.....	07
1-5 Poursuite de trajectoires du véhicule marin.....	07
1.6 Poursuite de cibles par asservissement visuel.....	07
Chapitre 2 : <i>Filtre de Kalman</i>	13
2.1 Introduction.....	14
2.2 Filtre de poursuite.....	15
2-2-1 Introduction.....	15
2-2-2 Technique de Ad Hoc.....	15
2-2-3 Le filtre de kalman discret.....	16
2-2-3-1 Equation de filtre.....	17
2.2.4 Filtre de Kalman étendu (estimateur non linéaire).....	18
2-2-4-1 Cas d'un système continu.....	19
2-2-4-1 Linéarisation du modèle : filtre de kalman linéarisé.....	19
Chapitre 3 : <i>Filtre de kalman sans odeur</i>	22

3-1 Unscented transformation.....	23
3-2 Unscented filtre.....	25
3-3 The scalde Unscented kalman filter (SUKF).....	26
Chapitre 4 : <i>Modélisation de trajectoires</i>	30
4-1 Modèles de Mouvement d'une cible Aérienne(ATC).....	31
4.2 Algorithme de poursuite à base de UKF	33
❖ Initialisation du filtre.....	33
❖ Création de l'ensemble de point par unscented transformation.....	33
❖ Etape de prédiction.....	34
❖ Etape de correction.....	35
Chapitre 5 : <i>Résultats de simulation</i>	37
5-1 Introduction.....	38
5-2 les différents scénarios.....	38
5-2-1 Scénario 1.....	38
5-2-2 Scénario 2.....	41
5-3 Conclusions.....	44
Conclusion générale	45
Bibliographie	47
Liste de figure	

Introduction Générale

Introduction générale

Le filtrage linéaire et non linéaire permet d'estimer l'état d'un système à partir d'information a priori sur son évolution (modèle d'état) et de mesure réelles polluées par du bruit d'observation. Ses applications sont nombreuses :

- ✦ Trajectographie.
- ✦ Localisation (Radar, GPS).
- ✦ Communication numériques.
- ✦ Conduites optimal.

Ainsi, le problème de filtrage est souvent au centre de procédures de contrôle et d'automatisation d'activités humaines, industrielles et stratégiques.

Dans le cas particulier de système linéaire gaussiens, le filtre de Kalman , Bucy et Stratonovith permet une résolution optimale en dimension finie du problème d'estimation.

Une telle solution n'existe pas dans le cas générale de système non-linéaire qui constitue un sujet de recherche privilégié en automatique et traitement de signal. Différentes solutions approchées ont été proposées dans leurs littératures respectives.

Linéarisation du modèle d'état au voisinage de l'estimé, le filtre de Kalman étendu (FKE) constitue la solution approchée la plus utilisée par les ingénieurs. Cependant, ses capacités, uniquement locales, ne permettent pas une résolution efficace en présence de fortes non-linéarités et peuvent conduire à des instabilités raison pour laquelle nous oblige de faire un appel à un autre filtre qui peut remédier ce problème de forte non linéarité, à savoir, le filtre de Kalman sans odeur, dénommé : Unscented Kalman filter et dénoté UKF en anglais.

Notre travail s'intéresse à l'estimation des paramètres d'un mouvement d'une cible aérienne appartenant à la scène (plan 2D) au moyen du Filtre de Kalman sans Odeur afin de la dépister convenablement.

Organisation du mémoire :

La présentation de notre mémoire respecte le plant suivant :

- ❖ En premier chapitre, nous faisons un bref état de l'art de la poursuite.
- ❖ Dans le second chapitre, nous traiterons le Filtre de Kalman standard ainsi que son extension dans le cas non linéaire, il s'agit du Filtre de Kalman Etendu (FKE).
- ❖ Au troisième chapitre, nous parlerons du filtre de Kalman Sans Odeur (en anglais the Unscented Kalman Filter (UKF)).
- ❖ Dans le quatrième chapitre nous faisons la modélisation des trajectoires qui seront utilisées dans l'opération de poursuite, dont on trouve deux modèles différents rectiligne et circulaire.
- ❖ Dans le cinquième chapitre nous illustrons les résultats de simulation obtenus par l'application de l'algorithme de poursuite basés sur le filtre de Kalman sans odeur (Unscented kalman filter) (UKF).

Chapitre 1

Etat de l'Art de la Poursuite

Chapitre 1

Etat de l'Art de Poursuite

1. Introduction

Il ya demi-siècle environ, Wiener était déjà confronté au problème délicat de la poursuite de cible. A l'époque, il était formulé dans le contexte dramatique de la seconde guerre mondiale, à savoir l'élaboration d'un appareil de visé de suivi de trajectoire [1].

1.2 Système Radar

Le R.A.D.A.R. (Radio Détection And Ranging) est un moyen de détection de cible et d'estimation de leur position basé sur l'émission/réception d'ondes électromagnétiques. Pendant sa propagation et sa réflexion le signal radar subit des transformations dépendant des caractéristiques électromagnétique et cinématique de la cible. La réception du signal ainsi transformé permet de reconstruire ces caractéristiques.

Le traitement optimal du signal Radar nécessite la modélisation précise du signal reçu et de la dynamique régissant l'évolution de ses paramètres. Ceci suppose une prise en compte rigoureuse des éléments constitutifs des chaines d'émission et d'acquisition du Radar et des équations de mesure qui en découlent. Aussi, le suivi des évolutions des caractéristiques des cibles détectées, notamment pour les radars de poursuite, nécessite une modélisation aussi fidèle que possible de la dynamique de ces caractéristiques et de leurs aléas, dont la finesse conditionne la précision de l'estimation [2].

1.2.1 Principes des systèmes radar

Le radar est un ensemble comportant un émetteur, une antenne, un récepteur et un système d'exploitation.

Le signal émis est une suite d'impulsions électromagnétiques, chaque impulsion se propageant dans l'atmosphère à la vitesse de la lumière. Une partie de ce signal est réfléchié par la cible sous forme d'une onde de faible amplitude et de nature similaire à celle du signal émis. La mesure de la distance s'effectue par l'intermédiaire de celle du

temps de trajectoire aller-retour de l'onde entre le radar et la cible. En présence d'une cible à la distance D , le radar reçoit une réfléchie avec un retard :

$$T = \frac{2D}{c}$$

Où c désigne la vitesse de propagation de l'onde électromagnétique.

La mesure de la distance étant insuffisante pour une localisation tri-dimensionnelle de la cible, elle est combinée avec une mesure angulaire utilisant la directivité des antennes concentrée dans un angle limité θ , appelé ouverture du diagramme d'antenne [2].

1.3 Types de Radar

Les radars se différencient entre eux par leurs missions dont dépend leur manière d'explorer l'espace à l'aide de leur antenne.

1.3.1 Radar de veille

Leur rôle principal est détecter la présence de cible dans un large domaine de l'espace. Ils assurent une exploration totale de l'espace par un déplacement régulier de leurs faisceaux. Ce déplacement peut être réalisé, par rotation de l'antenne radar, par balayage électronique du faisceau, ou par une combinaison de ces deux procédés.

1.3.2 Radar de poursuite

Un radar de poursuite permet de mesure de façon suffisamment régulière les coordonnées d'une cible pour déterminer sa trajectoire et au besoin prédire sa position future. Tous les systèmes radar peuvent être considérés comme des radars de poursuite s'ils sont dotés d'un post-traitement des informations délivrées permettant d'établir des pistes de cibles détectées. Cependant, le nom radars de poursuite désigne, généralement, les radars qui peuvent effectuer cette opération de pistage en temps réel avec une périodicité et une précision suffisantes. Les radars de poursuite utilisent des procédés de mesure particuliers, tant pour la mesure de la distance que pour les mesures angulaires, permettant d'affiner la précision de localisation.

On distingue deux catégories de radars de poursuite :

- Les radars de poursuite continue, mesurant sans interruption les coordonnées d'une cible, par verrouillage asservi du faisceau d'antenne sur sa position angulaire.
- Les radars de poursuite discontinue (Track-chile-Scan) dont les propriétés permettent de poursuivre simultanément plusieurs cibles situées dans divers

secteurs angulaires. Les différentes pistes sont obtenues séquentiellement sous forme de suites discontinues de fractions de trajectoires [3].

1.4 Poste-traitement des mesures radar

Les mesures radar obtenues en phase de détection/estimation sont en général de faibles précisions à cause de l'insuffisante finesse de la grille utilisée et de la faible durée d'intégration temporelle. Dans les radars de poursuite on s'est longtemps attaché à restituer l'état réel de la cible avec plus de précisions, en retraitant ces résultats bruités.

Ce poste traitement des mesures consiste presque en une optimisation locale par filtre de Kalman étendu dont les performances restent limitées au cas de faibles non linéarités et de densités de probabilité proche de la loi normale [4].

1.5 Poursuite de trajectoires du véhicule marin

La poursuite de trajectoires s'impose dès lors que l'on doit prendre en compte des contraintes dynamiques, dépendant du temps. Ces contraintes dynamiques sont de deux types : celles qui concernent l'environnement (présence de mobiles) et celles qui concernent le système (sa dynamique). A l'instar de la plupart des méthodes de navigation, la poursuite de trajectoire pose le problème de la forme de la trajectoire que le véhicule doit suivre.

N'a pas la possibilité de se déplacer en un temps optimal dans direction, nous devons dans tous les cas assurer la convergence du véhicule à sa trajectoire désirée sans aucune difficulté. A cet effet, nous considérons que la trajectoire à poursuivre est générée par un véhicule marin fictif, mais de même cinématique et dynamique que le véhicule réel. Nous exprimons alors l'erreur dynamique résultante entre le véhicule réel et virtuel après quelques transformations sous la forme de cascade des deux sous systèmes [5].

1.6 Poursuite de cibles par asservissement visuel

La poursuite de cible dans certains travaux [6] en asservissement visuel considère le mouvement de l'objet comme une perturbation négligeable [7], ou suppose connue la trajectoire de l'objet [8]. Le concept de prédire avant d'asservir est relativement simple. La boucle de retour, au lieu d'utiliser directement les informations du capteur, se sert des grandeurs prédites. Nous voyons plusieurs motivations à l'utilisation d'un contrôle prédictif dans une boucle d'asservissement visuel. Ces motivations sont les suivantes :

- Traiter les phénomènes d'occlusions (partielles mais également complètes),
- Faciliter le traitement des images, c'est-à-dire l'extraction des caractéristiques visuelles,
- Permettre de résoudre le problème d'appariement,
- Compenser le temps de retard introduit par l'acquisition et le traitement d'image,
- Améliorer les performances de l'asservissement en cherchant à réduire l'erreur de trainage,
- Compenser la dynamique du système face à celle de la commande ou face à l'évolution de l'environnement,
- Prendre en compte et compenser le fait que l'environnement soit non stationnaire.

Les éléments de cette peuvent être satisfaits en mettant au point un modèle de connaissance pour déterminer la position de la cible, surtout lorsque les observations faites dans les images ne sont que partiellement disponibles, ou ne sont pas disponibles.

Ce modèle de connaissance est réalisé par le filtre de Kalman. La méthode la plus utilisée pour estimé prédire ou dé bruite les primitives visuelles est le classique filtre de Kalman qui nécessite la connaissance du mouvement de la cible (modèle dynamique).

Le suivi d'une trajectoire par un retour d'information visuelle est un thème important parmi les applications robotiques. Pour des asservissements visuels temps réel, de nombreuses approches de coordination main-œil ont été développées [23] et [24]. La plupart de ces approchés imposent des environnements simples et sans occlusion.

Il ya une dizaine d'années, a été introduit le suivi de trajectoires basé sur les modèle «modèle based motion tracking» [25] et [27]. Ces méthodes permettent de donner des indications sur ce qui est attendu dans les images et donc simplifier les traitements pour extraire avec plus de facilité la position courante de l'objet dans les images (des segments de droites, des coins, des contours, etc....).

Dans [26], l'application décrite consiste à estimer la position et l'orientation d'un objet de forme connue avec un filtre de Kalman dans l'espace 3-D l'approche

Reprend l'idée clé développée dans [25] ou dans [27], et distingue par l'utilisation d'une prédication de la position et de l'orientation, ainsi que par l'introduction d'une grandeur pour qualifier l'incertitude des mouvements de l'objet. L'estimation qui fait est relative à un repère associé à la caméra sachant que celle-ci se déplace. Ces travaux proposent une méthode pour traiter le problème délicat et inévitable en vision que sont les phénomènes d'occlusions.

Dans [6], le calcul de la position tridimensionnelle de l'objet est fait par une méthode de flot optique. Cette position sert d'entrées à un filtre $\alpha \quad \beta \quad \gamma$ qui effectue une nouvelle estimation de la pose du bras robotique pour suivre l'objet cible. Le fait que les paramètres de filtre de Kalman soient figés (ils sont prédéterminés et constant) permet surtout de réduire le coût calculatoire. Le système de vision est constitué de deux caméras calibrées, et la position, la vitesse et l'accélération de l'objet sont tous estimés en temps réel. La boucle contrôle visuelle est validée par le suivi d'un train électrique avec un robot PUMA 560.

Dans [28] et dans [29], un suivi de profile est présenté. Une caméra unique montée sur l'effecteur du robot permet de simplifier le problème de la commande par des contraintes géométrique. Il s'agit d'un asservissement visuel à deux dimensions, ou la courbe à suivre est entièrement contenu dans un plan parallèle au plan de la caméra. Le traitement d'images est extrêmement simple et autorise une réactualisation rapide des consignes. L'originalité de l'approche réside dans une mise en œuvre d'une stratégie de contrôle prédictif. Au principe du « feedforward control » est ajouté module de « path planning ». ce dernier nécessite la connaissance des modèles (et donc que les éléments soient calibrés), le modèle de la caméra et le modèle cinématique pour du robot, et implique que les modèles des trajectoires soient disponibles (ce qui est uniquement le cas dans les applications industrielle courantes). Les observations servent alors à déterminer les erreurs de suivi par rapport à la trajectoire idéale pour la corriger. Le contrôleur est conçu pour minimiser cette erreur, avec une prédiction des paramètres du mouvement. La position mais aussi la vitesse et l'accélération de la trajectoire désirée sont prédites à l'instant $k + 1$ avec le KF et l'EKF.

Une estimation du mouvement 2-D et une estimation du mouvement 3-d d'un objet de la scène robotique sont présentées dans [30] et dans [23]. pour l'estimation du mouvement

2-d, le système de poursuite est basé sur trois estimateurs en parallèle, le filtre de Kalman, l'algorithme du maximum de vraisemblance généralisé (GLR, « Generalized likelihood Ratio ») pour détecter, estimer et compenser les mouvements brusque de l'objet, c'est-à-dire les changements de direction et d'amplitude, et un algorithme de détection des sauts en vitesse ou en accélération. La littérature propose une gamme riche d'algorithmes de détection de rupture de modèle [31]. Bensalah a privilégié le GLR car il permet de détecter, d'estimer et de compenser les sauts au niveau du vecteur d'état. Concernant l'estimation des mouvements 3-D, un algorithme est proposé pour l'estimation à partir des observations de position et de vitesse faites dans les images avec l'hypothèse que l'objet se déplace à vitesse constante en module et en direction. C'est une estimation des mouvements 3-D à partir de données 2-D et l'originalité réside dans la vision dynamique active adoptée qui permet de résoudre le problème classique du facteur d'échelle.

La grande majorité des approches s'appuie sur la connaissance des modèles des éléments qui interviennent dans la boucle d'asservissement. La commande et la prédiction sont alors basées sur les connaissances a priori.

Parmi les approches de contrôle prédictif qui n'utilisent ni les modèles des robots, ni celui du système de vision, citons les travaux de Piepmeier (1998), McMurray, et Lipkin [32]. La commande est basée sur l'inverse de la matrice jacobienne d'interaction qui est approchée par la méthode d'estimation de Broyden (comme le fait Jagersand 1996[33]), est une étape de prédiction cherchant à compenser le temps de retard des informations visuelles disponibles du à l'acquisition et au traitement des images. Dans leurs travaux, les auteurs comparent trois méthodes. Un prédicteur du premier ordre. Un filtre $\alpha - \beta$ et un filtre de Kalman, un modèle de bruit de mesure qui permet de déterminer R_k analytiquement est proposé. La covariance du bruit du processus Q_k , est déterminée par une méthode de Monte Carlo. Les simulations proposées montrent que le KF permet d'augmenter les performances de la boucle de retour visuelle pour une opération de poursuite de cible mobile par asservissement visuel.

Si, dans le domaine de l'asservissement visuel, l'essentiel des méthodes de prédiction se fait par le KF, d'autres types de commande prédictive apparaissent, comme par exemple, la commande GPC qui a été introduite en 1987 par Clark (1987), Mohtadi et Tuffs [34]. La

commande GPC peut être définie comme une version simplifiée du correcteur LQG «linear Quadratic Gaussian ». Tous deux minimisent une fonction de coût dépendant de l'intégrale de l'erreur quadratique et de la commande.

La commande GPC est utilisée pour le suivi de cible par asservissement visuel dans [35]. Ce travail présente une tâche de suivi de profilé avec prédiction de la trajectoire. Le modèle profilé est tridimensionnel, contrairement à l'approche présentée dans [28] et dans [29]. Lorsque 'au moins trois courbes parallèles distinctes sont visible dans l'image, alors les paramètres opérationnels (3 coordonnées et 3 angle) du modèle profilé peuvent être estimés.

Solitare a également proposé une approche de suivi de cible par l'asservissement visuel en vue d'une opération de saisie au vol d'une balle avec un bras muni d'une pince. Le système de vision en couleur est associé à un traitement d'image relativement simple. Il est déporté et se compose de deux caméras avec deux degrés de liberté chacune. Encore une fois, les autres cherchent à compenser le temps de retard des informations visuelles du à l'acquisition et au traitement des images. Les modèles sont nécessaires dans cette approche. On peut d'ailleurs remarquer que la caméra et le bras manipulateur possèdent des systèmes de coordonnées distincts. L'élaboration de la commande est basée sur l'estimation de la transformation pour passer de l'un à l'autre ; le système doit être calibré. Pour l'élaboration des commandes, quelques simplifications sont apportées par des contraintes géométriques dans une procédure de « cross calibration » (un algorithme de type LMS). Le contrôle robotique est adaptatif [36] et la méthode de prédiction est basée sur la représentation d'état différentielle du EKF, elle est appelée « sliding-mod method » et est décrite dans [37] et dans [38]. Cette méthode estime la vitesse et l'accélération de l'objet pour prédire sa future position et sa future vitesse. Dans le modèle de la trajectoire de l'objet, un polynôme d'ordre 3, l'accélération est supposée constante.

Dans [39], Chaumette ne réalise pas de suivi 2-D avec une méthode de prédiction basée sur le filtrage de Kalman. Le modèle utilisé par le KF est trop contraignant et ses motivations sont les suivantes :

- La détermination du modèle constitue un inconvénient majeur,
- L'initialisation des matrices de covariance est une phase délicate et problématique,

- La modélisation par une représentation d'état contraint la vitesse à être constant (à cause d'une matrice de transition constante).

Pour le suivi 2-D, il préfère donc au filtre de Kalman un estimateur basée sur transformation affine, et pour le suivi 3-D, il utilise un modèle CAD («computer Aided Design», un modèle 3-D projeté un espace 2-D). Il continue associer estimation 2-D et estimation 3-D. cette technique semble robuste du fait que chaque estimation peut servir l'autre, puisque c'est le même mouvement (la même trajectoire) qui est estimé dans deux espaces différents. La méthode est donc composée de deux étapes. La première se sert de deux images successives pour construire un modèle de mouvement affine 2-D. C'est une méthode statistique qui a été choisie à cause de sa robustesse. Elle est décrite dans [40]. La seconde étape emploie un algorithme de calcul et d'estimation de pose en projetant le modèle 3-D sur les plans images. Ceci nécessite la pleine connaissance de la transformation entre l'espace tridimensionnel et l'espace de projection. Autrement dit des caractéristiques visuelles. Pour cette dernière étape, un modèle polyédral est suffisant. L'inconvénient que les auteurs voient à leur approche est la nécessité de parfaitement connaître le modèle de l'objet suivi (un cube, une voiture,...). Cet algorithme de poursuite permet toutefois de réaliser une tâche d'asservissement visuel efficace et robuste avec des objets réels.

Chapitre 2

Filtrage de Kalman

Chapitre 2

Filtrage de Kalman

2. 1 Introduction

Le problème du filtrage consiste à déterminer des estimateurs de variables du système lorsque l'environnement présente des perturbations aléatoires. Nous allons donc étudier dans cette partie l'aspect stochastique de la notion d'observateurs. Deux points de vue peuvent être utilisés pour aborder tel genre de problèmes : celui de Wiener qui utilise une approche fréquentielle et celui de Kalman qui utilise l'approche temporelle. Dans tous les cas, le but est de déterminer un système (filtre), optimal au sens de la minimisation de la variance d'erreur entre la variable réelle et son estimation. Nous ne regarderons ici que la deuxième approche. En effet, un filtre de Wiener est un cas particulier de filtre de Kalman et cette dernière approche permet d'appréhender directement le cas d'un système non stationnaire multi-variable.

Dans ce cadre on peut également classer les problèmes d'estimation suivant la quantité d'information disponible. En effet, considérons un système dont on possède un ensemble de mesures $z(t_0, t_f)$, entre les instants t_0 (instant initial) et t_f (instant final), sur les entrées et les sorties. On peut chercher à estimer la valeur de l'état x à un instant donné τ (que l'on notera par $\hat{x}(z/z(t_0, t_f))$). Suivant la valeur de τ , on distingue :

- si $\tau < t_f$ il s'agit d'un problème de lissage ;
- si $\tau = t_f$ il s'agit d'un problème de filtrage ;
- si $\tau > t_f$ il s'agit d'un problème de prédiction ;

Alors qu'un problème de prédiction peut être ramené à un problème de filtrage par une estimation de $\hat{x}_{t_f} = \hat{x}(t_f/z(t_0, t_f))$ suivi d'une prédiction par utilisation du modèle initialisé à x_f , il n'en est pas de même du lissage. En fait, ce dernier problème peut être résolu par la combinaison de deux problèmes de filtrage : un filtrage de t_0 à τ et un filtrage rétrograde de t_f à τ . Ainsi, un seul algorithme permettra de traiter ces trois problèmes.

Le filtre de Kalman est un reconstituteur d'état dans un environnement stochastique. Lorsque les variances des bruits sont connues, c'est un estimateur linéaire minimisant la variance de l'erreur d'estimation. Les algorithmes donnant la solution de ce problème ont été déterminés initialement par [19] dans le cas discret et [20] dans le cas continu. Nous établirons, dans un premier temps, les équations du filtre du Kalman discret puis, celles du filtre de Kalman continu par passage à la limite.

2.2 Filtre de poursuite

2.2.1 Introduction

Les sections suivantes décrivent les outils fondamentaux de la poursuite de cible, l'algorithme classique de Kalman permet d'estimer de façon itérative l'état caché d'un système dynamique linéaire. Cette estimation est optimale si un certain nombre de conditions sont respectées et si tous les paramètres de ce système sont connus (les matrices de la représentation d'état, les covariances, ainsi que l'état initial et sa variance). Nous allons étudier le filtre de Kalman standard utilisé pour les modèles linéaires, puis on étudie l'extension de ce filtre pour les modèles non linéaires, il s'agit de filtre de Kalman étendu.

2.2.2 Technique de Ad Hoc

Le concept qui a débute la révolution dans les performances du radar de surveillance était d'incorporer les modèles dynamique Newtonienne. Tels modèles permettent de prédire la future de position de la cible. Les modèles dynamiques peuvent être basés sur les hypothèses simples de vitesse constante, tel que :

$$\begin{aligned}x(k) &= x(k-1) + v(k-1) \cdot [t_k - t_{k-1}] \\v(k) &= v(k-1)\end{aligned}\quad (2.1)$$

Où x est la position de la cible, v sa vitesse, et $[t_k - t_{k-1}]$ la différence de temps entre les instants k et $(k-1)$. Si la vitesse de la cible n'est pas constante, alors des modèles d'accélération constante peuvent être utilisés tel que :

$$\begin{aligned}x(k) &= x(k-1) + v(k-1) \cdot [t_k - t_{k-1}] + \frac{1}{2} a(k-1) \cdot [t_k - t_{k-1}]^2 \\v(k) &= v(k-1) + a(k-1) \cdot [t_k - t_{k-1}] \\a(k) &= a(k-1)\end{aligned}\quad (2.2)$$

Où a est l'accélération de la cible, les méthodes de poursuite basées sur ces modèles estiment la position, la vitesse, et en cas besoin, l'accélération de la cible connaissant la mesure courante et la mesure prédite en utilisant les équation (1.1) et (1.2).

Le filtre de poursuite fondé sur l'hypothèse de vitesse constante désigné sous le nom de traqueur $\alpha - \beta$, fonctionne comme suit [5] :

$$\begin{aligned}\hat{x}(k/k) &= \hat{x}(k/k-1) + \alpha[z(k) - \hat{x}(k/k-1)] \\ \hat{v}(k/k-1) &+ \frac{\beta}{t_k - t_{k-1}} [z(k) - \hat{x}(k/k-1)]\end{aligned}\quad (2.3)$$

Où $z(k)$ est la mesure à l'instant k de la position de la cible. Le traqueur $\alpha - \beta$ reçoit son nom aux coefficients α et β , qui sont utilisés comme des facteurs pondérés pour faire les mises à jour. Si α et β sont nulles, alors le système se fonde purement sur les prédictions fournies par le modèle dynamique inclus dans le système. Réciproquement, si α et β sont un, alors le système ignore le modèle dynamique du système, et compte purement sur la dernière mesure. Ainsi, en ajustant α et β , le concepteur a une compensation entre le poids que le système place sur les mesures passées, comme propagé par le modèle dynamique, et le poids que le système place sur la mesure nouvellement présentée.

Le traqueur de $\alpha - \beta - \gamma$ opère pareillement, incorporant un facteur de poids additionnel pour faciliter l'estimation de l'accélération (qui est supposée constante) [2] :

$$\begin{aligned}\hat{x}(k/k) &= \hat{x}(k/k-1) + \alpha[z(k) - \hat{x}(k/k-1)] \\ \hat{v}(k/k) &= \hat{v}(k/k-1) + \frac{\beta}{t_k - t_{k-1}} [z(k) - \hat{x}(k/k-1)] \\ \hat{a}(k/k) &= \hat{a}(k/k-1) + \frac{\gamma}{t_k - t_{k-1}} [z(k) - \hat{x}(k/k-1)]\end{aligned}\quad (2.4)$$

Ces équations fonctionnent selon traqueur $\alpha - \beta$ avec la prédiction entre les intervalles de mesure exécutés en utilisant le modèle d'accélération constante de Eq. (2.2), et γ représentant le coefficient de pondération employé pour mettre à jour l'estimation d'accélération du modèle.

2.2.3 Filtre de Kalman discret

Etant donné un système linéaire stochastique dont l'évolution dynamique est modélisée à l'aide de l'équation d'état :

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + G_k v_k \quad (2.5)$$

$$y_k = C_k x_k + w_k \quad (2.6)$$

ou $k \geq 0$ représente les instants successifs du temps, x_k l'état du système de dimension n , y_k la sortie (mesure ou observation) de dimension m , u_k l'entrée certaine, v_k le bruit d'entrée (ou de dynamique), w_k le bruit de mesure de dimension m . Les matrices certaines A_k, B_k, G_k, C_k sont de dimensions convenables. Pour éviter toute confusion, nous représenterons dans la suite, la matrice identité d'ordre n , simplement par I . Ce modèle peut être considéré comme représentatif d'un système à temps discret ou plus généralement être obtenu à partir de la discrétisation d'un modèle représentatif d'un système à temps continu. Les séquences de bruit $\{v_k\}$ et $\{w_k\}$ sont des séquences indépendantes de bruit blancs centrés et l'état initial x_0 est également une variable aléatoire indépendante des séquences $\{v_k\}$ et $\{w_k\}$. Leur propriétés aux premier et second ordres sont données par [9]:

$$E\{w_k\} = 0, E\{v_k\} = 0, E\{x_0\} = \bar{x}_0$$

$$E \begin{bmatrix} v_k \\ w_k \\ \tilde{x}_k \end{bmatrix} [v_l^T \ w_l^T \ \tilde{x}_0^T] = \begin{bmatrix} Q_k \delta_{kl} & 0 & 0 \\ 0 & R_k \delta_{kl} & 0 \\ 0 & 0 & P_0 \end{bmatrix}$$

Où $E\{.\}$ représente l'espérance mathématique, $\tilde{x}_0 = x_0 - \bar{x}_0$, R_k, Q_k, P_0 sont des matrices symétriques définies positives, et δ_{kl} est le symbole de Kronecker.

1.2.3.1 Equations du filtre :

Le problème du filtrage, au sens de Kalman, est de trouver, pour le système dynamique (2.5), la meilleure estimation \hat{x} de l'état x à l'instant k , à partir d'observations effectuées jusqu'à l'instant discret j , au sens du critère de la variance conditionnelle minimum. Cela signifie que l'estimé \hat{x} est tel que :

$$E\{\|x_k - \hat{x}\|^2 / \{y_0, y_1, \dots, y_j\}\} \leq E\{\|x_k - z\|^2 / \{y_0, y_1, \dots, y_j\}\}$$

Pour tout vecteur z fonction des observations $\{y_0, y_1, \dots, y_j\}$. Nous noterons $\hat{x}_{k/j}$, cet estimateur optimal, et $\tilde{x}_{k/j}$ et $\tilde{y}_{k/j}$ les erreurs d'estimations :

$$\tilde{x}_{k/j} = x_k - \hat{x}_{k/j}$$

$$\tilde{y}_{k/j} = y_k - C_k \hat{x}_{k/j}$$

Suivant que $k < j, k = j$ ou $k > j$, on dit que $\hat{x}_{k/j}$ est une valeur lissée, filtrée ou prédite de x_k , Contrairement au problème de prédiction qui utilise, à partir d'une valeur filtrée le modèle (2.5) non bruité, le problème de lissage nécessitera un traitement plus complexe

(on doit tenir compte d'informations futures). Pour simplifier les notations, nous poserons désormais :

$$\text{cov}(z) = E\{zz^T\}$$

$$P_{k/t} = \text{cov}(\tilde{x}_{k/t})$$

Le problème de filtrage au sens de Kalman est résolu en utilisant les principes de base de l'estimation simples puis récursive, d'une variable aléatoire, on établit que les équations de fonctionnement d'un filtre de Kalman discret se décomposent en deux étapes :

- **Etape de prédiction :**

$$\hat{x}_{k+1/k} = A_k \hat{x}_{k/k} + B_k u_k \quad (2.7)$$

$$P_{k+1/k} = A_k P_{k/k} A_k^T + G_k Q_k G_k^T \quad (2.8)$$

- **Etape de correction :**

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (y_k - \hat{y}_k - C_k \hat{x}_{k/k-1}) \quad (2.9)$$

$$P_{k/k} = (I - K_k C_k) P_{k/k-1} \quad (2.10)$$

Où K_k est le gain optimal du filtre, donné par :

$$K_k = P_{k/k-1} C_k^T S_k^{-1} \quad (2.11)$$

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

La construction de cet algorithme montre qu'il permet de répondre à deux objectifs différents

- c'est un filtre linéaire minimisant la variance a priori de l'erreur d'estimation. Dans ces conditions, les bruits peuvent ne pas être gaussiens ;
- c'est un filtre maximisant la probabilité a posteriori des grandeurs à estimer. Cela n'est alors applicable que dans l'hypothèse de bruits gaussiens.

2.2.4 Filtre de Kalman Etendu (Estimateur non linéaire)

Dans la pratique on a souvent affaire à des signaux dont le modèle est décrit par des équations mathématiques non linéaires, tel est le cas par exemple dans le domaine des communications, des modulations ou en fréquence.

2.2.4.1 Cas d'un système continu :

Dans le cas des systèmes continus nous adopterons la représentation suivante :

$$\dot{x}(t) = f(x(t), t) + G(t).v(t) \quad (2.13)$$

$\dot{x}(t)$ Une fonction non linéaire de l'état et des paramètres du modèle.

L'observation peut elle aussi être non linéaire :

$$y(t) = h(x(t), t) + w(t) \quad (2.14)$$

Nous considérons que $v(t)$ et $w(t)$ sont des processus aléatoires blancs de covariance :

$$E[v(t).v(t + \tau)] = Q(\tau). \delta(t, \tau)$$

$$E[w(t).w(t + \tau)] = R(\tau). \delta(t, \tau)$$

La recherche d'une solution, en d'autres termes l'estimation des paramètres, consistera à linéariser les équations (1.13) et (1.14) autour d'un point ou d'un ensemble de point dits de référence (ou de fonctionnement).

2.2.4.2. Linéarisation du modèle : filtre de Kalman linéarisé

Nous allons linéariser le modèle autour d'une trajectoire nominale ou de référence supposer connue. Notons $x_r(t)$ cette trajectoire qui sera solution de l'équation homogène suivante :

$$\dot{x}_r(t) = f(x_r(t), t) \quad (2.15)$$

A laquelle nous assurons une mesure nominale :

$$y_r(t) = h(x_r(t), t) \quad (2.16)$$

Nous allons établir une équation aux perturbations c'est-à-dire régissant l'écart entre l'état effectif et l'état donné par la trajectoire nominale. Ainsi en soustrayant (1.15) et (1.16) il vient :

$$\dot{x}(t) - \dot{x}_r(t) = f(x(t), t) - f(x_r(t), t) + G(t).v(t) \quad (2.17)$$

Il s'agit d'une équation différentielle stochastique non linéaire dont la solution consistera à effectuer un développement limité en série de Taylor autour de la trajectoire nominale $x_r(t)$:

Soit :

$$f(x(t), t) = f(x_r(t), t) + \frac{\partial y}{\partial x}(x(t), t)/(x(t) - x_r(t) + \varepsilon_r(t) \quad (2.18)$$

à $x(t) = x_r(t)$ et en supposant que l'écart ou perturbation $x(t) - x_r(t)$ reste faible $\varepsilon_r(t)$ représente tous les termes du développement de Taylor d'ordre supérieur à l'unité.

Si nous limitons à une approximation du premier ordre l'équation peut s'écrire :

$$\dot{x}(t) - \dot{x}_r(t) = \frac{\partial y}{\partial x}(x(t), t)/(x(t) - x_r(t) + G(t).v(t) \quad (2.19)$$

Nous noterons $\delta x(t) = x(t) - x_r(t)$ la perturbation que nous avons mentionnée plus haut.

Pour simplifier les notations nous noterons :

$$F(t, x_r(t)) = \frac{\partial f(x(t), t)}{\partial x}/x(t) = x_r(t) \quad (2.20)$$

Où F est une matrice jacobienne du processus.

L'équation (1.19) devient alors :

$$\delta \dot{x}(t) = F(t, x_r(t))\delta x(t) + G(t).v(t) \quad (2.21)$$

Effectuons maintenant un développement analogue de la quantité $h(x(t), t)$ qui apparaît dans l'équation de l'observation, autour de la trajectoire nominale, en nous limitant au développement du premier ordre.

$$h(x(t), t) = h(x_r(t), t) + \frac{\partial h(x(t), t)}{\partial x} / (x(t) - x_r(t)) \quad (2.22)$$

à $x(t) = x_r(t)$ notons maintenant :

$$H(t, x_r(t)) = \frac{\partial h(x(t), t)}{\partial x}/x(t) = x_r(t) \quad (2.23)$$

Avec H la matrice jacobienne de mesure.

L'équation d'observation devient :

$$\delta y = y(t) - y_r(t) = H(t, x_r(t)).\delta x(t) + w(t) \quad (2.24)$$

En linéarisant les équations du modèle, autour de la trajectoire nominale, nous obtenons le modèle linéaire continu suivant :

$$\delta \dot{x}(t) = F(t, x_r(t)).\delta x(t) + G(t).v(t) \quad (2.25)$$

$$\delta y(t) = H(t, x_r(t)).\delta x(t) + w(t)$$

Les équations de fonctionnement d'un filtre de Kalman discret se décomposent en deux étapes [9] :

- **Etape de prédiction :**

$$\hat{X}(t + 1/t) = f[\hat{X}(t/t), t] \quad (2.26)$$

$$P(t + 1/t) = F[\hat{X}(t + 1/t), t]P(t/t)F^T[\hat{X}(t + 1/t), t] + DQ(t)D^T \quad (2.27)$$

- **Etape de correction:**

$$\hat{X}(t + 1/t + 1) = \hat{X}(t + 1/t) + K(t + 1)(Z(t + 1) - H[\hat{X}(t + 1/t), t]) \quad (2.28)$$

$$P(t + 1/t + 1) = (I - K(t + 1)H[\hat{X}(t + 1/t), t])P(t + 1/t) \quad (2.29)$$

Ou K_k est le gain optimal du filtre, donné par :

$$K(t + 1) = \frac{P(t + 1/l)H^T[\hat{x}(l + 1/l), k](H[\hat{X}(l + 1/l), k]P(l + 1/k)H^T[\hat{X}(l + 1/t), t] + R(t))^{-1}}{(2.30)$$

Cependant, deux remarques doivent être faites au sujet de la linéarisation. Tout d'abord, la trajectoire nominale n'est en générale pas disponible. La solution proposée par l'EKF est de linéariser la trajectoire autour de l'estimée courante $\hat{X}(k)$

On comprend que, tant que l'estimée est proche de la solution réelle, la linéarisation reste valable, mais si les erreurs deviennent trop importantes l'approximation linéaire devient à son tour grossière et peut conduire à une divergence du filtre.

Ensuite, le filtre de Kalman qui effectue la mise à jour de la densité suppose implicitement que celle-ci est une gaussienne puisque seuls les moments du premier ordre et de deuxième ordre sont calculés, et en effet, la propagation d'une distribution gaussienne à travers des fonctions linéarisées conduit à une nouvelle distribution gaussienne.

Cependant, il est certain que l'approximation linéaire n'est pas toujours valable et la densité calculée par l'EKF est une approximation gaussienne de la densité mais dont les moments du premier et deuxième ordre ne sont pas nécessairement identiques aux moments réels. Ces approximations peuvent donc conduire à des estimateurs de mauvaise qualité ou encore à la divergence du filtre [10].

Chapitre 3

Filtre de Kalman sans Odeur

Chapitre 3

Filtre de Kalman sans Odeur

3.1 Unscented Transformation

Unscented transformation (UT) est une nouvelle méthode pour calculer les statistiques d'une variable aléatoire qui subit une transformation non linéaire. Elle est fondée sur l'intuition qu'il est plus facile d'approximer une distribution gaussienne que d'approximer une fonction non linéaire ou une transformation arbitraire [11]. Cette approche est illustrée dans la figure 2.1. Un ensemble de points (ou sigma points) sont choisis de sorte que leur moyenne et leur covariance soient \bar{x} et P_{xx} . La fonction non linéaire est appliquée à chaque point alternativement pour rapporter un nuage de points transformés, \bar{y} et P_{yy} sont leur statistiques. Bien que cette méthode ait une ressemblance superficielle à des méthodes de type Mont Carlo, il y a une différence extrêmement importante et fondamentale, les échantillons ne sont pas choisis au hasard mais plutôt selon un algorithme spécifique et déterministe. Des informations d'ordre supérieur sur la distribution peuvent être capturées en utilisant seulement un nombre très petit de points.

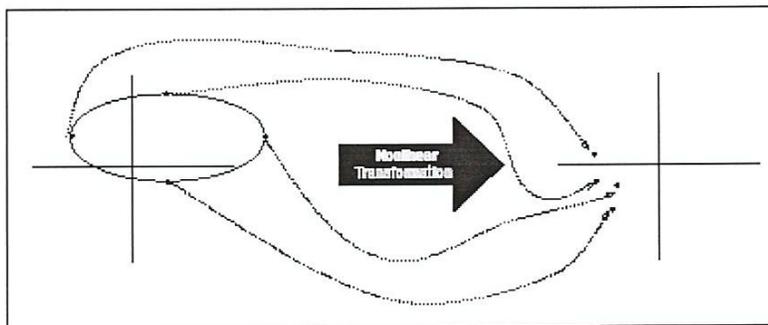


Figure 3.1 : Principe de Unscented Transformation

Une variable aléatoire x de dimension n , de moyenne \bar{x} et de covariance P_{xx} est approximée par $2n + 1$ points pondérés donnés par :

$$\begin{aligned}
 x_0 &= \bar{x} & w_0 &= \frac{k}{(n+k)} \\
 x_i &= \bar{x} + (\sqrt{(n+k)P_{xx}})_i & w_i &= \frac{1}{2(n+k)} \\
 x_{i+n} &= \bar{x} - (\sqrt{(n+k)P_{xx}})_i & w_{i+n} &= \frac{1}{2(n+k)}
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Pour $i = 1, \dots, n$

Où $k \in R$, $(\sqrt{(n+k)P_{xx}})_i$, est la i ème ligne ou colonne de la racine de la matrice $(n+k)P_{xx}$ et w_i est le poids associé avec le i ème point, tel que $\sum_{i=0}^{2n} w_i = 1$. La procédure de transformation est comme suit :

- la fonction non linéaire f est appliquée à chaque point x_i pour obtenir l'ensemble de points transformés (sigma) $\{y_i\}_{i=0, \dots, 2n}$

$$y_i = f(x_i) \tag{3.2}$$

- la moyenne est donnée par la somme pondérée des points transformé,

$$\bar{x} = \sum_{i=0}^{2n} w_i y_i \tag{3.3}$$

- la covariance est donnée par,

$$P_{yy} = \sum_{i=0}^{2n} w_i \{y_i - \bar{y}\} \{y_i - \bar{y}\} \tag{3.4}$$

Les propriétés de cet algorithme ont été étudiées en détail dans [12] et [13].

Puisque la moyenne et la covariance sont capturées avec précision jusqu'au deuxième ordre, les valeurs calculées de la moyenne et de la covariance de y sont aussi bien correcte au deuxième ordre. Ceci signifie que la moyenne est calculée à un ordre plus supérieur d'exactitude ou de précision que le filtre de Kalman étendu (FKE), tandis que la covariance est calculée au même ordre d'exactitude. Cependant, il y a autres avantages d'exécution. Puisque c'est la distribution de y qui est approchée plutôt que $f(\cdot)$, son développement en série n'est pas tronqué à un ordre particulier. Il est possible de montrer que l'algorithme de cette transformation peut incorporer partiellement l'information des ordres plus élevés [14], menant à une plus grande précision.

La moyenne et la covariance sont calculées en utilisant des opérations standard de vecteurs et de matrice. Cela signifie que l'algorithme convient à n'importe quel choix du modèle de processus, et l'implémentation est extrêmement rapide parce qu'il n'est pas nécessaire d'évaluer la jacobienne contrairement à L'FKE.

3.2 Unscented filtre

Les processus de transformation qui se produisent dans un filtre de Kalman comprennent les étapes suivantes :

- ❖ la prédiction d'un nouvel état du système $\hat{x}(k + 1/k)$ et sa covariance associée $P(k+1/k)$, cette prédiction doit tenir compte des effets du bruit du processus.
- ❖ la prédiction de l'observation prévue $\hat{z}(k + 1/k)$ et la covariance d'innovation $P_{yy}(k + 1/k)$, cette prédiction devrait inclure les effets du bruit d'observation.
- ❖ finalement, on prédit la matrice de corrélation $P_{xz}(k + 1/k)$.

Ces étapes peuvent être facilement adaptées légèrement le vecteur d'état et les modèle du processus et d'observation. D'abord, le vecteur d'état est augmenté avec les termes de processus et de bruit pour donner un vecteur d'ordre $n^a = n + q$.

1- l'application de l'équation (3.1) au système augmenté indiqué par l'équation (3.14) crée l'ensemble de points sigma.

2- l'ensemble transformé de points est donné en substituant chaque point à travers le modèle de processus,

$$x_i(k + 1) = f(x_i^a \left(\frac{k}{k}\right), u(k), k) \tag{2.5}$$

3- la moyenne prédite est calculée comme :

$$\hat{x}(k + 1/k) = \sum_{i=0}^{2n^a} w_i x_i(k + 1/k) \tag{3.5}$$

4- la covariance prédite est calculée comme :

$$P(k + 1/k) = \sum_{i=0}^{2n^a} w_i \{x_i(k + 1/k) - \hat{x}(k + 1/k)\} \{x_i(k + 1/k) - \hat{x}(k + 1/k)\}^T \tag{3.7}$$

5- la fonction non linéaire d'observation $h(.)$ est appliquée à chaque point prédit $x_i(k + 1/k)$ pour obtenir les points $z_i(k + 1/k)$,

$$z_i(k + 1/k) = h(x_i(k + 1/k), u(k), k) \tag{3.8}$$

6- l'observation prédite est calculée par :

$$\hat{z}(k + 1/k) = \sum_{i=0}^{2n^a} w_i z_i(k + 1/k) \quad (3.9)$$

7- puisque le bruit d'observation est additif et indépendant, la covariance de l'innovation est :

$$P_{yy}(k + 1/k) = R(k + 1/k) + \sum_{i=0}^{2n^a} w_i \{z_i(k + 1/k) - \hat{z}(k + 1/k)\} \{z_i(k + 1/k) - \hat{z}(k + 1/k)\}^T \quad (3.10)$$

8- finalement, la matrice de corrélation est déterminée par :

$$P_{xz}(k + 1/k) = \sum_{i=0}^{2n^a} w_i \{x_i(k + 1/k) - \hat{x}(k + 1/k)\} \{z_i(k + 1/k) - \hat{z}(k + 1/k)\}^T \quad (3.11)$$

Le vecteur

$$x^a(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ v(k) \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Le modèle du processus est réécrit en fonction de $x^a(k)$,

$$x(k + 1) = f(x^a(k), u(k), k) \quad (3.13)$$

Et unscented transformation utilise $2n + 1$ sigma points qui sont tiré de :

$$\hat{x}^a(k/k) = \begin{bmatrix} \hat{x}(k/k) \\ 0_q \end{bmatrix} \text{ et } P^a(k/k) = \begin{bmatrix} P(k/k) & P_{xv}(k/k) \\ P_{xv} & Q(k) \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

3.3 The scaled unscented Kalman filter (SUKF) :

Julier et Uhlmann ont décrit « Unscented transformation » (UT) qui approxime une distribution de probabilité en utilisant un restreint de point [14], [18]. Ces points sont propagés à travers le véritable système non linéaire, et permettent l'estimation de la moyenne et la covariance postérieure précise au troisième ordre pour n'importe quelle non linéaire [16].

Comme décrit précédemment, UT approxime une variable aléatoire x de dimension n , de moyenne \hat{x} et de covarianance P par $2n + 1$ échantillons.

Comme la dimension de l'espace d'état augmente, le rayon de la sphère qui borne tout les points augmente également. Pour commander ceci, nous utilisons la méthode de

Julier pour mesurer les points (échantillons) [16]. Les nouveaux points et les poids utilisés pour trouver la moyenne sont :

$$x'_i = x_0 + \alpha(x_i - x_0)$$

$$w'_i = \begin{cases} \frac{w_0}{\alpha^2} + 2 - \frac{1}{\alpha^2} - \alpha^2 + \beta & i = 0 \\ \frac{w_i}{\alpha^2} & i \neq 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

La covariance est trouvée utilisant l'ensemble modifié de poids :

$$w''_i = \begin{cases} w_0 + 2 - \frac{1}{\alpha^2} - \alpha^2 + \beta & i = 0 \\ \frac{w_i}{\alpha^2} & i \neq 0 \end{cases} \quad (3.16)$$

Où β est un autre paramètre réglable. la moyenne et la covariance sont données par :

$$y'_i = f(x'_i) \quad (3.17)$$

$$\hat{y}' = \sum_{i=0}^{2n} w'_i y'_i \quad (3.18)$$

$$P'_{yy} + \sum_{i=0}^{2n} w''_i \{y'_i - \hat{y}'\} \{y'_i - \hat{y}'\}^T \quad (3.19)$$

Il ne reste qu'à placer les paramètres réglables $k, \alpha, et \beta$. Nous suivons les recommandations de Julier de prendre $\beta = 2$ pour capturer partie de terme du quatrième ordre dans le développement en série de Taylor de la covariance. Nous choisissons

$$\alpha = \frac{1}{\sqrt{n}}$$

Pour rendre diamètre de point indépendant de la taille du vecteur d'état. UT estime efficacement la moyenne et la variance transformées [19], ainsi nous attendons à ce que l'estimation soit plus précise si la distribution antérieure et approximativement uniformément prélevée. la matrice de covariance P'_{yy} garantie d'être semi définie positive si tous les poids non transformés soient non négatifs. qui établit la condition $k > 0$. Nous voulons également que les poids transformés soient non négatifs pour la robustesse (si un point à un poids essentiellement négatifs, alors une non linéarité peut mener à une moyenne estimée biaisée et covariance gonflée), ce qui établit la condition stricte :

$$k > n^2 - n$$

Nous choisissons réellement de rendre tous les poids transformés égaux, de sorte que :

$$k = n^2 - (n/2)$$

Unscented kalman filtre [21], [20] (UKF) emploie L'UT pour les deux transformations (modèle de processus et fonction d'observation) exigées par le filtre de Kalman. Il fournit une estimation minimum de l'erreur quadratique moyenne (MMSE) de l'état d'un système discret non linéaire :

$$\begin{aligned}x(k+1) &= f(x(k), u(k), v(k), k) \\z(k) &= h(x(k), u(k), k) + w(k)\end{aligned}\quad (3.20)$$

Ou $x(k)$ est l'état du système à l'instant k , $f(k)$ et $h(k)$ sont des fonctions non linéaires du système et d'observation, $u(k)$ est le vecteur d'entrées, $v(k)$ est le bruit de processus, $z(k)$ est l'observation, et $w(k)$ est un bruit additif de mesure. v et w sont supposés de moyennes nulles et :

$$\begin{aligned}E[v(k)v^T(j)] &= \delta_{kj}Q(k) \\E[w(k)w^T(j)] &= \delta_{kj}R(k) \\ \delta_{kj} &= 1 \quad \text{pour } k = j \\E[v(k)w^T(j)] &= 0, \quad \forall k, j\end{aligned}\quad (2.21)$$

Une matrice augmentée de covariance est construite avec P , Q et R sur la diagonale. Eqs (1.22), (1.23), fournissent alors les points échantillonnés $x'_i(k+1/k)$ qui indiquent non seulement x mais également v et w .

L'état prédit $\hat{x}(k+1/k)$ et sa covariance $P(k+1/k)$ sont estimés comme

$$x'_i(k+1/k) = f(x'_i(k/k), u(k), k) \quad (3.22)$$

$$\hat{x}(k+1/k) = \sum_{i=1}^{2n} w'_i x'_i(k+1/k) \quad (3.23)$$

$$P(k+1/k) = \sum_{i=1}^{2n} w''_i \{x'_i(k+1/k) - \hat{x}(k+1/k)\} \{x'_i(k+1/k) - \hat{x}(k+1/k)\}^T$$

L'observation prédite \hat{z} , sa covariance P_{zz} , et la corrélation P_{xz} sont estimées comme :

$$z_i(k+1/k) = h(x'_i(k+1/k), u(k), k+1)$$

$$\hat{z}(k+1/k) = \sum_{i=1}^{2n} w'_i z_i(k+1/k)$$

$$P_{zz} = \sum_{i=1}^{2n} w''_i \{z_i(k+1/k) - \hat{z}(k+1/k)\} \{z_i(k+1/k) - \hat{z}(k+1/k)\}^T$$

$$P_{xz} = \sum_{i=1}^{2n} w''_i \{x'_i(k+1/k) - \hat{x}(k+1/k)\} \{z_i(k+1/k) - \hat{z}(k+1/k)\}^T$$

L'état estimé $\hat{x}(k/j)$ à l'instant k , et sa covariance $P(k/j)$, donnant toutes les observations jusque et y compris l'instant j , sont mis à jour comme suit :

$$\begin{aligned}P_{yy}(k+1/k) &= R(k+1) + P_{zz}(k+1/k) \\ K(k+1) &= P_{xz}(k+1/k)P_{yy}^{-1}(k+1/k)\end{aligned}\quad (3.24)$$

$$\hat{x}(k+1/k) = \hat{x}(k+1/k) + K(k+1)(z(k+1) - \hat{z}(k+1/k)) \quad (3.25)$$

$$P(k+1/k+1) = P(k+1/k) - K(k+1)P_{yy}(k+1/k)K^T(k+1) \quad (3.26)$$

Ou K est gain du filtre de kalman.

Pour les fonctions linéaires, UKF est équivalente au Filtre et Kalman (FK). La complexité informatique d'UKF est identique au FKE, mais elle est plus précise et n'exige pas la dérivation de n'importe quelle Jacobienne.

Chapitre 4

Modélisation de trajectoires

Chapitre 4

Modélisation de trajectoires

4.1 Modèles de Mouvement d'une Cible Aérienne (ATC)

Dans la Commande du Trafic Aérien, dénommé Air Traffic Control, et dénoté (ATC) en anglais, l'avion civil possède deux modes de base de vol [22]:

- ✦ mode mouvement uniforme : caractérisé par un vol rectiligne à une vitesse quasi-constante.
- ✦ mode manœuvre : lorsque l'avion tourne, monte ou descend.

Les modèles de mouvement horizontal et vertical peuvent typiquement être découplés, les modèles de vol dans le plan horizontal peuvent être modélisés par :

- Un modèle à une vitesse quasi-constante et ce pour le mouvement uniforme avec l'ajout d'une accélération sous forme d'un bruit blanc.
- Un modèle tournant à une vitesse angulaire constante avec toujours l'ajout d'un bruit blanc modélisant l'accélération pour le manœuvre.

Le modèle à vitesse presque constante est donné par :

$$X(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X(k) + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix} v(k) \quad (4.1)$$

Où T est l'intervalle d'échantillonnage, X est l'état de l'avion, en anglais Aircraft, défini comme suit :

$$X = \begin{pmatrix} \xi & \dot{\xi} & \eta & \dot{\eta} \end{pmatrix}^T \quad (4.2)$$

Avec ξ et η désignent les coordonnées cartésiennes du plan horizontal ; et v est un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de covariance Q , utilisé pour modéliser des petites accélérations : de turbulence et des changements du vent.

Par contre, la rotation des avions civils est généralement suit un modèle connu dénommé « *Coordinated Turn* » en anglais et dénoté CT, caractérisée par une vitesse angulaire constante. Cependant, cette rotation n'est pas exactement modélisée, car la vitesse du fond égale à la vitesse de l'avion plus la vitesse du vent, cette rotation peut être convenablement décrite par le modèle de « *Coordinated Turn* » plus un bruit assez petit représentant l'erreur de modélisation résultant dans le modèle de « *Coordinated Turn* », dans ce cas le modèle de « *Coordinated Turn* » est non linéaire.

En augmentant le vecteur d'état par une autre composante, à savoir la vitesse angulaire ω , l'état augmenté est devenu

$$X = \begin{pmatrix} \xi & \dot{\xi} & \eta & \dot{\eta} & \omega \end{pmatrix}^T \quad (4.3)$$

Le modèle de « *Coordinated Turn* » est donc donné par :

$$X(k) = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin w(k-1)T}{w(k-1)} & 0 & \frac{-1 - \cos w(k-1)T}{w(k-1)} & 0 \\ 0 & \cos w(k-1)T & 0 & -\sin w(k-1)T & 0 \\ 0 & \frac{1 - \cos w(k-1)T}{w(k-1)} & 1 & \frac{\sin w(k-1)T}{w(k-1)} & 0 \\ 0 & \sin w(k-1)T & 0 & \cos w(k-1)T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X(k-1) + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} v(k-1) \quad (4.4)$$

Avec v est un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de covariance Q . En supposant que seulement les mesures de position sont disponibles, ce qui nous permet d'écrire l'équation d'observation suivante :

$$z(k) = \arctan\left(\frac{n=Y}{\varepsilon=X}\right) + W(k) \tag{4.5}$$

Dont W est le bruit de mesure de moyenne nulle et de covariance R . Bien que les mesures originales du radar soient en coordonnées polaires, elles peuvent être transformées en coordonnées cartésiennes comme suit :

$$\begin{aligned} X &= R \cos\theta \\ Y &= R \sin\theta \end{aligned} \tag{4.6}$$

4.2 Algorithme de poursuite à base de UKF

Notre algorithme consiste de :

❖ **Initialisation du filtre :**

$X(0)$: le vecteur d'état estimé initial

$P(0)$: la covariance du vecteur d'état estimé

Q : la covariance de l'erreur sur le processus

R : la covariance de l'erreur sur la mesure

❖ **Création de l'ensemble de points par l'unscented transformation**

$$x_0 = \bar{x} \qquad w_0 = \frac{k}{(n+k)}$$

$$x_i = \bar{x}(\sqrt{(n+k)P_{xx}})_i \qquad w_i = \frac{1}{2(n+k)}$$

$$x_{n+1} = \bar{x} - (\sqrt{(n+k)P_{xx}})_i \qquad w_{i+n} = \frac{1}{2(n+k)}$$

Pour $i = 1, \dots, \dots, n$

Ou $k \in R, (\sqrt{(n+k)P_{xx}})_i$, est la ième ligne ou colonne de la racine de la matrice $(n+k)P_{xx}$ et w_i est le poids associé avec le ième point, tel que $\sum_{i=0}^{2n} w_i = 1$.

❖ **Etape de prédiction :**

- L'ensemble transformé de points est donné en substituant chaque point à travers le modèle de processus,

$$x_i(k+1) = f(f_i^a(k/k), u(k), k)$$

- La moyenne prédite est calculée comme :

$$\hat{x}(k+1/k) = \sum_{i=0}^{2n} w_i x_i(k+1/k)$$

- La covariance prédite est calculée comme

$$P(k+1/k) = \sum_{i=0}^{2n} w_i \{x_i(k+1/k) - \hat{x}(k+1/k)\} \{x_i(k+1/k) - \hat{x}(k+1/k)\}^T$$

- la fonction non linéaire d'observation $h(\cdot)$ est appliquée à chaque point prédit $x_i(k+1/k)$ pour obtenir les points $z_i(k+1/k)$,

$$z_i(k+1/k) = h(x_i(k+1/k), u(k), k)$$

- l'observation prédite est calculée par :

$$\hat{z}(k+1/k) = \sum_{i=0}^{2n} w_i z_i(k+1/k)$$

- La covariance de l'innovation :

$$R(k+1/k) = \sum_{i=0}^{2n} w_i \{z_i(k+1/k) - \hat{z}(k+1/k)\} \{z_i(k+1/k) - \hat{z}(k+1/k)\}^T$$

- La matrice de corrélation :

$$P_{xz}(k + 1/k) = \sum_{i=0}^{2n^a} w_i \{x_i(k + 1/k) - \hat{x}(k + 1/k)\} \{z_i(k + 1/k) - \hat{z}(k + 1/k)\}^T$$

❖ **Etape de correction (estimation) :**

- Le gain de filtre de Kalman

$$K(k + 1) = P_{xz}(k + 1/k) P_{yy}^{-1}(k + 1/k)$$

- L'état estimé

$$\hat{x}(k + 1/k + 1) = \hat{x}(k + 1/k) + K(k + 1)(z(k + 1) - \hat{z}(k + 1/k))$$

- La covariance estimée

$$P(k + 1/k + 1) = P(k + 1/k) - K(k + 1) P_{yy}(k + 1/k) K^T(k + 1)$$

On peut résumer tous ces étapes dans l'organigramme ci-dessous

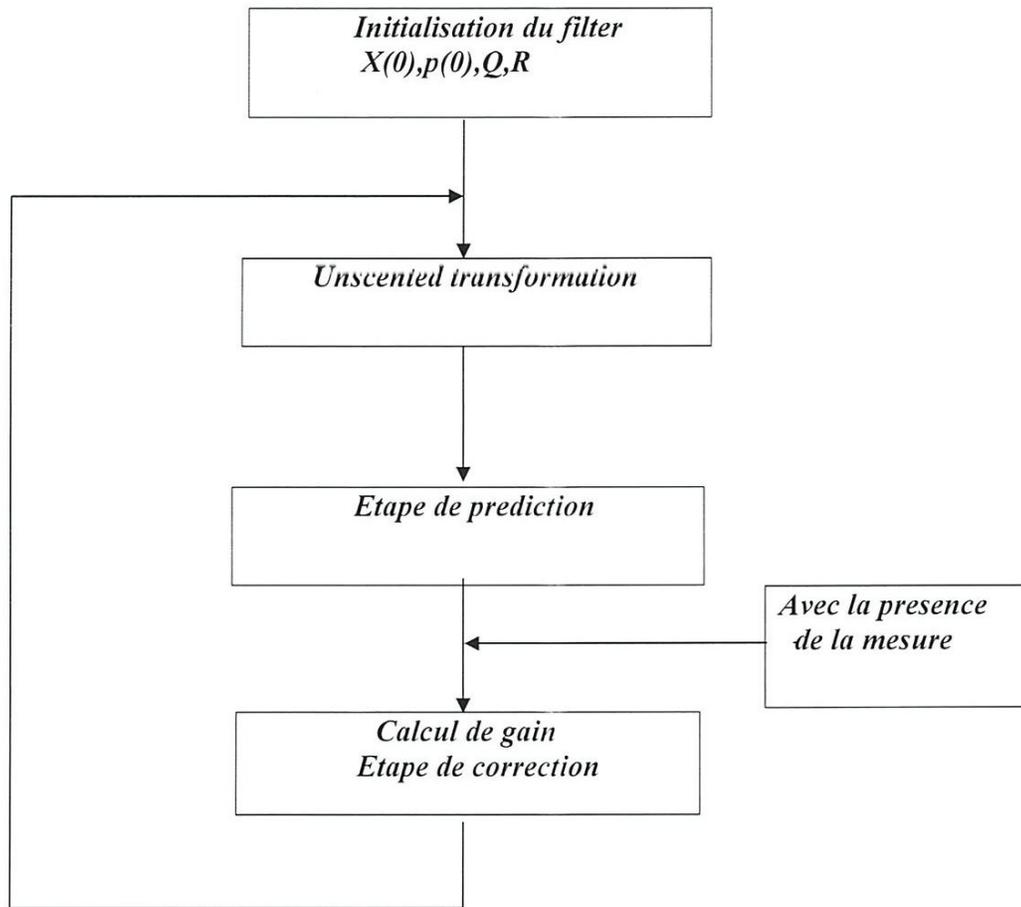


Figure 4.1 : Organigramme illustratif de l'algorithme de poursuite à base Unscented Kalman Filter (UKF)

Chapitre 5

Résultats de simulation

Chapitre 5

Résultats de simulation

5.1. Introduction

Pour réaliser la procédure de l'estimation d'état pour poursuivre des cibles qui se déplacent selon différentes trajectoires, des simulations en Matlab ont été exécutées. L'algorithme ou l'estimateur utilisé pour cette poursuite est à base du filtre de Kalman sans parfum en anglais «Unscented Kalman Filter» (UKF). Les résultats obtenus dans les différentes simulations sont exprimés avec 100 exécutions Mont Carlo. Les trajectoires de cibles sont générées en se basant sur un mouvement rectiligne à vitesse quasi-constante et un mouvement circulaire à vitesse de rotation constante dénommé «*Coordinated Turn*» en anglais et dénoté CT. Cette génération de trajectoires produit divers scénarios.

Les mesures $Z(k)$ de position de la cible sont supposées acquises par un capteur actif qui est le Radar, dont ces informations seront remplacées par des données générées qui sont entachées d'un bruit blanc gaussien additif.

5.2 Divers scénarios

5.2.1 Scénario 1

Mouvement rectiligne à vitesse quasi- constante

Dans ce scénario, nous supposons suivre une cible aérienne qui se déplace le long d'une trajectoire rectiligne à une vitesse constante ; $V_x = 25$ m/s et $V_y = 35$ m/s. Le problème consiste à estimer la position (X, Y) de la cible. Bien sûr, on suppose qu'au départ rien n'est connu, sachant que le temps de simulation $T=1$ secondes.

- ❖ Paramètres utilisés dans l'algorithme à base de UKF :
- Le vecteur d'état pour le mouvement rectiligne à vitesse constante est de dimension $n = 4$, ces états sont définis comme suit :

$$\begin{cases} x_1(k) = X & \text{La position de la cible sur l'axe des X.} \\ x_2(k) = V_X & \text{La vitesse de la cible sur l'axe des X.} \\ x_3(k) = Y & \text{la position de la cible sur l'axe des Y.} \\ x_4(k) = V_Y & \text{la vitesse de la cible sur l'axe des Y.} \end{cases}$$

➤ Les covariances des erreurs d'état, de bruit de processus et de mesure sont :

$$\text{Cov}(0/0) = \text{dig}(10^4, 10^3, 10^4, 10^3).$$

$$Q = (5 \cdot 10^{-5}) I$$

$$R = 2 \cdot 10^{-3}$$

➤ Le vecteur d'état initial de ce filtre est :

$$\hat{X}(0/0) = [1100 \quad 30 \quad 900 \quad 30]^T.$$

L'application de l'algorithme de poursuite en se basant sur le filtre de Kalman sans parfum (UKF) sur ce scénario nous a donné des résultats satisfaisants qui sont représentés dans les figures 4.1 : 4.5. La figure 4.1 montre que notre estimateur a bien suivi la trajectoire rectiligne c'est-à-dire la convergence rapide vers la position vraie de la cible. Cette convergence vers les vraies positions de la cible est confirmée par les RMSE (racine de l'erreur quadratique moyenne) faibles de position (X, Y), et de vitesse (V_X, V_Y).

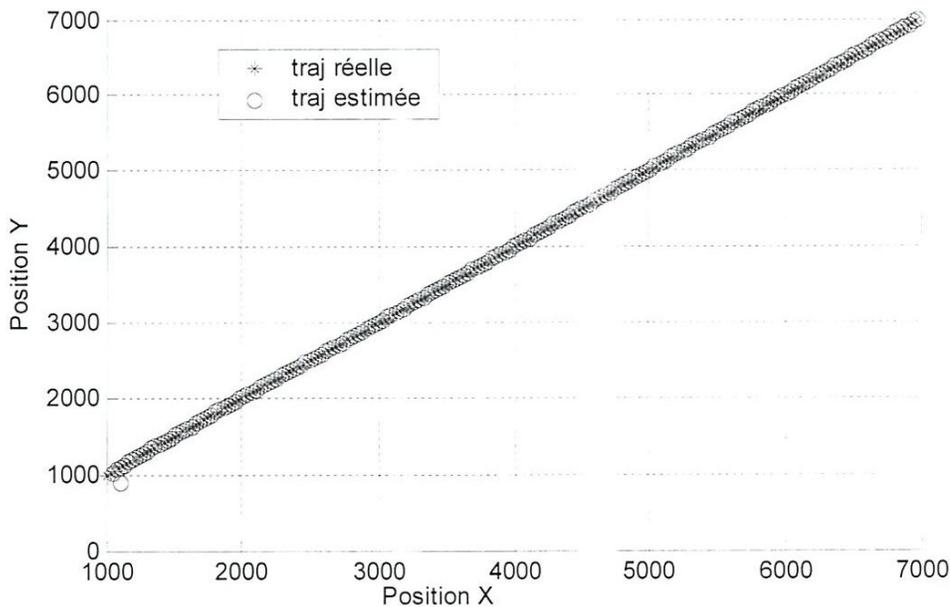


Figure 5.1 : trajectoires réelle et estimée

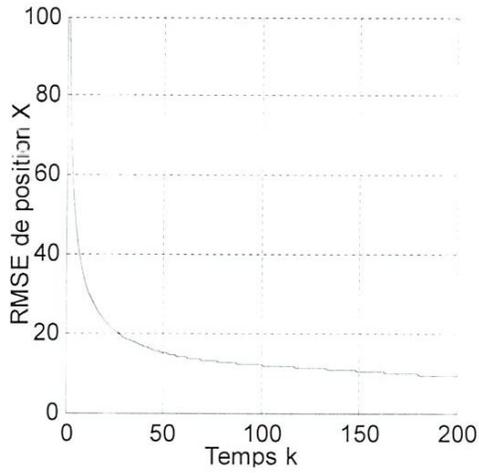


Figure 5.2 : Racine de l'erreur quadratique moyenne de position X

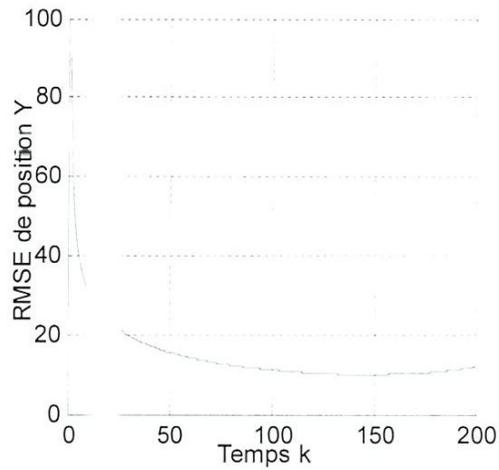


Figure 5.3 : Racine de l'erreur quadratique moyenne de position Y

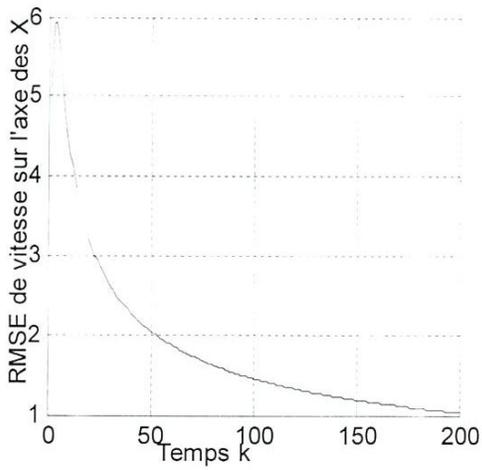


Figure 5.4 : Racine de l'erreur quadratique moyenne de vitesse sur l'axe X

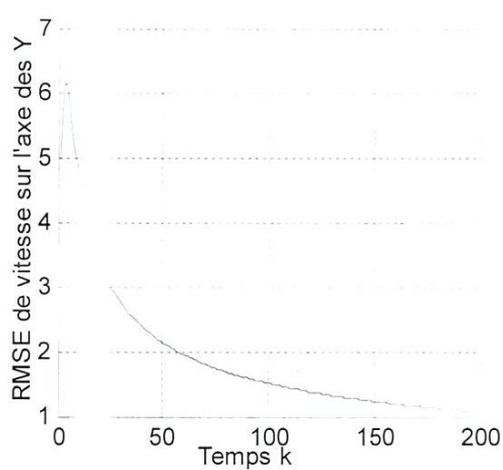


Figure 5.5 : Racine de l'erreur quadratique moyenne de vitesse sur l'axe Y

5.2.2 Scénario 2

Mouvement circulaire à vitesse angulaire constante «Coordinated Turn »(CT)

Dans ce scénario la cible aérienne se déplace le long d'une trajectoire circulaire et tourne par une vitesse angulaire constant $\Omega = 0.052 \text{ rad/s}$ équivalent à 3 degrés/s, avec $T= 1$ secondes.

- ❖ Paramètre utilisés dans l'algorithme à base de UKF :
- Le vecteur d'état augmenté pour un mouvement circulaire a vitesse constante est dimensionn $n = 5$, ces étape sont définis comme suit :

$$\begin{cases} x_1 = X \text{ la position de la cible sur l'axe des X} \\ x_2 = V_X \text{ la vitesse de la cible sur l'axe des X} \\ x_3 = Y \text{ la position de la cible sur l'axe des Y} \\ x_4 = V_Y \text{ la vitesse de la cible sur l'axe des Y} \\ x_5 = \Omega \text{ la vitesse angulaire} \end{cases}$$

- Les covariances des erreurs d'état, de bruit de processus et de mesure sont :

$$\text{Cov}(0/0) = \text{diag}(10^3 \quad 5 \quad 10^3 \quad 5 \quad 10^{-6}).$$

$$Q=(10^{-6}) I.$$

$$R=2.10^{-4}.$$

- Le vecteur d'état initiale du ce filtre :

$$\hat{x}(0/0) = (100 \quad 30 \quad 150 \quad 30 \quad 0.005)^T$$

Les résultats sortant de cet algorithme sont affichées sur les figures 4.6 : 4.10, la figure 4.6 montre la bonne poursuite de la cible par l'estimateur UKF, c'est –à-dire la convergence rapide vers le modèle qui est le modèle de « Coordinated Turn » à vitesse angulaire constant, ce qui rend la trajectoire estimée par l'estimateur à base de UkF identique à celle générée chose très attendu en vue des RMSE faibles de position (X,Y), de vitesse (X,Y) et de la vitesse angulaire Ω qui sont illustrées dans les figures 4.7 : 4.11.

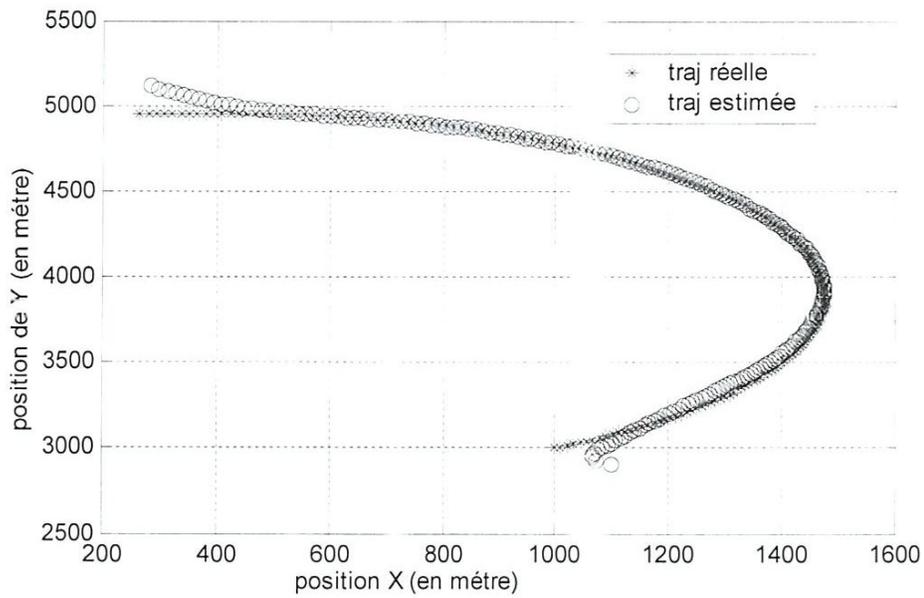


Figure 5.6 : trajectoires réelle et estimée

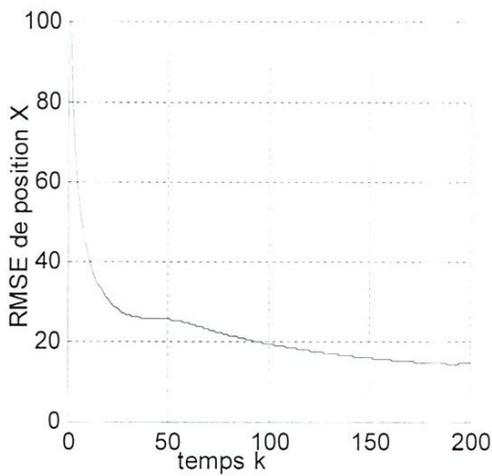


Figure 5.7 : racine de l'erreur quadratique moyenne estimée de position X

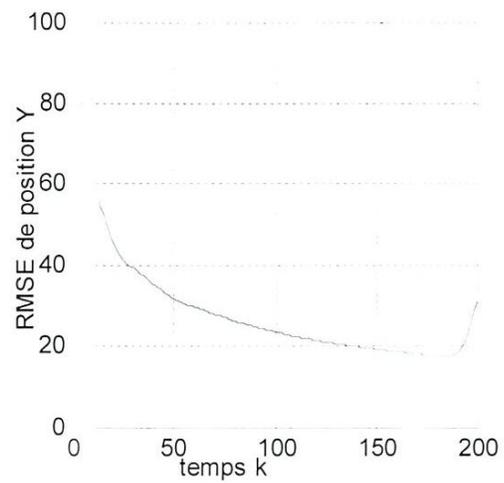


Figure 5.8 : racine de l'erreur quadratique moyenne estimée de position Y

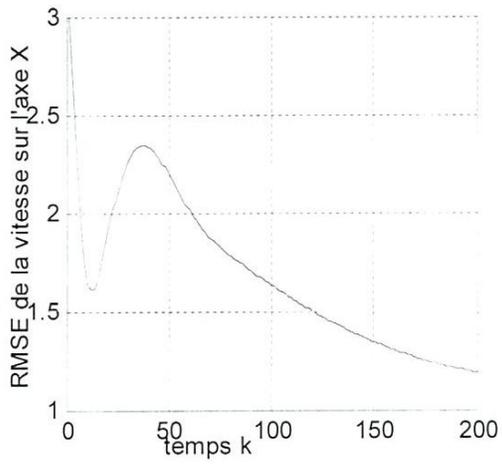


Figure 5.8 : racine de l'erreur quadratique moyenne estimée de la vitesse sur l'axe X

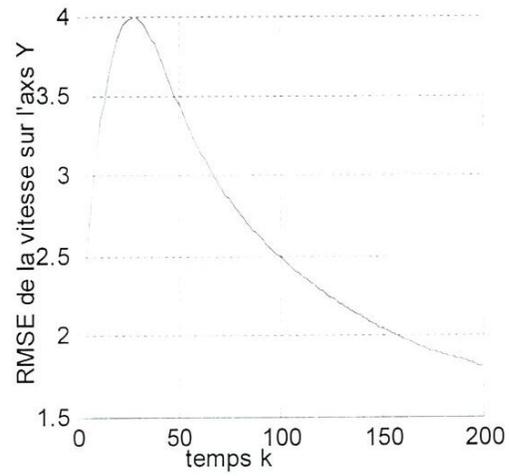


Figure 5.9 : racine de l'erreur quadratique moyenne estimée de la vitesse sur l'axe Y

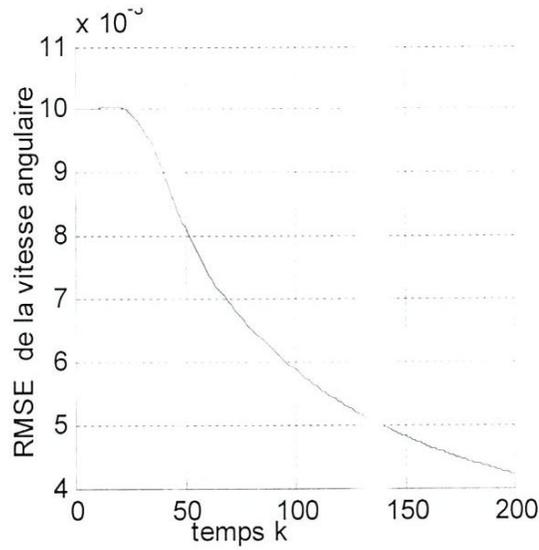


Figure 5.11 : racine de l'erreur quadratique moyenne estimée de la vitesse angulaire Ω

5.3. Conclusion

Dans ce chapitre de simulation, nous avons appliqué un algorithme de poursuite pour deux scénarios, cet algorithme est à base du filtre de Kalman sans parfum, en anglais The Unscented Kalman Filter (UKF). Dans tous les scénarios, les RMSE des paramètres de mouvement (position, vitesse) sont choisies comme mesures de performances de notre algorithme de poursuite ou de notre estimateur.

D'après les RMSE tracées pour chaque scénarios, qui sont basées sur 100 exécutions Mont Carlo nous concluons que notre estimateur à base de UKF est capable de poursuivre efficacement tel genre de cible .Car il s'adapte rapidement aux trajectoires effectuée par la cible, c'est-à-dire la convergence rapide ver le vrai modèle.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Nous nous sommes intéressés dans ce mémoire à l'aspect de poursuite et d'estimation du mouvement d'une cible aérienne à partir des mesures d'angles seuls, que l'on suppose proviennent du radar.

Nous avons modélisé deux types de mouvements rectiligne et circulaire dont le premier est linéaire tandis que le deuxième est non linéaire, nous supposons que ces deux mouvements sont observés à travers un Radar, dont la loi de mesure est une fonction non linéaire qui nous donne seulement les angles de la cible.

Le filtre de Kalman est conçu spécialement pour le filtrage des modèles linéaires, pour des modèles non linéaires l'extension du filtre de Kalman linéaire à savoir FKE doit être utilisé sous réserve.

Pour des fortes non linéarités, le filtre de Kalman étendu présente quelques limitations et ne converge pas vers le vrai modèle. Pour éviter ces limitations nous faisons appel au filtre de Kalman sans odeur, ce dernier est capable d'estimer tout modèle non linéaire, car il est basé sur l'approximation d'une distribution gaussienne et pas de la fonction non linéaire.

D'après les résultats de simulation nous pouvons dire que le UKF a bien suivi l'objet cible malgré les fortes non linéarités présentes dans le modèle d'état et de mesure. De ce fait, on peut dire que le UKF peut être un bon substitue du filtre de Kalman étendu dans le cas des modèles non linéaires.

Bibliographie

Bibliographie

[1] : Wiener « cybernetics, or control and communication in the animal and in the machine MTT press ». Cambridge, Massachusetts, 1961.

[2] : Anis Zaidi, « Particules gaussiennes déterministes en maximum de vraisemblance linéaire: Application au filtrage optimale des signaux Radar et GPS ». thèse de doctorat de Toulouse, 2007.

[3] : Patric Wira : « Réseaux neuromimétique, modularité et statistique : estimation du mouvement pour l'asservissement visuel de robots ». Thèse de doctorat. Université de Haute Alsace, 2002.

[4] : Jawhar Ghommam : « Command non-linéaire et navigation des véhicules marins sous-actionnés », thèse de doctorat. Université d'Orléans, Janvier 2008.

[5] : Papanikolopoulos, Khosla et Kanada : « Vision tracking of a moving target by a camera mounted on robot : A combination of control and vision », Transactions on Robotics and automation, 1993.

[6] : Allen P, Timcenko A, Yoshimi B, et Michelman P, « Automated tracking and grasping of a moving object with a robotic hand-eye system », Transactions on robotics and automation.

[7] : Weiss. Dynamique visual servo control of robots : an adaptive image-based approach. Thèse de doctorat, Carnegie-Mellon University, 1984.

[8] : Chen, G. « Approximate Kalman filtering » series in Approximations decompositions C.K. Chui, ed, World Scientific publishing Singapore/New Jersey, 240. 1993.

[9] : Alzerd, « Introduction au filtre de Kalman ». Notes de cours, exercices corrigés, se matlab. Version 0.0, janvier 2005.

[10] : Christophe Villien ; « prévision de trajectoires 3-D en temps réel ». Thèse de Université Louis Pasteur-Strasbourg, septembre 2006.

[11] : new approach to linear filtering and prediction problems transactions. ASME, journal of basic engineering

- [12] : Mémoire de fin d'étude « étude d'un contrôleur non linéaire neuronal basé sur les filtres de Kalman » juin 2004.
- [13] : Uhlmann, J.K., Simultaneous map building and localization for real time application. Technical report. University of Oxford, 1994. transfer thesis.
- [14] : Julier, S.J. and Uhlmann, J.K. a general method for approximating non linear transformations of probability distributions can be downloaded from.
<http://www.robots.ox.ac.uk/~siju>, August 1994.
- [15] : Julier, S.J. and Uhlmann, J.K. and Durrant-Whyte, H.F. A new approach for the nonlinear transformation of means and covariances in linear filters. IEEE transactions on automatic control, accepted for publication as technical note.
- [16] : Julier, S.J. « The scaled unscented transformation », in proceedings of the American control conference, (Anchorage, AK), 2002. to appear.
- [17] : Julier, S.J. « A new method for The nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators » IEEE trans. on automatic control 45, pp, 477-482, Mars 2000.
- [18] : Julier, S.J. and Uhlmann, J.K., « a general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions », tech. rep., Robotics research group, department of engineering science, university of Oxford, 1996. Available.
- [19] : Leffber, T., Bruyninckx, H. and Schutter, J.D. « comment on, A new method for The nonlinear transformation of means and covariance in filters and estimators, » Submitted as correspondence to IEEE transactions on automatic control, Sept 2001.
- [20] : Julier, S.J. and Uhlmann, J.K. and Durrant-Whyte, H.F. « A new approach for filtering nonlinear systems, » in proceedings of The American control conference, pp. 1628-1932, (Seattle, WA), 1995.
- [21] : Julier, S.J. and Uhlmann, J.K. « a new extension of The Kalman Filter to nonlinear Systems, » in proceeding of the SPIE. Aerosens international Symposium on Aerospace / Defense. Sensing, Simulation and controls, (Orlando, Florida) », pp. 20-25, April 1997
- [22] : Bar-Shalom, Yaakov and Xiao-Rong Li « estimation with applications to tracking and navigation ». theory, algorithms and software-1993.
- [23] : Feddema and Lee : « Adaptive image feature prediction and control for visual tracking with a hand-eye coordinated camera », transactions on systems man and cybernetics, 1990.

- [24] : hashimoto : « visual servoing », Robotics and automated systems, world scientific. Singapore, 1993.
- [25] : Harris,A. blake and A. yuille : « Traching with rigid models »,MTT press, Cambridge, 1992.
- [26] : Kosaka et Nakazawa : « Vision based motion tracking of rigid objects using prediction of uncertainties », International conference on robotics and automation. Nagoya, japan, 1995.
- [27] : Low : « Robust model- based-motion tracking through the integration of search and estimation », Internationale Journale of computer vision. 1992.
- [28] : Lang F, Langwald J, et Hirizinger G : « predictive feed forward control of high speed tracking tasks », European control conférence. Karlsruhe, Germany, 1999.
- [29] : Lang F, Wunsh P , et Hirizinger G : « predictive vision based control of high speed industrial robot paths », international conférence on robotic and automation. Leuven, belgiun. 1998
- [30] :Deguchi et Noguchi : «Visual servoing eigen space method and dynamic calculation of interaction matrices », international conférence onpattern recognition. Vienna, Austria, 1996.
- [31] : Basseville, « Detecting change in singnals and systéme-a survey», Automatica 1988.
- [32] : Piepmeier, Lipkin, et McMurray, « A predictive estimation approach to model indépendant visual servoing ». Albuquerque, New-Mexico, 1998.
- [33] : Jagersand : « Visual servoing using trust region methods and estimation of the full coupled visual-motor Jacobean », international conférence on application of robotics and control, 1996.
- [34] : Clarke, Mohtadi et Tuffs : « generalized predictive cotrol part 1 : the bastic algorithm, 2 : extensions and interpretations », Automatica, 1987.
- [35] : Gangloff, M athelin et Abda : « High performance 6 dof visual servoing using generalized predivtive control »,5th European control conférence. Karlsruhe, Germany, 1999.
- [36] :Niemeyer et Slotin, International Journal of robotics research, 1991.
- [37] : Walcott et Zak : « State observation of non linear uncertain dynamical systéme », Transaction on automatic control, 1987.

[38] : Yaz et Azemy, « Variable structure observer with a Boundary-Layer for density estimation », Transactions on Neural Net Works, 1993.

[39] : Marchand, Bouthemy, et Chaumentte : « A 2d-3d model based approach to real visual tracking », image and vision computing, 2001.

[40] : Bouthemy P, « A maximum likelihood framework for determining moving Transaction and patten analysis and machine intelligence, 1989.»

LISTE DES FIGURES

Figure 3.1	Principe de Unscented Transformation.....	23
Figure 4.1	Organigramme illustratif de l'algorithme de poursuite à base Unscented Kalman Filtrc (UKF).....	36
Figure 5.1	Estimation de trajectoire par UKF.....	39
Figure 5.2	Racine de l'erreur quadratique moyenne estimé de la position X.....	40
Figure 5.3	Racine de l'erreur quadratique moyenne estimé de la position Y.....	40
Figure 5.4	Racine de l'erreur quadratique moyenne estimé de vitesse sur X.....	40
Figure 5.5	Racine de l'erreur quadratique moyenne estimé de vitesse sur Y.....	40
Figure 5.6	Estimation de trajectoire par UKF.....	42
Figure 5.7	Racine de l'erreur quadratique moyenne estimée de la position X	42
Figure 4.8	Racine de l'erreur quadratique moyenne estimé de la position Y.....	42
Figure 5.9	Racine de l'erreur quadratique moyenne estimé de vitesse sur X.....	43
Figure 5.10	Racine de l'erreur quadratique moyenne estimé de vitesse sur Y.....	43
Figure 5.11	Racine de l'erreur quadratique moyenne estimé de vitesse angulaire Ω	43

Symboles et Notations Utilisés

Mathématiques :

n, ε : coordonnées cartésiennes du plan horizontal.

$E[.]$: espérance mathématique.

Filtrage de Kalman

$x(k/k)$: vecteur d'état estimé.

$x(k/k - 1)$: vecteur d'état prédit.

$F(k)$: matrice jacobienne d'état.

$H(k)$: matrice jacobienne de mesure.

$Q(k)$: La de covariance du bruit d'état.

$R(k)$: la de covariance du bruit de mesure.

$P(k/k)$: matrice de covariance estimée.

$P(k/k-1)$: matrice de covariance prédite.

Abréviations Usuelles

FK : Filtre de Kalman .

FKE : Filtre de Kalman.

UT : Unsecented Transformation (Transformation sans Parfum).

UKF : Unsecented Kalman Filter (Filtre de Kalman sans Parfum).

RMSE : Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne.