

Pistage de cibles manœuvrantes : synthèse et apport de l'imagerie (1)

Maneuvering Target Tracking : Overview and the Role of Imaging Sensors



M. MARITON

Division Etudes et Recherches
Laboratoire de Traitement des Images
et du Signal
MATRA MS2i
BP 235
78052 Saint-Quentin-en-Yvelines

Michel Mariton est né en 1959. Actuellement Directeur des Etudes et Recherches de MATRA MS2i, il est responsable des activités amonts dans les domaines suivants : renseignement image (Spot, Helios, Osiris, aérien), fusion de données hétérogènes (traitements symboliques, IMINT-ELINT, ...), acquisition autonome de cibles, production de données terrain (interférométrie SAR, modèles 3D, SIG objets) et informatique avancée (IHM, IA, Réalité Virtuelle).

Ancien élève de l'Ecole Normale Supérieure de Cachan, Agrégé de Physique (1982), Docteur ès Sciences (1987), il a démarré sa carrière au Laboratoire des Signaux et Systèmes du CNRS. Ses travaux sur les systèmes à sauts ont été récompensés par le Prix de la Meilleure Thèse en Automatique Théorique de l'AFCE (1988) et par la Médaille de Bronze du CNRS (1988).

RÉSUMÉ

Alors que les solutions basées sur le filtrage de Kalman ont atteint leur maturité, les applications pistage sont confrontées à l'apparition de mobiles plus manœuvrants et à la généralisation des architectures multicapteurs. Cet article propose une synthèse de l'état de l'art incorporant les réponses récentes à ces évolutions et insistant sur le rôle des

capteurs imageurs. La présentation est illustrée par des simulations d'un scénario de défense aérienne.

MOTS CLÉS

Estimation, pistage, fusion, imagerie.

SUMMARY

While solutions based on Kalman filtering have matured, tracking applications are faced with the emergence of enhanced maneuverability mobiles and the generalization of multisensor architectures. This paper presents a state of the art survey including recent progress motivated by these evolutions, with emphasis on the role of imaging sensors. The

presentation is illustrated with simulations from an air defense scenario.

KEY WORDS

Estimation, tracking, fusion, imagery.

1. Introduction

La fonction pistage constitue le noyau algorithmique des applications surveillance, tant civiles (contrôle du trafic aérien, ...) que militaires (défense aérienne, système d'armes, ...), où elle permet de convertir l'information extraite des capteurs en une information spatio-temporelle de plus haut niveau (chaîne détection-pistage-classification d'un radar par exemple). Les techniques à mettre en œuvre pour réaliser cette fonction tournent autour du filtrage de Kalman et elles présentent donc aujourd'hui une réelle maturité même si de nombreuses applications opérationnel-

les continuent à utiliser des solutions anciennes moins performantes. Toutefois deux facteurs récents méritent une attention renouvelée :

- évolution des objets à pister : mobilité accrue, détection plus difficile, en particulier bien sûr dans le domaine militaire avec par exemple les avions à forte manœuvrabilité et structures furtives,
 - évolution des systèmes de mesures : progrès des radars, apparition des capteurs imageurs, systèmes multicapteurs.
- Alors que les derniers articles de synthèse en langue française datent du début des années quatre-vingt [17, 18,

24], l'objectif de ce papier est de montrer l'impact de ces évolutions sur la conception de la fonction pistage et de présenter les nouvelles solutions algorithmiques qui sont apparues dans la littérature. On insiste particulièrement sur l'apport de l'imagerie dans un système de fusion, typiquement radar-infrarouge, et on illustre les idées présentées par des simulations d'un scénario de Défense Sol Air.

On présente tout d'abord l'état de l'art des solutions articulées par une discussion sur la modélisation des manœuvres pour mettre en évidence le caractère intrinsèquement multiplicatif du bruit de modèle associé à la manœuvre. En décrivant le mobile comme un objet 3D les capteurs imageurs sont alors une source d'information privilégiée pour adapter le filtre dans le bon référentiel et on présente le principe des pisteurs hybrides qui permettent d'exploiter cette information. Leur intérêt est conforté par une comparaison systématique avec des pisteurs classiques.

2. Pistage de Cibles manœuvrantes : Etat de l'Art

La manœuvrabilité accrue des mobiles constitue une première cause d'évolution de l'algorithmie de pistage. Alors que la solution de base (filtrage de Kalman) ne permet pas de modéliser l'apparition des manœuvres, de nombreux travaux ont visé à modifier cette solution pour la rendre adaptative. On présente une synthèse de ces recherches en discutant la modélisation retenue pour l'accélération du mobile manœuvrant.

2.1. ÉVOLUTION DE LA MENACE

La recherche de pisteurs prenant mieux en compte les manœuvres est liée à l'apparition de cibles agiles telles que les nouvelles générations d'avions d'armes (F-22 aux USA, ACF-ACM ou EFA en Europe, Sukhoi 27 en Russie) et de chars (M1 aux USA, XL en France). Même s'il y a un monde entre une démonstration de meeting aérien et une situation de combat, il convient de rappeler l'exhibition du pilote du Sukhoi au salon du Bourget de 1989 : la manœuvre dite du cobra permet de quasiment arrêter l'avion en cabré puis de le faire repartir en ascension sur sa poussée moteur (rapport masse sur poussée inférieur à un) mettant ainsi en difficulté la plupart des pisteurs actuels. Les pilotes américains résument ceci en parlant de « no sitting duck » pour montrer à quel point l'accroissement de manœuvrabilité des cibles rend les engagements plus difficiles et, pour ses futurs missiles anti-aériens, l'USAF a mis en évidence le pistage en présence de manœuvres parmi les efforts à accentuer [23]. Le même souci est rapporté par [19] pour l'US Army. Le combat envisagé est le combat de chars avec des munitions inertes. Le problème de base est alors un problème de prédiction puisque, la munition n'ayant pas de capteur, il faut prévoir à l'instant du tir la position de la cible après le temps de vol du projectile. Dans un scénario de Défense Sol Air, on pensera aussi aux hélicoptères dont le « pop-up » (brusque surgissement depuis une zone abritée puis plongée à couvert) rend nécessaire des conduites de tir très rapides.

Bien qu'on utilise fréquemment dans la suite le contexte de cette application défense, il est à noter que le développement de pisteurs plus performants pour des besoins militaires a également des retombées importantes dans le contrôle du trafic aérien civil (ATC). Aujourd'hui la dégradation du pistage (trainage, ...) lors des manœuvres d'approche terminale est telle que les contrôleurs préfèrent utiliser les mesures de position brutes (non filtrées et donc complètement bruitées) plutôt que les sorties filtrées par le pisteur (pour autant ces virages n'excèdent pas 0,3 g pour des raisons évidentes de confort des passagers ... mais les radars utilisés sont lents).

2.2. MODÉLISATION DES MANOEUVRES

Un algorithme de pistage est essentiellement une application causale entre un espace d'observations spatio-temporelles (les mesures des capteurs) et une approximation du processus primaire (la trajectoire réelle du mobile). Depuis le travail fondateur de Kalman, la plupart des solutions sont analysées dans le cadre des équations différentielles (ou aux différences) stochastiques. Le système est alors formellement décrit sur un espace probabilisé (Ω, \mathcal{F}, P) , par exemple

$$(1) \quad dx_t = Ax_t dt + B dv_t$$

où $\{x_t\}$ désigne le processus état du mobile (typiquement position, vitesse, ... de son centre de gravité) et $\{v_t\}$ une (\mathcal{F}_t) martingale brownienne vectorielle d'intensité R^v . Les mesures y_t (capteurs radar, infrarouge, ...) s'accumulent dans la σ -algèbre $\mathcal{Y}_t = \sigma\{y_s, s \leq t\}$ et on estime x_t par l'espérance conditionnelle $\hat{x}_t = E\{x_t | \mathcal{Y}_t\}$ qui minimise l'erreur quadratique moyenne $E\{\tilde{x}_t \tilde{x}_t | \mathcal{Y}_t\}$ pour $\tilde{x}_t = x_t - \hat{x}_t$. Lorsque la mesure y_t est linéaire en l'état et bruitée additivement par une (\mathcal{F}_t) martingale brownienne $\{w_t\}$ (d'intensité R^w) indépendante de $\{v_t\}$, on calcule, pour une condition initiale gaussienne, l'estimateur \hat{x}_t en intégrant

$$(2) \quad d\hat{x}_t = A\hat{x}_t dt + G_t(dy_t - C\hat{x}_t dt)$$

où C est la matrice d'observation et G_t le gain de recalage optimal (au sens de l'erreur quadratique moyenne). La structure de (2) admet une interprétation très intuitive puisque le terme $A\hat{x}_t dt$ correspond au déplacement prédit par le modèle a priori du mouvement (1) et que cette prédiction est corrigée proportionnellement à l'écart entre la mesure et la mesure attendue (terme $G_t(dy_t - C\hat{x}_t dt)$).

Le processus $\{\tilde{y}_t\}$ défini par $\tilde{y}_t = y_t - \int_0^t C\hat{x}_s ds$ est appelé processus des innovations. Ce formalisme dit linéaire gaussien markovien (LGM) domine la littérature pistage des trente dernières années et il a également montré toute sa flexibilité (choix des modèles, ...) dans de nombreuses applications de la théorie de l'estimation (navigation inertielle aidée, ... voir les exemples de la monographie [47] ou [25] pour un regard récent). En fait le formalisme des équations différentielles stochastiques n'est souvent pas nécessaire et l'on peut diviser (1) et (2) par dt en

introduisant les bruits blancs « dv_t/dt » et « dw_t/dt », mais on verra qu'en présence de perturbations spécifiques telles que les manœuvres, la généralité plus grande de (1) est effectivement utile car elle permet d'introduire des modèles d'accélération proches de la physique.

Pour un mouvement dans un plan X, Y on prendrait par exemple

$$(3) \quad x = (\text{pos}_X, \text{pos}_Y, \text{vit}_X, \text{vit}_Y)'$$

et un mouvement à vitesse moyenne constante. On décrit ainsi bien les phases de « croisière » et l'intensité R^v est choisie pour refléter les fluctuations attendues au voisinage de la trajectoire rectiligne uniforme moyenne. Si on pouvait faire l'hypothèse d'une vitesse constante et non plus de moyenne constante, il suffirait de prendre $B = 0$. Ce modèle produit une estimation très lisse de la vitesse mais il ne tolère évidemment pas de fluctuations (l'état n'étant alors pas commandable depuis l'entrée de perturbation, le gain de recalage tend vers zéro, ce qui est cohérent avec le fait que l'on cherche à estimer une constante).

Le gain optimal G_t est proportionnel à la covariance R_t^{xx} de l'erreur \tilde{x}_t qui obéit à l'équation générale

$$(4) \quad dR_t^{xx} = (AR_t^{xx} + R_t^{xx} A' + BR^v B' - R_t^{xx} C' R^{w^{-1}} C R_t^{xx}) dt + \sum_{\ell} R^{xxx}(\ell)_t (C' R^{w^{-1}} d\tilde{y}_t)_{\ell}$$

où ℓ parcourt les composantes de l'état et $R^{xxx}(\ell)_t = E\{\tilde{x}_t \tilde{x}_t' \tilde{x}_t | y_t\}$ désigne la ℓ -ième composante du troisième moment de l'erreur. Dans le cas général, la covariance est donc excitée par les innovations et dépend ainsi des mesures. Dans le cadre LGM, l'erreur est gaussienne et son troisième moment est nul. L'équation (4) se réduit alors à une équation différentielle ordinaire connue sous le nom d'équation de Riccati

$$(5) \quad R_t^{xx} = AR_t^{xx} + R_t^{xx} A' + BR^v B' - R_t^{xx} C' R^{w^{-1}} C R_t^{xx}.$$

Cette équation étant indépendante des mesures elle est intégrable hors ligne ce qui permet de pré-calculer le gain

$$(6) \quad G_t = R_t^{xx} C' R^{w^{-1}}.$$

On remarque les effets antagonistes des observations qui contribuent à réduire la covariance de l'erreur (terme $-R_t^{xx} C' R^{w^{-1}} C R_t^{xx}$) d'autant plus qu'elles sont moins bruitées (facteur $R^{w^{-1}}$) et de la perturbation v_t dont l'intensité R^v induit un accroissement linéaire de l'incrément dR^{xx} .

Les équations (2), (5) et (6) définissent le filtre de Kalman (KF) dont la simplicité et la souplesse expliquent pour une bonne part le succès pratique. Malheureusement, les capteurs utilisés en pistage introduisent en général des non-linéarités (mesures d'angles, de distance, ...) et on perd alors immédiatement toute la pureté de la formalisation de Kalman. Cependant l'attrait de (2) en terme de mécanisation dans un calculateur temps réel est tel qu'on contournera

le plus souvent cette difficulté par une simple linéarisation, au voisinage de l'estimation courante (filtre dit de Kalman étendu – EKF) ou d'une trajectoire nominale (filtre dit de Kalman linéarisé – LKF). Pour un pisteur EKF, le gain doit être calculé en ligne puisqu'il dépend des mesures (via la linéarisation en \hat{x}_t) mais cette approche ad hoc a le mérite de préserver la structure très simple du cas LGM et il est juste de dire qu'elle domine largement au niveau des applications où les techniques du filtrage non linéaire, pourtant déjà « anciennes » [31, 66], n'ont pas réalisé de percée significative.

L'évolution de la menace et l'apparition de cibles agiles ne sont cependant pas compatibles avec le dépouillement du paradigme LGM. L'accélération du mobile comporte alors, en plus de fluctuations autour d'une moyenne nulle, une partie quasi discontinue et non linéaire correspondant aux manœuvres commandées par le pilote (prise de facteur de charge, ...). L'apparition soudaine de ce terme commandé appelle une augmentation de la bande passante du pisteur afin de ne pas laisser croître l'erreur, induire un traînage et risquer de décrocher. Le modèle doit alors être complété par un terme discret

$$(7) \quad dx_t = Ax_t dt + B dv_t + b_{\phi}(x_t) d\phi_t$$

où ϕ est un processus ponctuel ($d\phi_t = 0$ sauf aux instants de manœuvres) et $b_{\phi}(x_t)$ relie les sauts de ϕ aux manœuvres considérées.

2.2.1. Processus stochastique additif

Pour préserver la structure, très commode dans la plupart des applications, du pisteur (2), (5) et (6), de nombreux travaux ont tout d'abord cherché à exploiter les souplesses du modèle LGM pour introduire une approximation du terme discontinu dans (7) et rendre le pisteur plus alerte vis-à-vis des manœuvres.

Une première possibilité est de rechercher un équivalent brownien pour le terme $b_{\phi}(x_t) d\phi_t$ en négligeant sa dépendance en x ce qui revient à prendre en compte l'accélération commandée par addition d'une perturbation stochastique adaptée. Malgré la différence profonde de nature entre les processus $\{v_t\}$ (continu) et $\{\phi_t\}$ (discontinu) cette approche reste la plus utilisée aujourd'hui et, conduisant à accroître R^v d'une quantité représentative du terme discontinu, elle permet d'augmenter le gain du pisteur, donc sa bande passante, et évite le décrochage. On retrouve là une idée courante dans les implémentations des filtres EKF où l'augmentation du bruit de modèle s'efforce de refléter les erreurs de linéarisation (voir aussi les EKF dit « du second ordre » [6]). En contre-partie on dégrade bien sûr la qualité du pistage en l'absence de manœuvre puisque le gain reflète en fait une perturbation « moyennée » entre les phases de croisière et les phases manœuvrantes [21].

Pour éviter cela on peut envisager de n'augmenter l'intensité équivalente que lors d'une manœuvre, introduisant ainsi la notion de filtre de Kalman adaptatif (AKF, l'équivalent existant bien sûr aussi pour les lisseurs [28]). Il faut alors concevoir un détecteur de manœuvres, par exemple en surveillant les innovations du filtre basé sur le modèle sans manœuvre et en les validant par rapport au test

du χ^2 qu'elles sont censées vérifier. Cette détection peut s'appuyer sur des résultats généraux en détection de ruptures dans les systèmes dynamiques [9, 67] et on dispose d'outils statistiques satisfaisants. La reconfiguration du filtre après détection peut prendre différentes formes. La solution la plus simple est d'augmenter R^v ($R^v \rightarrow \alpha R^v$, $\alpha > 1$) jusqu'à retrouver la compatibilité entre les innovations et leur covariance prédite. On peut aussi ré-initialiser x et R^{xx} pour oublier les mesures datant d'avant la manœuvre [59].

On donne un sens précis à l'approximation brownienne en évaluant la densité spectrale de puissance (DSP) du terme $b_\phi(x_t) d\phi_t$ et en attribuant cette densité à un brownien filtré équivalent (ce raffinement, attribué à Singer [53], revient à utiliser un bruit coloré plutôt qu'un bruit blanc). Les deux paramètres de cette approximation sont l'intensité de l'excitation et la bande passante de coloration ce qui permet de prendre en compte l'amplitude et la fréquence des manœuvres ([53] montre comment utiliser l'accélération maximale du mobile et la probabilité d'une manœuvre pour calculer une valeur équivalente de R^v).

Une alternative à l'augmentation de l'intensité d'une perturbation unique est l'utilisation d'un banc de filtres [21], chacun correspondant à un niveau de perturbation (par exemple $R^v = R^v(1)$ faible pour le régime de croisière et $R^v = R^v(2)$ fort pour le régime de manœuvre). On voit ici poindre la notion de modèles multiples que l'on retrouvera avec la modélisation hybride, mais ces approches sont loin d'exploiter toute la richesse du formalisme hybride puisqu'elles se contentent d'introduire plusieurs niveaux de perturbations mais conservent l'approximation « brownien (ou brownien filtré) additif » pour l'accélération commandée. Cette approche a été raffinée [33, 49, 50] pour prendre en compte la distribution des temps de présence dans chacun des régimes (voir aussi les suites [36, 61, 64]). Pour chacune des hypothèses sur le niveau de la perturbation, on peut alors, à partir des innovations, calculer les probabilités a posteriori et pister la cible soit par une pondération des estimations conditionnelles aux différents niveaux de perturbation, soit par la sortie de l'estimateur le plus vraisemblable [42]. On reviendra sur cette discussion à propos du filtrage hybride mais on peut déjà noter que la solution optimale est en pratique inatteignable (le filtre optimal est non linéaire, non gaussien même avec des modèles sous-jacents linéaires gaussiens) ce qui conduit à rechercher des approximations [22, 62].

Parmi ces approches multi-modèles le travail le plus abouti est certainement celui de Bar-Shalom avec le concept de « filtre de dimension variable » [7] (voir aussi [32] en présence de fausses alarmes). Alors que les solutions basées sur le modèle hybride « mélangent » les hypothèses selon leur vraisemblance a posteriori, [7] expérimente une reconfiguration « dure » où l'on bascule d'un modèle d'ordre faible vers un modèle d'ordre élevé après la détection de manœuvres. Cette prise de décision pose bien sûr la question du retard admissible (voir la discussion ci-après § 2.2.2). Le modèle de vol de croisière (vitesse

moyenne constante) ayant pour vecteur d'état $x = (\text{pos}_x, \text{pos}_y, \text{vit}_x, \text{vit}_y)'$, [7] recommande de prendre pour la phase de virage

$$(8) \quad x = (\text{pos}_x, \text{pos}_y, \text{vit}_x, \text{vit}_y, \text{acc}_x, \text{acc}_y)'$$

et un mouvement à accélération moyenne constante. Pour un mouvement plan, la variation de la dimension du filtre est ainsi de 2 (4 à 6). Ce modèle correspond à une manœuvre à accélération moyenne constante. On peut aussi introduire un filtrage sur l'accélération pour ajuster la largeur spectrale de la perturbation représentant l'accélération (voir encore [53])

$$(9) \quad d\text{acc}_t = -\frac{1}{\tau} \text{acc}_t dt + dv_t$$

L'utilisation d'une constante de temps par axe laisse la liberté de prendre en compte des caractéristiques spatiales de la manœuvre attendue (cas du pop-up par exemple). L'inconvénient majeur de cette approche est de ne pas corrélérer la perturbation à l'état courant du mobile, en désaccord avec la réalité physique.

2.2.2 Entrée inconnue additive

Plutôt que d'utiliser un processus stochastique, il est parfois proposé [16, 20], en restant dans le cadre *additif*, de modéliser l'accélération par une entrée continue

$$(10) \quad b_\phi(x) d\phi_t \sim Bu_t dt$$

La fonction u_t étant inconnue, on retrouve ici les techniques de prise en compte des biais de modèles dans le filtrage de Kalman [30]. Le traitement des innovations du pisteur basé sur le modèle non manœuvrant ($u_t \equiv 0$) permet de nouveau de détecter la manœuvre et d'estimer le profil de la perturbation. On montre que ces innovations sont reliées linéairement à u et il est facile de mettre en place un estimateur du maximum de vraisemblance très simple pour u et sa covariance R^u . L'accélération estimée u_t est alors injectée dans le pisteur

$$(11) \quad d\hat{x}_t = (A\hat{x}_t + B\hat{u}_t) dt + G_t(dy_t - C\hat{x}_t dt)$$

et l'intensité R^v dans l'équation de Riccati (5) est augmentée en $R^v + R^u$. En pratique on choisit de n'utiliser les termes en u que lorsqu'ils ont une amplitude significative soit, là encore, après une détection de la manœuvre. Le caractère batch de cette solution (traitement des innovations dans une fenêtre glissante) induit un retard avant que la manœuvre puisse être prise en compte. D'une manière générale il y a là une difficulté des techniques utilisant une *reconfiguration « dure »* du pisteur après détection de manœuvre puisque jusqu'à la détection le modèle de croisière est seul utilisé. Pour éviter de générer trop de fausses alertes on doit en effet moyenner les innovations sur un temps suffisamment long avant de déclarer que leur comportement traduit bien une manœuvre. Ceci est particulièrement gênant vis-à-vis de cibles agiles et on a constaté expérimentalement qu'il est fréquent avec ces méthodes de ne détecter la manœuvre qu'une fois qu'elle est terminée [46]. On verra qu'un avantage des solutions hybrides est

(1) Travail soutenu par la DRET dans le cadre du contrat no. 89-357.

d'incorporer une *reconfiguration* « douce » qui permet de réagir plus rapidement.

Lorsque les constantes de temps de l'application le permettent (en pistage sonar par exemple) il est légitime de revenir en arrière jusqu'à l'instant initial de la manœuvre pour retraiter les mesures avec le modèle adapté (voir par exemple [38] pour une estimation simultanée de l'entrée et de l'instant de manœuvre par une technique de rapport de vraisemblance généralisé).

2.2.3. Processus stochastique multiplicatif

La limitation principale des approches précédentes, beaucoup plus que l'approximation par un équivalent brownien ou une entrée continue inconnue, est qu'elles négligent une caractéristique cruciale du modèle (7) c'est-à-dire la dépendance en x de b_ϕ . *Fondamentalement elles approximent donc une accélération de nature multiplicative par un terme additif*. En faisant cette approximation on perd la possibilité d'exprimer l'accélération commandée dans un repère lié au mobile où elle est physiquement significative — avec une décomposition naturelle entre un terme longitudinal (changement de poussée, ...) et un terme latéral (changement de portance, ...). En particulier la plupart des mobiles intéressants (chars, avions, ...) manœuvrent principalement par des accélérations latérales et il serait agréable de pouvoir incorporer cette contrainte dans le pisteur (d'autant, comme on le verra au § 3, que les capteurs imageurs permettent d'accéder à une mesure directement liée à l'évolution de ce terme latéral en détectant rapidement un changement de l'apparence de la cible dans le plan focal).

Pour prendre en compte le caractère multiplicatif de la manœuvre, il est nécessaire de modifier le modèle. Pour un virage à vitesse constante dans le plan horizontal, on conservera un modèle d'ordre 4 avec

$$(12) \quad x = (\text{pos}_X, \text{pos}_Y, \text{vit}_X, \text{vit}_Y)'$$

mais la matrice

$$(13) \quad A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -\omega \\ 0 & 0 & \omega & 0 \end{pmatrix}$$

où ω désigne la vitesse de rotation. On a alors une accélération latérale en $r\omega^2$ et le facteur de charge n est tel que $\sqrt{n^2 - 1}g = r\omega^2$ (r désigne le rayon de virage).

Ce modèle suppose que le facteur de charge est connu ce qui est en général le cas pour un avion civil dont le vol est contraint par le confort des passagers. Pour une cible militaire cette hypothèse est moins naturelle même s'il est vrai qu'en situation de combat les pilotes ont tendance à voler sur la limite de l'enveloppe de vol, de telle sorte que prendre pour ω la vitesse correspondant au facteur de charge maximal n'est pas irréaliste. On montrera d'ailleurs au § 5.2.4 que deux modèles « extrêmes » (ligne droite et facteur de charge maximal) permettent de bien traiter les virages intermédiaires.

L'extension au cas où ω est inconnue ne pose toutefois pas de difficulté théorique puisqu'il suffit de l'ajouter à l'état et de l'estimer en ligne :

$$(14) \quad x = (\text{pos}_X, \text{pos}_Y, \text{vit}_X, \text{vit}_Y, \omega)'$$

En prenant un modèle à la Singer pour la vitesse de rotation, la dynamique est alors donnée par

$$(15) \quad A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\omega & 0 \\ 0 & 0 & \omega & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} \end{pmatrix}$$

On note toutefois que ce modèle est à dynamique non linéaire ($A = A(x)$ via les termes en ω) et la partie extrapolation du pisteur devra aussi incorporer une linéarisation (on utilisera typiquement un pisteur EKF avec linéarisation de la dynamique et de l'équation de mesure au voisinage de x_t).

2.3. Le rôle des systèmes hybrides

Il ne s'agit pas ici de refaire un point sur la modélisation hybride et les résultats disponibles (on renvoie pour cela aux références [44, 45, 54, 55]), mais plutôt de montrer tout l'intérêt de cette classe de modèles pour les cibles manœuvrantes. Les premières applications pistage exploitant complètement la puissance du filtrage hybride sont certainement à mettre au crédit de Blom [12] et de l'équipe MIT-Alphatech [39, 52, 65].

L'analyse des modèles de manœuvre précédente a montré la nécessité de poser le problème dans un formalisme qui permette de traiter les caractéristiques importantes du modèle physique (7), à savoir le mélange non linéaire de variables continues (x) et discrètes (décision de manœuvre de la cible). Ce formalisme est naturellement fourni par les systèmes hybrides.

Sur (Ω, \mathcal{F}, P) un système hybride général est décrit par

$$(16) \quad dx_t = a(x_t, \phi_t) dt + b_\phi(x_t, \phi_t) d\phi_t + b_v(x_t, \phi_t) dv_t$$

où le processus $\{\phi_t\}$ est un indicateur de manœuvres ($d\phi_t = 0$ sauf aux instants de manœuvres où $|d\phi_t| = 1$) et $\{v_t\}$ comme précédemment une (\mathcal{F}_t) martingale brownienne.

Considérant le cas le plus simple d'une chaîne de Markov finie avec M régimes, la dynamique des sauts obéit à

$$(17) \quad d\phi_t = \Pi' \phi_t dt + d\mu_t$$

avec $\Pi = (\pi_{ij})_{i,j=1,M}$ la matrice des taux de transitions ($P\{d\phi_{ii} = 1 | \phi_{ij} = 1\} \sim \pi_{ji} dt$ pour $i \neq j$) et $\{\mu_t\}$ une (\mathcal{F}_t) martingale discontinue indépendante de $\{v_t\}$. Les discontinuités générées par (17) satisfont par convention la condition de continuité à droite et limite à gauche.

Un intérêt de cette approche est de permettre de traiter avec le même outil (le calcul des martingales) les termes

continus (excitations browniennes v et w) et les termes purement discontinus (excitation poissonnienne μ). Le modèle (16) fait apparaître deux types de non-linéarités. La dépendance de a en x par exemple est une non-linéarité « classique » relevant de la discussion Kalman linéarisé/étendu ou solution non linéaire exacte. On a vu que les solutions approchées par linéarisation demeurent suffisantes vis-à-vis de ces non-linéarités pour lesquelles la solution exacte est de dimension infinie. La non-linéarité importante ici sera celle introduite par les produits $x \times \phi$ dans (16) car c'est elle qui permet de prendre en compte la physique des manœuvres.

En notant encore $\mathcal{Y}_t = \sigma - \{y_{s \leq t}\}$ la σ -algèbre des mesures, le pisteur hybride calcule $\hat{x}_t = E\{x_t | \mathcal{Y}_t\}$ et $\hat{\phi}_t = E\{\phi_t | \mathcal{Y}_t\}$. La nature particulière de ϕ (indicateur du régime) conduit à remarquer que $\hat{\phi}_{it} (\triangleq E\{\phi_{it} | \mathcal{Y}_t\})$ vaut tout simplement $P\{\phi_{it} = 1 | \mathcal{Y}_t\}$, c'est-à-dire que le filtre produit du même coup l'espérance conditionnelle et la distribution (a posteriori) du régime et cette propriété conduira naturellement à des implantations de dimension finie.

Les mesures du processus hybride $\{x, \phi\}$ seront en général elles-mêmes de nature hybride, soit de la forme

$$(18) \quad dy_t = c(x_t, \phi_t) dt + dw_t.$$

Pour expliquer les difficultés de mise en œuvre du pisteur optimal, il est toutefois commode de considérer deux voies de mesures, l'une sensible à l'état euclidien x_t et l'autre au régime ϕ_t :

$$(19) \quad dy_{xt} = c_x(x_t) dt + dw_{xt}$$

$$(20) \quad dy_{\phi t} = c_\phi(\phi_t) dt + dw_{\phi t}$$

où les processus $\{w_{xt}\}$ et $\{w_{\phi t}\}$ sont des (\mathcal{F}_t^-) martingales indépendantes et indépendantes de $\{v_t\}$ et $\{\mu_t\}$.

Avec $\mathcal{Y}_t = \mathcal{Y}_{xt} \vee \mathcal{Y}_{\phi t}$, une représentation des estimations comme la sortie de filtres récursifs excités par les innovations s'écrit [66] :

$$(21) \quad d\hat{x}_t = \hat{a}_t dt + \hat{b}_{\phi t} \Pi' \hat{\phi}_t dt + G_{xxt} d\tilde{y}_{xt} + G_{x\phi t} d\tilde{y}_{\phi t}$$

$$(22) \quad d\hat{\phi}_t = \Pi' \hat{\phi}_t dt + G_{\phi xt} d\tilde{y}_{xt} + G_{\phi \phi t} d\tilde{y}_{\phi t}$$

avec $\tilde{y}_{xt} = y_{xt} - \int_0^t \hat{c}_{xs} ds$ et $\tilde{y}_{\phi t} = y_{\phi t} - \int_0^t \hat{c}_{\phi s} ds$ (pour

$\xi(x, \phi)$ une fonction quelconque, suffisamment régulière [66], de x et ϕ on note $\hat{\xi}_t$ l'estimateur $E\{\xi(x_t, \phi_t) | \mathcal{Y}_t\}$, le calcul de ces termes serait fait en pratique par linéarisation au voisinage de $(\hat{x}_t, \hat{\phi}_t)$.

Les quatre gains de recalage s'expriment à partir des différents moments du deuxième ordre R^{xx} , $R^{x\phi}$, $R^{\phi x}$ et $R^{\phi\phi}$. Pour b_ϕ et b_v constants ($b_\phi(x_t, \phi_t) = B_\phi$ et $b_v(x_t, \phi_t) = B_v$) et a , c_ϕ et c_x linéaires ($a(x_t, \phi_t) = Ax_t$,

$c_x(x_t) = C_x x_t$ et $c_\phi(\phi_t) = C_\phi \phi_t$), l'équation de la covariance d'erreur du pisteur (R^{xx}) satisfait

$$(23) \quad dR_t^{xx} = (AR_t^{xx} + R_t^{xx} A' + B_v R^v B_v' + B_\phi V(\hat{\phi}_t) B_\phi' - R_t^{xx} C_x' R^{w_x^{-1}} C_x R_t^{xx} - R_t^{x\phi} C_\phi' R^{w_\phi^{-1}} C_\phi R_t^{\phi x}) dt + \sum_t R^{xxx}(\ell)_t (C_x' R^{w_x^{-1}} d\tilde{y}_{xt})_\ell + \sum_i R^{xx\phi}(i)_t (C_\phi' R^{w_\phi^{-1}} d\tilde{y}_{\phi t})_i$$

où ℓ parcourt les composantes de l'état et i les régimes. Cette équation mérite plusieurs commentaires.

Dans la partie autonome on remarque tout d'abord le terme en $V(\hat{\phi}_t) dt$ qui correspond à la partie (\mathcal{Y}_t^-) prédictible de la variation quadratique de $\{\phi_t\}$ (le calcul donne $V(\hat{\phi}_t) = \sum_{i=1}^M \hat{\phi}_{it} R_i^\phi$ où la matrice R_i^ϕ , semi-définie positive,

vaut $\sum_{j=1}^M \pi_{ij} \Delta_{jj} - \Delta_i - \Delta_i'$ avec Δ_{ij} la matrice ayant des 0

partout sauf un 1 à la i -ième place sur la diagonale, Δ_i la matrice ayant des 0 partout sauf sur la i -ième ligne égale à la i -ième ligne de Π). Ce terme est équivalent à une augmentation de l'intensité de la perturbation brownienne par rapport à l'équation de Riccati (5), soit $B_v R^v B_v' \rightarrow B_v R^v B_v' + B_\phi V(\hat{\phi}_t) B_\phi'$. On retrouve ici la notion d'approximation du § 2.2.1 et on donne une justification rigoureuse, et une implémentation commode, à des solutions empiriques telles que celle proposée dans [10].

Toujours dans la partie autonome, le terme quadratique en $R^{x\phi}$ est calculé à partir d'une équation en $dR_t^{x\phi} = \dots$, similaire à (23) que l'on ne donne pas ici. Ce terme traduit la réduction de l'incertitude sur x apportée directement par le capteur sur ϕ du fait du couplage $x - \phi$ dans (16).

Le reste de l'incrément dR_t^{xx} est piloté par les innovations. La partie en \tilde{y}_{xt} , déjà présente dans (4), disparaissait dans le cas LGM mais doit être conservée ici (l'erreur n'est plus gaussienne). La partie en $\tilde{y}_{\phi t}$ est plus nouvelle et on devine qu'elle induit une très vive adaptativité du pisteur en forçant une brusque augmentation de la covariance R_t^{xx} (et donc du gain G_{xxt}) aux instants de manœuvre. Là où [10] met en œuvre cette idée de manière empirique (en fait par une approche à la [21] mais en utilisant l'estimation de la vitesse fournie par \hat{x} pour privilégier l'axe normal), cette augmentation est ici naturellement reliée à la trajectoire via la multiplication par $R^{xx\phi}$.

Malheureusement, du fait de la non-linéarité $x\phi$ dans le modèle (et ce couplage doit être préservé puisque c'est lui qui reflète le caractère multiplicatif de la manœuvre) l'équation (23) n'est pas intégrable sans la connaissance des moments du troisième ordre R^{xxx} et $R^{xx\phi}$. Elle ne suffit donc pas à calculer le gain optimal G_{xxt} , même dans ce cas favorable où les observations sont découplées et linéaires. On peut écrire une représentation telle que (23) pour chacun des moments du troisième ordre mais de nouveau ces équations sont elles-même excitées par les innovations via un gain dépendant des quatrième moments... et ainsi de

suite. Cette non fermeture des équations des moments est évidemment caractéristique du filtrage non linéaire et oblige en pratique à rechercher des approximations.

Pour le cas des observations découplées (19), (20) et en particulier si le capteur sur le régime — (20) — est de bonne qualité (w_{ϕ_t} « faible ») une approximation particulièrement intéressante est de négliger l'information sur ϕ indirectement contenue dans les mesures sur l'état — (19) — et d'approcher $\hat{\phi}_t = E\{\phi_t | \mathcal{Y}_t\}$ par $\hat{\phi}_t = E\{\phi_t | \mathcal{Y}_{\phi_t}\}$:

$$(24) \quad E\{\phi_t | \mathcal{Y}_{xt} \vee \mathcal{Y}_{\phi_t}\} \sim E\{\phi_t | \mathcal{Y}_{\phi_t}\} \quad \text{si } w_{\phi_t} \ll \text{petit} \gg .$$

Ceci revient à forcer à zéro le gain $G_{\phi_{xt}}$ dans (22) et à exciter $d\hat{\phi}_t$ uniquement par \tilde{y}_{ϕ_t} . On remarque alors que $\{x_t\}$ serait en fait conditionnellement gaussien connaissant $\Phi_t (= \sigma - \{\phi_{s \leq t}\})$ au sens où le processus obtenu en éliminant les sauts de $\{x_t\}$ serait gaussien. Dans la mesure où \mathcal{Y}_{ϕ_t} permet d'estimer ϕ_t avec une erreur très faible (et on verra que c'est le cas lorsque \mathcal{Y}_{ϕ_t} correspond aux attributs extraits d'une image) la contribution à dR_t^{xx} (resp. $d\hat{x}_t$) du recalage sur $d\tilde{y}_{xt}$ (resp. $d\tilde{y}_{\phi_t}$) devrait être faible (le troisième moment R^{xxx} est faible puisque l'erreur \tilde{x} est quasi-gaussienne et $G_{\phi_{xt}}$ est faible car $R^{\phi x}$ est alors approchée par $E\{\tilde{\phi}_t \tilde{x}_t' | \mathcal{Y}_{\phi_t}\} \sim E\{\tilde{\phi}_t | \mathcal{Y}_{\phi_t}\} \tilde{x}_t' \sim 0$). Le filtre se simplifie alors en

$$(25) \quad d\hat{x}_t = \hat{a}_t dt + \hat{b}_{\phi_t} \Pi' \hat{\phi}_t dt + R_t^{xx} C_x' R_t^{w_x^{-1}} d\tilde{y}_{xt}$$

$$(26) \quad d\hat{\phi}_t = \Pi' \hat{\phi}_t dt + G_{\phi_{\phi_t}} d\tilde{y}_{\phi_t}$$

avec

$$(27) \quad dR_t^{xx} = (AR_t^{xx} + R_t^{xx} A' + B_v R^v B_v' + B_\phi V(\hat{\phi}_t) B_\phi' - R_t^{xx} C_x' R_t^{w_x^{-1}} C_x R_t^{xx} - R_t^{x\phi} C_\phi' R_t^{w_\phi^{-1}} C_\phi R_t^{\phi x}) dt + \sum_i R_t^{xx\phi}(i) (C_\phi' R_t^{w_\phi^{-1}} d\tilde{y}_{\phi_t})_i .$$

En ne conservant de même que le terme en $d\tilde{y}_{\phi_t}$ dans l'équation du troisième moment $xx\phi(dR_t^{xx\phi} = \dots + G_{xx\phi_{\phi_t}} d\tilde{y}_{\phi_t})$ on obtient la fermeture de l'équation des moments car, à cause de la nature de l'indicateur (moyenne \equiv distribution), les moments tels que $R^{xx\phi\phi}$ se calculent algébriquement à partir des moments d'ordre inférieur.

2.4. IMPLÉMENTATION PRATIQUE D'UN PISTEUR HYBRIDE

L'analyse précédente a mis en évidence la capacité du formalisme hybride à incorporer dans le pisteur une connaissance physique de la manœuvre. Malheureusement les non-linéarités que l'on introduit alors rendent le pisteur optimal non réalisable en dimension finie (non fermeture des équations des moments).

L'implémentation pratique, tout en préservant les avantages structurels de la solution optimale, et en particulier sa très grande adaptativité, passe en conséquence par une certaine approximation. On rappelle simplement le principe

des approximations classiques de la littérature. L'idée commune est l'introduction d'une banque de filtres où chaque filtre correspond à une des hypothèses de manœuvres. La banque de filtres apparaît à partir de la remarque suivante

$$(28) \quad E\{x_t | \mathcal{Y}_t\} = \sum_{i=1}^M \hat{\phi}_{ti} \hat{x}_t(i)$$

où $\hat{x}_{ti} = E\{x_t \phi_{ti} | \mathcal{Y}_t\}$. On peut alors écrire une équation différentielle stochastique pour chaque $x_t(i) = x_t \phi_{ti}$ et appliquer le théorème général du filtrage pour obtenir une représentation de $\hat{x}_t(i)$ [13]. La solution \hat{x}_t se calcule ainsi par (28) en mélangeant les sorties d'une banque de M filtres couplés. Comme au § 2.3 on a en fait un filtre non linéaire (produit $x \times \phi$) et les équations des moments ne sont pas fermées. L'approximation gaussienne peut alors être forcée en annulant le troisième moment de $\tilde{x}_t(i) = x_t - \hat{x}_t(i)$.

Toutes les solutions approchées rapportées à ce jour utilisent une telle approximation et elles se différencient surtout par le choix des variables sur lesquelles on fait porter l'équivalence gaussienne. La solution IMM due à Blom [12, 14, 15] est aujourd'hui reconnue comme réalisant le meilleur compromis complexité-performance, en particulier vis-à-vis des solutions dites GPB (Generalized Pseudo Bayes) attribuées à [1, 35], voir aussi [34, 62]. L'article récent [4] présente une excellente synthèse sur la comparaison IMM-GPB et propose une nouvelle approximation, basée sur le calcul de la trajectoire a posteriori la plus vraisemblable pour le régime (voir aussi [5, 63] dans un contexte ATC).

3. Capteurs Imageurs et Fusion

Face à l'évolution de la manœuvrabilité des cibles, les systèmes de pistage bénéficient d'un enrichissement des dispositifs de mesure. En particulier la disponibilité de capteurs optroniques, au-delà de mesures angulaires de grande précision, permet d'acquérir une image de la cible ajoutant ainsi une information qualitativement différente des mesures de positions usuelles. L'exploitation de cette information donne naissance à de nouvelles architectures de fusion multicapteurs pour exploiter le couplage position-attitude.

3.1. APPORT DE L'IMAGERIE

Les pisteurs n'incorporant pas l'imagerie approchent certainement d'assez près ce qui peut être fait de mieux à partir de mesures de position. Il existe en effet une limite physique due au fait que les manœuvres sont commandées par une accélération et que les traitements d'un capteur de position, quelque soit leur sophistication, ne pourront pas « remonter » l'effet d'intégration : une mesure de position ne reflète une manœuvre, c'est-à-dire physiquement une accélération, qu'à travers deux intégrations soit donc typiquement en $\frac{1}{2} \gamma t^2$.

Au contraire un capteur imageur traduit quasi instantanément la manœuvre. En effet les cibles manœuvrent essentiellement par une accélération latérale pour changer la direction du vecteur vitesse beaucoup plus que son module. Ceci se traduit très rapidement par un changement de l'attitude et donc de l'apparence du mobile dans l'image (par exemple la mise en roulis d'un avion d'armes trahit la prise de facteur de charge). Il est donc légitime d'espérer détecter la manœuvre beaucoup plus vite par filtrage des attributs de l'image que par filtrage d'une mesure de position. Par une adaptation rapide du pisteuse on peut alors réduire la dégradation de la précision du pistage après la manœuvre.

Le consensus qui se dégage sur l'intérêt d'un couplage imagerie — poursuite s'articule autour des cinq points suivants (on utilise le vocabulaire d'une application anti-aérienne mais il est facile de transposer au cas d'un engagement terrestre) :

- aux angles d'attaque et de dérapage près, le vecteur vitesse est le long de l'axe longitudinal de la structure,
- l'accélération dominante (portance) est orthogonale au vecteur vitesse et au plan des ailes,
- une portance positive est plus probable qu'une portance négative,
- l'accélération longitudinale (donc le long du vecteur vitesse) est en général beaucoup plus faible que l'accélération latérale et de durée plus courte,
- l'angle d'attaque est environ proportionnel à l'accélération normale et inversement proportionnel au carré du module de la vitesse.

Une estimation par traitement d'image de l'attitude de la cible, ou au moins d'un changement d'attitude, améliore donc fortement la prédiction du mouvement en contraignant la direction de l'accélération, voir son module, à partir des informations d'orientation de la cible (attitude). Avec le vocabulaire des systèmes hybrides, l'idée est donc *d'utiliser les attributs de la cible extraits de l'image (si possible l'attitude elle-même, sinon des fonctions de l'attitude telles que le nombre de pixels, les dimensions apparentes, ...) comme une mesure directe ($y_{\phi t}$) du régime (vol de croisière, manœuvres).*

L'exploitation de cette corrélation entre l'apparence dans l'image et les manœuvres du mobile a retenu l'attention d'un petit nombre de chercheurs et il est frappant de constater que la plupart de ces publications se situent en fait en « aval » du capteur imageur, au sens où l'image elle-même n'est pas simulée. Cela est certainement dû au fait que l'incorporation du capteur imageur dans le système de poursuite est perçue comme un problème d'automatique. On constate ainsi que le processus de traitement d'images est modélisé de manière externe et traité comme une mesure supplémentaire à ajouter aux mesures plus classiques de position. A l'autre extrémité de la chaîne il existe des travaux spécifiquement « Traitement d'Images » qui se concentrent exclusivement sur l'extraction d'information des pixels sans se préoccuper de l'aspect « intégration dans un système dynamique », à savoir la chaîne bouclée du système de poursuite.

Il faut donc insister ici sur l'importance du point de vue « système » pour bien coupler traitement d'images et système de poursuite.

Autour du Professeur Maybeck, plusieurs thèses de l'(US) Air Force Institute of Technology se sont consacrées à l'apport d'un FLIR dans un système de poursuite radar mais seul [37] correspond véritablement à l'idée d'utiliser la reconnaissance de la silhouette de la cible dans l'image infra rouge comme un « capteur d'attitude ». L'approche traditionnelle des systèmes de tir (par exemple en France la visée COTAC pour char) est basée sur un prédicteur d'ordre un ou deux (c'est-à-dire position vitesse ou position vitesse accélération). On différencie quelques mesures de position pour estimer vitesse et éventuellement accélération (la visée COTAC par exemple se contente de deux « appuyé-mesure » pour estimer la vitesse). Face à une cible agile, il existe bien sûr un compromis entre l'allongement de la durée sur laquelle on acquiert la cible, qui permet une meilleure estimation de la vitesse si celle-ci est constante, et la nécessité de tirer avant qu'une manœuvre (accélération) ne vienne rendre les premières mesures non significatives. Les systèmes exploitant ce principe ont aujourd'hui atteint leur maximum de performance et une nouvelle génération de conduite de tir va apparaître grâce à l'apport de l'imagerie. En effet l'attitude du mobile est fortement corrélée à son accélération sur l'horizon de temps qui intéresse la prédiction « conduite de tir » : les véhicules terrestres par exemple utilisent l'inversion des chenilles pour pivoter et changer la direction de leur vecteur vitesse et c'est cette rotation qui génère l'accélération dominante. La partie prépondérante de l'accélération est ainsi produite par un changement d'attitude que l'imagerie est susceptible de révéler alors qu'une mesure de la cible réduite à une masse ponctuelle n'aura quasiment pas variée [19].

On trouve une préoccupation similaire dans [2, 3] pour le pistage d'un hélicoptère manœuvrant à l'aide d'un système multi-capteurs associant là aussi un FLIR à un Radar. La motivation principale de ces travaux concerne la poursuite en présence de « pop-up ». La manœuvre de « pop-up » désigne le brusque surgissement d'un hélicoptère masqué derrière un bosquet d'arbres par exemple. Une fois son missile tiré ou sa mesure faite, l'hélicoptère replonge à couvert. Pour engager une telle cible il est donc important de réagir vite et de disposer d'une conduite de tir capable de traiter une cible en pleine manœuvre. En effet on ne dispose pas dans ce scénario d'une phase de vol stationnaire qui permettrait au système de conduite de converger lentement vers une estimation des paramètres cinématiques de l'hélicoptère. L'idée de [2, 3] est d'utiliser une détermination par traitement des images du FLIR du plan des pales pour en déduire la direction de la poussée (voir [29] pour une approche voisine dans le cas d'un avion).

La discussion du § 2.3 a dégagé l'intérêt du formalisme hybride pour modéliser les manœuvres sur une base physique et, vis-à-vis des capteurs imageurs, on note qu'il est de plus bien adapté à une description précise des erreurs du traitement d'images : dans l'ensemble des approches précédentes les erreurs en sortie du traitement d'images sont modélisées par des bruits blancs gaussiens alors que ceci ne correspond pas à la réalité des erreurs d'un

processus de reconnaissance des formes qui sont des erreurs de type « erreur de classification », c'est-à-dire des erreurs de nature intrinsèquement discrète et temporellement corrélée. On propose donc d'exploiter cette modélisation pour définir des solutions de pistage couplant étroitement les fonctions traitement d'images et estimation cinématique [46, 56, 57, 58, 68].

Remarque :

Le couplage attitude-manœuvre peut aussi être exploité avec une cible coopérative comme dans les systèmes d'ATC ou de trajectographie.

- L'augmentation de la densité du trafic au voisinage des aéroports les plus surchargés crée un risque pour la sécurité. Actuellement le réseau de surveillance radar (SSR : Secondary Surveillance Radar) ne permet pas de maintenir des pistes très précises lorsque les avions engagent des manœuvres. Ceci est très gênant pour la sécurité et oblige à espacer les avions plus que nécessaire uniquement pour prendre en compte l'incertitude sur leur localisation exacte. Il sera donc intéressant à l'avenir de disposer d'un système de localisation plus performant ce qui permettra de rapprocher les avions et d'accélérer les rotations. Bien sûr un avantage majeur de la situation du trafic civil est que les « cibles » sont coopératives : dès aujourd'hui le radar interroge un transpondeur sur l'avion et dispose d'un code d'identification du mobile et de l'altitude de vol. Ceci élimine le problème difficile d'association de données (avion ? lequel ? leurre ? ...) qui est au cœur des algorithmes de pistage des applications militaires. Il est envisagé dans un futur proche (mode S du système SSR) d'exploiter plus complètement cette liaison de données en envoyant vers le système sol non seulement l'identification de l'avion mais également un certain nombre de paramètres bord, par exemple certaines données mesurées par la centrale inertielle de l'avion. Un algorithme de pistage exploitant ces informations devrait être capable de maintenir des pistes très précises en virage, de nouveau en utilisant la corrélation entre attitude de l'avion et son accélération. Cette corrélation est encore renforcée dans le cas civil puisque la réglementation contraint les pilotes à n'effectuer que des virages standardisés. Ainsi on peut « lire » l'accélération dans la mesure de roulis. L'article [41] propose les modèles correspondant et montre l'amélioration des performances en simulation. Les caractéristiques du système rendent toutefois un filtrage nécessaire car la liaison de données n'est pas fiable à 100 % et il existera des retours aberrants qu'il faudra éliminer... D'autre part la fréquence de scrutation monoradar est faible (5 s) alors que les avions civils tournent typiquement de 30° en environ 10 s. Il faudrait soit augmenter la capacité de la liaison, soit travailler en fusion multi-radars en mettant en correspondance les retours de plusieurs radars secondaires. Des travaux dans ce sens sont financés par l'agence européenne EuroControl dans le cadre des études d'amélioration de la gestion du trafic aérien en Europe.

- On retrouve cette idée pour les essais de mobiles coopératifs où une trajectographie fine est nécessaire. Les systèmes modernes (centres d'essai ou de certification en aéronautique, ...) exploitent des balises qui, en plus de la

mesure de position classique (typiquement un ranging et/ou une vitesse doppler) proposent une fonction liaison de données qui permet de faire « descendre » des mesures internes au mobile en essai, mesures liées à l'équipement à tester mais aussi si on le souhaite mesures inertielles. On retrouve ainsi grâce au progrès de la technologie des balises la possibilité de reproduire dans le segment sol le concept d'hybridation entre l'inertie et des mesures externes, concept familier en navigation, mais ici mis en œuvre en « déporté ». Pour les essais où une grande précision de trajectoires est requise, les systèmes de balises offrant cette fonction liaison ont donc un intérêt majeur puisqu'ils donneront typiquement accès aux accélérations inertielles et permettront ainsi une qualité de trajectographie par le segment sol très élevé même en présence de manœuvres sévères.

3.2. ARCHITECTURES DE FUSION

Selon le degré d'imbrication des fonctions de traitement d'images et d'estimation cinématique, on distingue différentes architectures de fusion entre capteurs non imageurs (typiquement radar) et capteurs imageurs (typiquement FLIR).

Une première possibilité est celle proposée dans les travaux déjà mentionnés de l'AFIT [48, 60] et présentée sur la figure 1. On note le bouclage de l'estimation du mouvement vers le traitement d'images : l'intérêt majeur de ce bouclage est de réduire la complexité du problème de reconnaissance des formes en focalisant l'attention de l'algorithme sur la fenêtre de l'image dans laquelle on s'attend à trouver l'attribut et en fournissant a priori des paramètres recherchés. On remarque aussi que la séparation des traitements d'estimation en deux filtres, l'un pour la position l'autre pour l'attitude n'est pas la seule solution. Au couplage lâche de la figure 1 (couplage par les

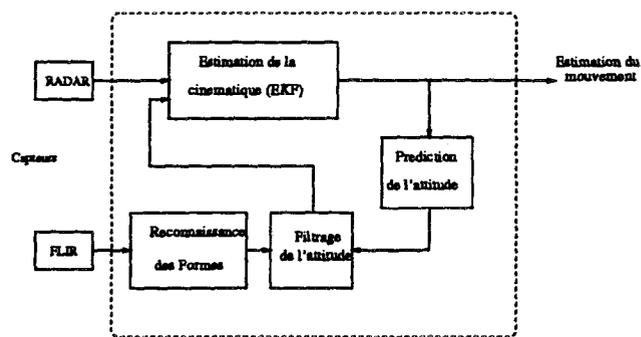


Figure 1. — Fusion Radar FLIR. Architecture AFIT.

sorties des filtres) on préférera du point de vue des performances le couplage étroit de la figure 2 où la modélisation fine de la relation attitude-accélération sera mieux prise en compte. Bien sûr il reste à montrer que la

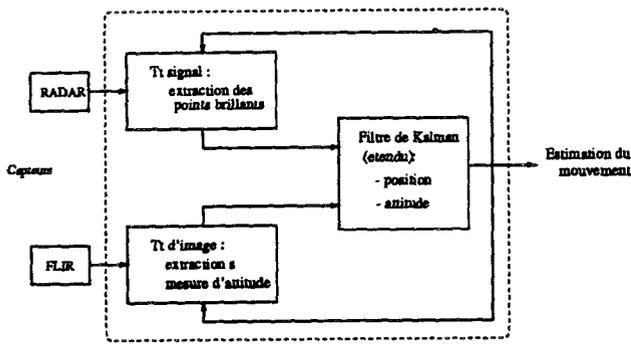


Figure 2. — Fusion Radar FLIR. Architecture améliorée.

complexité algorithmique accrue du schéma de la figure 2 (non-linéarités, modèle d'ordre plus élevé, ...) conduit effectivement à un incrément de performance suffisant pour la justifier. L'aide aux traitements d'extraction concerne cette fois à la fois le traitement de signal (recherche dans des fenêtres, ...) et le traitement d'image.

4. Poursuite sur imagerie : l'algorithme IMMI

On présente ici la solution mise en œuvre pour les simulations du § 5.2. Par rapport à la discussion générale du § 2.4 on spécialise ici la discussion au cas où l'on dispose d'un capteur imageur. On a vu en effet qu'on peut disposer par l'imagerie d'une mesure directe et de qualité de ϕ_t et une idée naturelle est alors de conserver les équations de l'IMM pour les $x_t(i)$ mais de baser le recalage de $\hat{\phi}_t$ sur les innovations associées aux attributs images (\tilde{y}_{ϕ_t}) et non plus sur les innovations associées aux capteurs de position ($\tilde{y}_{x_t}(i)$, $i = 1$ à M). On obtient ainsi une première implémentation de l'idée présentée à la fin du § 2.3 et l'on parlera alors de pisteur « IMM piloté par imagerie » (IMMI). Un travail en cours [27] laisse espérer une réduction de la complexité de cette approximation sans dégradation de performance, mais les simulations présentées n'ont pas pu encore utiliser cette simplification et elles mettent en œuvre l'algorithme IMMI ci-après.

La solution retenue exploite le formalisme hybride qui permet une analyse rigoureuse et proche de la physique, mais il est juste d'indiquer ici que l'apport des capteurs imageurs décrit au § 3 pourrait également être exploité sur une base heuristique pour détecter la manœuvre et alimenter les solutions du type « adaptation de la covariance » ou « filtrage multi-modèles » du § 2.2.1. On réduirait ainsi les retards inhérents à ces approches tout en conservant leur principe de reconfiguration du pisteur. Pour une implémentation temps réel avec une forte contrainte sur la puissance de calcul (autodirecteur, ...) une telle solution, de mise en œuvre simple car découplant détection et reconfiguration, devrait donc être considérée.

L'algorithme IMM classique [12] utilise les erreurs locales des modèles pour déterminer après chaque recalage la vraisemblance a posteriori des hypothèses manœuvre et absence de manœuvre. Comme on l'a expliqué précédem-

ment (voir aussi les simulations § 5.2.2), l'information de position ainsi utilisée ne peut être qu'un indicateur lent de la manœuvre alors qu'au contraire l'imagerie devrait fournir un indicateur très rapide pour estimer les probabilités des régimes manœuvre/pas de manœuvre. On est ainsi amené à considérer le schéma de poursuite sur imagerie de la figure 3 qui constitue une première réalisation d'une architecture de fusion radar-imagerie. L'exploitation plus complète du couplage telle que décrite par la figure 2 est actuellement en cours.

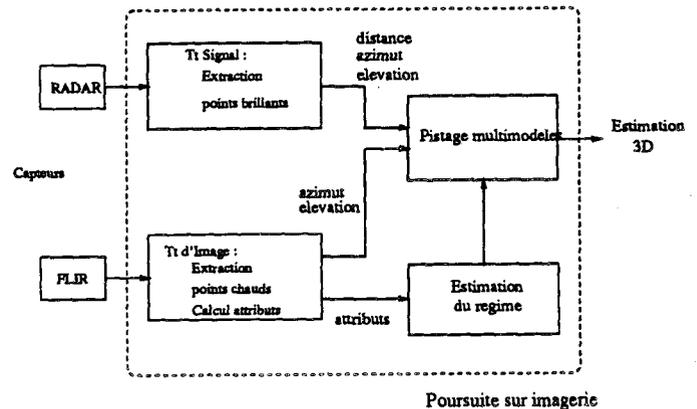


Figure 3. — Concept de poursuite sur imagerie.

On utilise un traitement d'image standard qui segmente la zone cible (on est typiquement en phase de poursuite) en extrayant une liste d'attributs de cette zone. Parmi les attributs extraits de l'image, l'expérimentation montre que deux sont particulièrement intéressants comme indicateurs de manœuvre :

- nombre de pixels de la zone cible : la mise en roulis caractéristique de la manœuvre se traduit par un changement brusque de la surface apparente et donc du nombre de pixels de la zone cible ;
- largeur ou longueur de la zone cible : idem.

Le choix de ces attributs correspond aux simulations qui seront présentées au § 5.2 mais tout traitement d'images délivre génériquement des informations susceptibles de fournir les indicateurs de manœuvre désirés (surface exinscrite, axes d'inertie, ...).

En l'absence de toute manœuvre, l'attribut évolue du fait des variations de distance entre le capteur imageur et le mobile. Pour détecter une éventuelle manœuvre sur ce signal il est donc tout d'abord nécessaire de le normaliser par la distance. On introduit pour cela une pseudo-mesure à partir de l'attribut image lui-même et de la distance mobile-FLIR (d_t) et c'est cette pseudo-mesure que l'on utilise pour piloter le filtre d'estimation du régime. Ainsi à partir de l'attribut n_t extrait de l'image à l'instant t on forme la pseudo-mesure $y_{\phi_t} = n_t d_t$ et on estime le régime par (26) (en fait dans les simulations du § 5.2 on utilise bien sûr la contre-partie temps discret de (26), voir Annexe). Alors que dans l'IMM conventionnel $d\hat{\phi}_t$ est excité par les

innovations associées au capteur de position ($\tilde{y}_{\phi t}$), l'IMM piloté par imagerie privilégie la mesure directe (ici la pseudo-mesure $n_t d_t$) et le recalage porte uniquement sur $\tilde{y}_{\phi t}$. Le modèle de l'équation de mesure reliant $y_{\phi t}$ à ϕ permet finalement de calculer le gain $G_{\phi \phi t}$ nécessaire à l'implantation du pisteur. Le changement d'apparence de la cible lors de la manœuvre se traduit par une variation rapide de la pseudo-mesure (voir fig. 14) alors qu'en croisière elle varie peu autour de sa moyenne. En considérant deux moyennes c_1 et c_2 pour les deux régimes (croisière et manœuvre, $M = 2$), on prendra

$$(29) \quad dy_{\phi t} = C_{\phi} \phi_t dt + dw_{\phi t}$$

avec la matrice

$$(30) \quad C_{\phi} = (c_1, c_2).$$

Du fait de l'utilisation directe de la distance pour normaliser l'attribut extrait de l'image, (29) définit une pseudo-mesure dont le modèle d'erreur est non linéaire. La qualité du traitement d'image (n_t peu bruité) permet toutefois de décrire, au moins dans un premier temps, l'erreur $w_{\phi t}$ comme un brownien dont l'intensité croît avec la distance [40].

On a alors pour le gain

$$(31) \quad G_{\phi \phi t} = R_t^{\phi \phi} C_{\phi}' R^{\phi \phi -1}$$

où la covariance $R_t^{\phi \phi}$ de l'erreur $\tilde{\phi}_t = \phi_t - \hat{\phi}_t$ vaut

$$(32) \quad R_t^{\phi \phi} = \text{diag} (\hat{\phi}_{ti})_{i=1, M} - \hat{\phi}_t \hat{\phi}_t'.$$

La partie estimation de l'état est basée sur trois modèles. Pour le vol de croisière on utilise un modèle 3D découplé à vitesse moyenne constante, pour le virage à droite la rotation est décrite dans le plan XY avec (13) (le mouvement en Z est modélisé par une vitesse moyenne constante et pour le virage à gauche on change le signe de ω).

L'IMM piloté par imagerie (IMMI) implanté est une version discrétisée (à 1 s pour les mesures de position et à 0,1 s pour les attributs image) de (25), (26), (27), (31) et (32) et l'algorithme est décrit en détail en Annexe.

5. Résultats de simulation

La discussion précédente est ici illustrée par des simulations d'un scénario anti-aérien où l'on a modéliser un radar et un imageur infrarouge.

5.1. CONTEXTE ET APPLICATION SOL-AIR

L'engagement typique qui supporte ce travail est une attaque contre une zone de valeur par un assaillant avion ou hélicoptère. A longue distance l'assaillant est accroché par le radar dans un mode de surveillance grand champ, basse fréquence de balayage. Le mobile se rapprochant, il entre dans le domaine des capteurs optroniques (voir [26, 44]

pour une veille passive par fusion infrarouge-infrarouge) et en particulier il devient possible de rallier sur la trajectoire un imageur infrarouge petit champ grande cadence. Le système de conduite de tir utilise finalement la sortie du pistage (associée si possible à une classification des pistes — la « situation tactique ») pour élaborer une désignation d'objectifs au bénéfice des missiles de défense. Le délai de transmission et de prise en compte de cette désignation exige d'ailleurs en pratique qu'elle soit de nature prédictive et la performance du pisteur sera mesurée tout autant par sa capacité de prédiction que par sa qualité en filtrage.

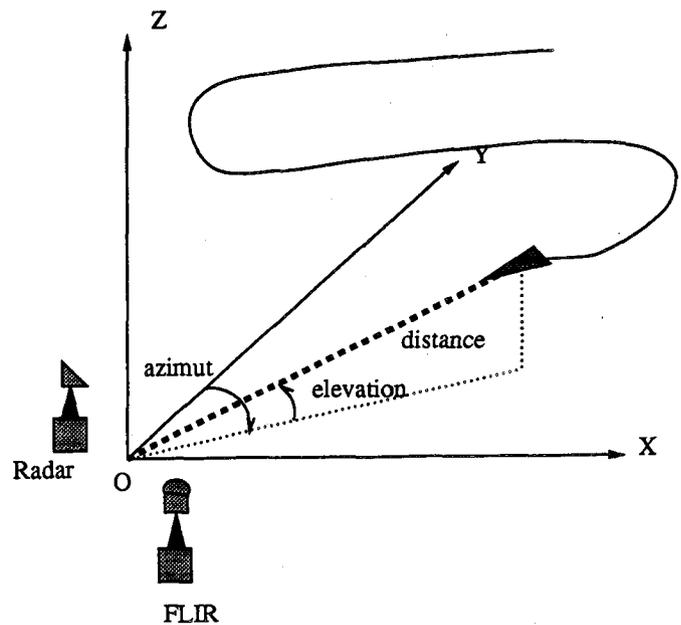


Figure 4. — Géométrie du scénario.

La géométrie du scénario est donnée figure 4. On place à l'origine du repère un radar 3D (mesures de distance, azimut et élévation) et un FLIR (formation d'une image de la cible, extraction d'attributs et mesure de la direction azimut et élévation).

La figure 5 présente une vue de dessus et l'évolution de l'altitude de la trajectoire : la cible réalise deux virages violents de $t = 8$ s à $t = 15$ s et de $t = 20$ s à $t = 27$ s (facteur de charge de 12 g soit un rayon de virage d'environ 1 km pour une vitesse de 350 ms^{-1} et un taux de virage de $0,35 \text{ rds}^{-1}$).

Les mesures du radar sont simulées à partir de la trajectoire exacte par génération de bruit « blanc » sur les mesures de distance, azimut et élévation. L'imagerie FLIR est générée et on applique un traitement d'images pour extraire des attributs (nombre de pixels, largeur, ...) et calculer la direction de la cible. Les paramètres capteurs sont les suivants :

- Radar : mesure à $T = 1$ s de la distance avec une erreur $\sigma_{\text{distance}} = 50$ m et de l'azimut et de l'élévation avec une erreur $\sigma_{\text{azimut}} = \sigma_{\text{élévation}} = 10$ mrd.

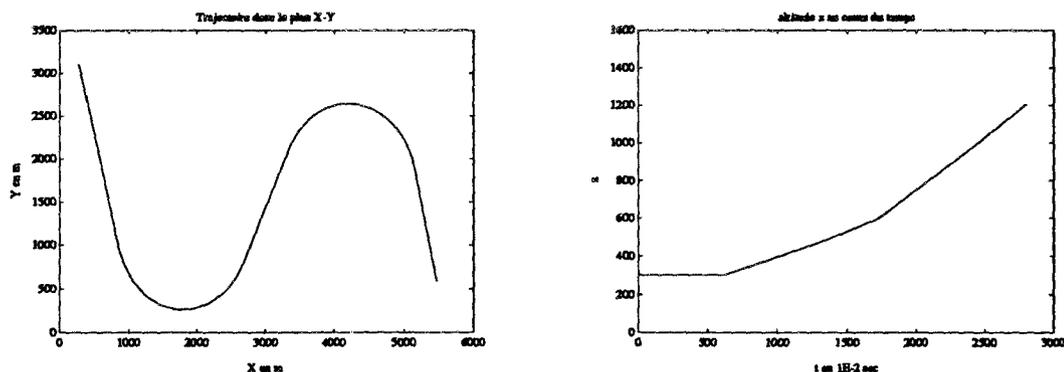


Figure 5. — Vues de la trajectoire.

- FLIR : mesure à $T = 0,1$ s de l'azimut et de l'élévation avec une erreur $\sigma_{\text{azimut}} \sim \sigma_{\text{élévation}} \sim 1$ mrd et fourniture à cette même cadence des attributs (largeur et nombre de pixels) extraits de l'image de la cible.

Les figures 6 et 7 présentent les images générées avant et après le premier virage.

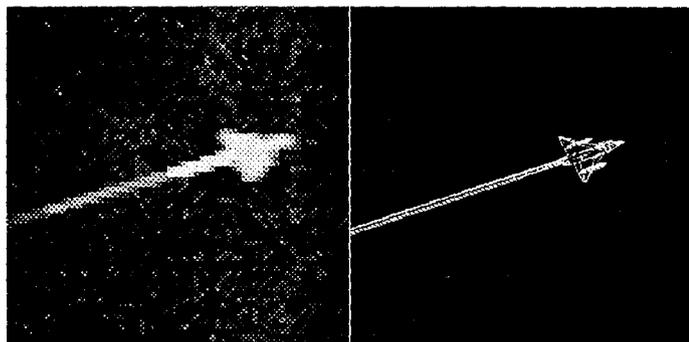


Figure 6. — Image IR. Modèle CAO ($t = 5,75$ s).

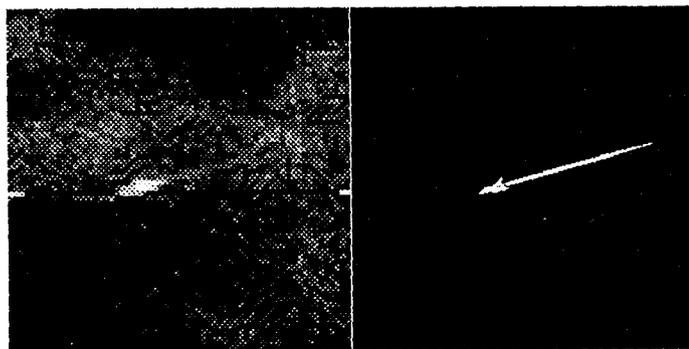


Figure 7. — Image IR. Modèle CAO ($t = 15,0$ s).

5.2. SIMULATIONS

On présente ici une comparaison systématique entre deux pisteurs :

- pisteur EKF : solution non adaptative,
- pisteur IMM piloté par imagerie : solution adaptative, utilisant le capteur imateur.

L'algorithme IMMI est utilisé ici car il correspond à une direction de recherche originale mais il convient d'indiquer que l'aspect essentiel est son caractère adaptatif et, grâce à l'information d'attitude extraite de l'imagerie, sa capacité à pister « dans le référentiel cible ». D'autres algorithmes pourront émerger pour exploiter ces idées autrement que dans un formalisme hybride.

Pour chacun des deux pisteurs on calcule également le prédicteur à 2 s associé (2 s est considéré ici comme un retard de prise en compte d'une désignation d'objectif par un poste de tir missile mais serait aussi dans le cas d'un tir de char un temps de vol du projectile).

On utilise à la fois une évaluation statistique au sens de Monte-Carlo (accumulation sur 500 simulations) et le long de réalisations particulières. Les courbes sans indication correspondent aux résultats des Monte-Carlo et les courbes indiquées (R) présentent le résultat pour une réalisation.

5.2.1. Limites des pisteurs EKF mono-modèle

A titre de comparaison on a implanté un pisteur classique basé sur un filtre de Kalman (étendu à cause de la non-linéarité des mesures) mono-modèle. Cette solution mono-modèle est limitée par le compromis entre la réjection du bruit, qui impose de limiter le gain et la capacité à poursuivre les manœuvres qui conduit à augmenter ce même gain. Pour illustrer ce point nous avons simulé deux réglages du filtre mono-modèle, l'un avec un bruit de modèle « fort », conduisant à un gain « important » et à une poursuite à « large » bande passante et l'autre avec un bruit de modèle « faible », conduisant à un gain « modéré » et à une poursuite à « petite » bande passante.

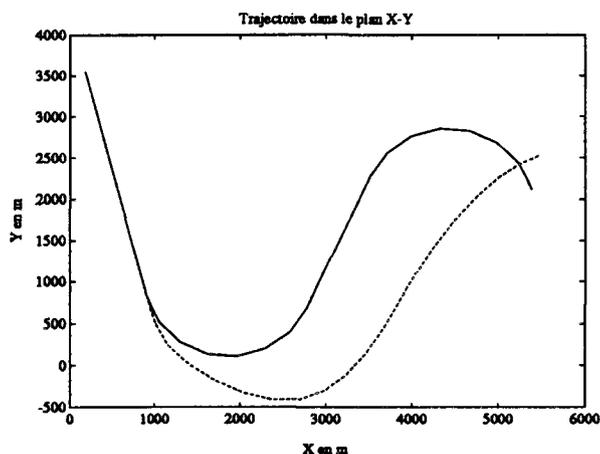


Figure 8. — EKF à petit gain - vue de dessus.

Pour le pisteur EKF à petit gain, la figure 8 présente la vue de dessus du mouvement estimé (trait pointillé) et le mouvement réel (trait continu). On constate que le pisteur traîne dès la première manœuvre au point de ne pas profiter du segment rectiligne pour revenir sur la cible entre les deux virages et finalement « perdre » la piste (cette perte deviendrait réelle en présence de fausses alarmes).

Le trainage, et finalement dans un environnement dense (fausses alarmes, multicibles) le « décrochage », de ce premier pisteur EKF peuvent bien sûr être évités en augmentant artificiellement l'intensité de la perturbation.

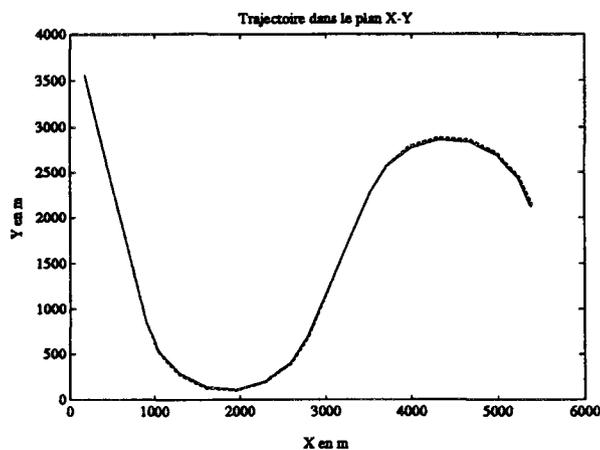


Figure 9. — EKF à grand gain - vue de dessus.

Ainsi la figure 9 montre qu'un pisteur EKF à grand gain permet de conserver la cible. Cette amélioration est toutefois obtenue au prix d'une volatilité importante de l'estimation durant les phases de vol rectiligne uniforme, voir la figure 10 qui donne les erreurs en position le long d'une réalisation.

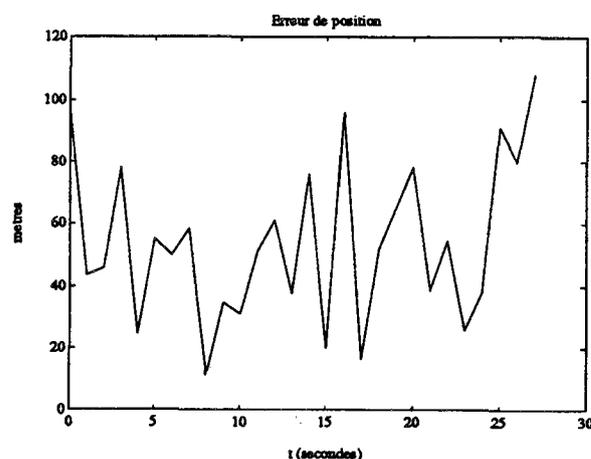


Figure 10. — EKF à grand gain - erreur de position (R).

La solution grand gain « noire » donc en quelque sorte la manœuvre en adaptant son gain au virage au prix d'une dégradation en ligne droite. Tout l'intérêt des pisteurs adaptatifs, est justement de dépasser ce compromis via une adaptation en ligne de la bande passante du filtre.

5.2.2. Indicateurs de manœuvres

Les manœuvres sont perçues à la fois par les mesures de position (distance, azimuth et élévation radar et azimuth et élévation FLIR) et par les mesures « images » (ici la largeur de la zone cible extraite de l'image FLIR).

Les figures 11 et 12 confirment que les mesures de position ne peuvent être que des indicateurs lents (on rappelle que les virages débutent à $t = 8$ s et $t = 20$ s).

Au contraire l'imagerie fournit un indicateur rapide, par exemple via l'attribut largeur (présenté fig. 13) et la pseudo-mesure associée (présentée fig. 14).

La figure 14 montre que l'information contenue dans la pseudo-mesure est très proprement et très fortement corrélée au régime (à tel point qu'à une normalisation près la figure 14 pourrait passer pour la courbe de la probabilité a posteriori du régime manœuvre). La qualité (rapidité et propreté) de l'indicateur image (fig. 14) comparée aux indicateurs de position (figs. 11 et 12) justifie l'approximation proposée au § 2.3 ($E\{\phi_t | \mathcal{Y}_{xt} \vee \mathcal{Y}_{\phi t}\} \sim E\{\phi_t | \mathcal{Y}_{\phi t}\}$) et l'utilisation de l'imagerie pour piloter l'adaptation du pisteur. La figure 18 ci-après montre que cette mesure (y_ϕ) donne effectivement une estimation de qualité du régime.

5.2.3. IMM piloté par imagerie

Les figures 15 et 16 comparent les erreurs de position et vitesse pour les pisteurs EKF grand gain et IMM piloté par imagerie.

Grâce à la qualité de l'indicateur de manœuvre extrait du capteur imageur (pseudo-mesure $y_{\phi t}$), le pisteur IMM

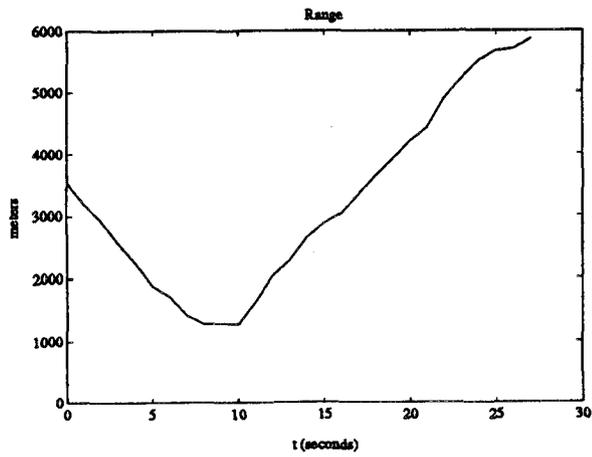


Figure 11. — Distance radar mobile.

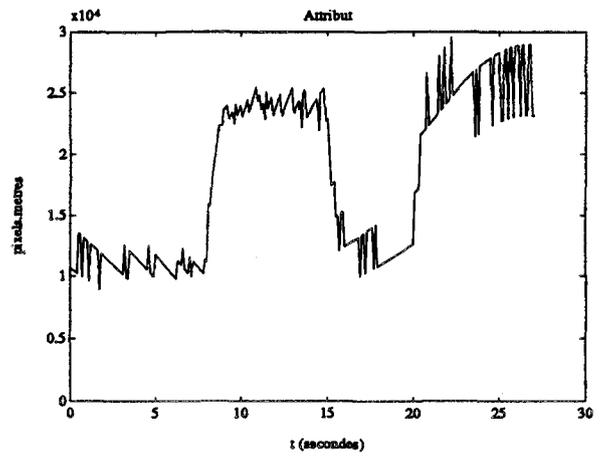


Figure 14. — Pseudo-mesure.

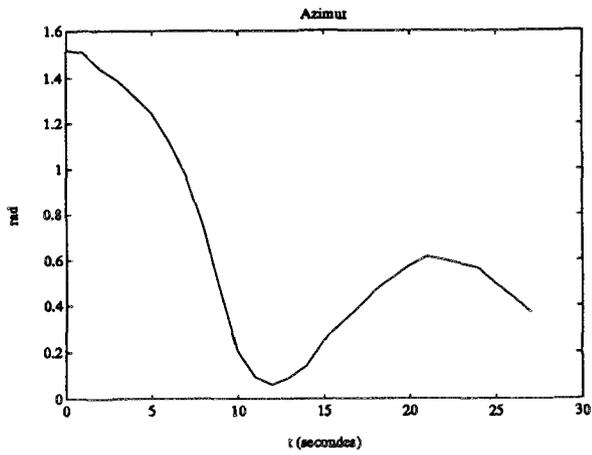


Figure 12. — Azimut mesuré par le radar.

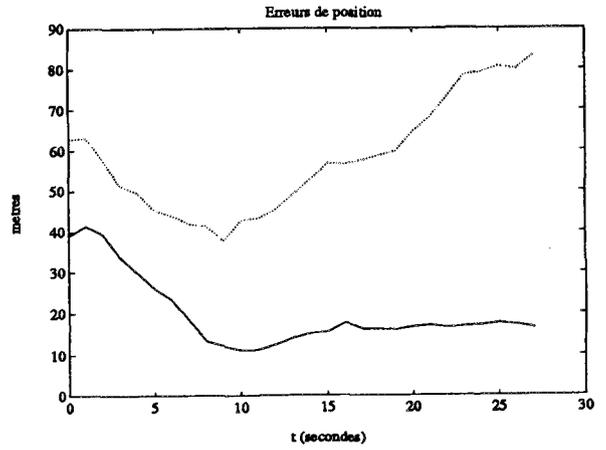


Figure 15. — Comparaison des pisteurs - erreur de position - trait continu IMMI, tirets EKF.

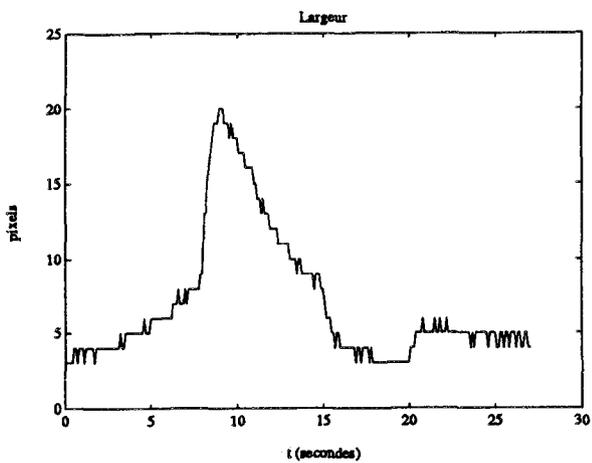


Figure 13. — Largeur de l'image FLIR de la cible.

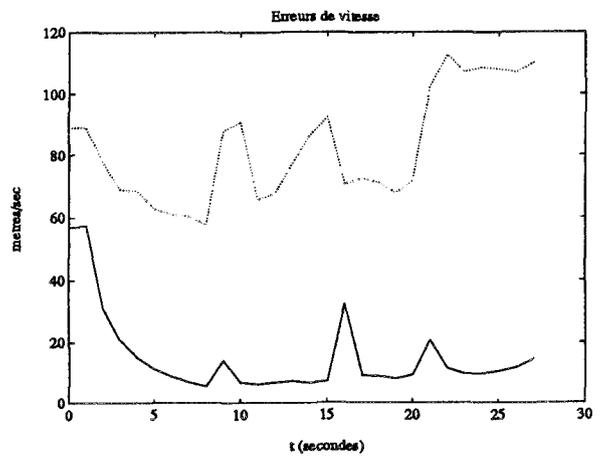


Figure 16. — Comparaison des pisteurs - erreur de vitesse - trait continu IMMI, tirets EKF.

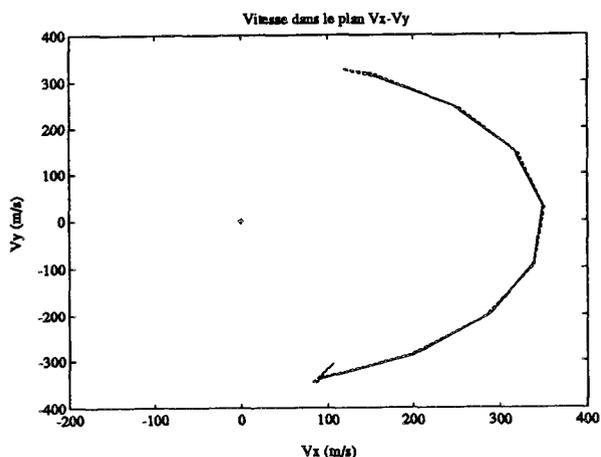


Figure 17. — IMM à imagerie - plan (V_{ix}, V_{iy}) - 1^{er} virage.

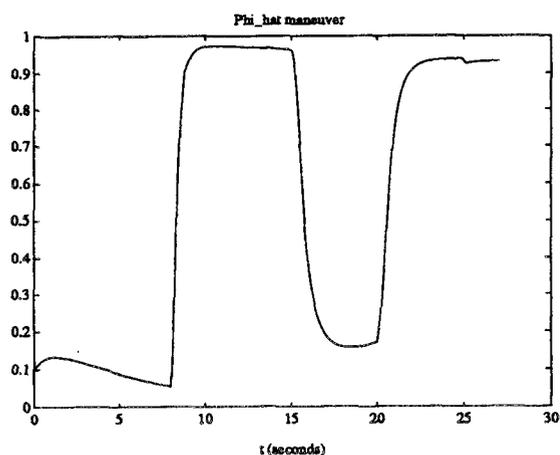


Figure 18. — IMM à imagerie - estimation du régime.

piloté par imagerie conduit à une nette amélioration de la performance en position (15 m contre 80 m pour l'EKF à la fin du deuxième virage) et en vitesse (pointe maximale à 30 ms^{-1} contre 110 ms^{-1} pour l'EKF). Là encore la performance en régime de croisière n'est pas dégradée par une augmentation inopinée de la bande passante du pisteur. La courbe le long d'une réalisation montre des pointes d'erreur dues au bruit de mesure mais ces erreurs ne sont pas corrélées d'une réalisation à l'autre et la statistique de Monte-Carlo les atténue, par contre les pointes dues aux manœuvres sont elles présentes à chaque simulation et demeurent sur les courbes statistiques. Le plan des vitesses, figure 17, illustre également la qualité du pisteur IMM piloté par imagerie qui parvient à épouser l'évolution cinématique du mobile.

La pseudo-mesure est filtrée pour estimer l'indicateur de manœuvre (ϕ_i) et la figure 18 montre la très faible erreur commise (on rappelle que les virages ont lieu entre 8 s et

15 s et 20 s et 27 s). On est en fin de virage à la distance limite au-delà de laquelle il n'y a plus suffisamment de pixels sur la zone cible pour que l'apport de l'imagerie soit significatif et on note que le filtre est moins certain pour la deuxième manœuvre que pour la première. De même la deuxième phase de vol rectiligne uniforme (entre 15 s et 20 s) est moins nettement perçue par l'estimateur du régime.

Bien que le phénomène ne soit pas apparu dans ces simulations, il est clair que des erreurs du traitement d'images (qui peut lui aussi « décrocher ») pourront conduire à des « fausses alertes » au sens où l'on aurait transitoirement $\hat{\phi}_{i1} \leq \hat{\phi}_{i2}$ pendant une phase de croisière. La philosophie de l'IMM (mélange de modèles, absence de décision « dure ») minimise l'influence de ces transitoires.

5.2.4. Mélange des modèles

On pourrait reprocher aux résultats du paragraphe précédent l'utilisation d'un facteur de charge connu : les deux modèles de virage sont exactement adaptés au taux de virage ω effectivement simulé. En pratique cette hypothèse peut sembler exagérément optimiste même s'il est connu qu'en situation de combat les pilotes utilisent les limites de l'enveloppe de vol et donc des facteurs de charge extrêmes qui eux sont assez bien connus.

L'intuition suggère toutefois de mettre en œuvre un pisteur IMM avec des modèles de virage extrêmes et de laisser les probabilités a posteriori évoluer pour prendre en compte un virage intermédiaire comme une certaine pondération entre les modèles ligne droite et virage extrême. Cette idée est ici illustrée en traitant avec le pisteur précédent (ω correspondant à 12 g) un virage à 5 g.

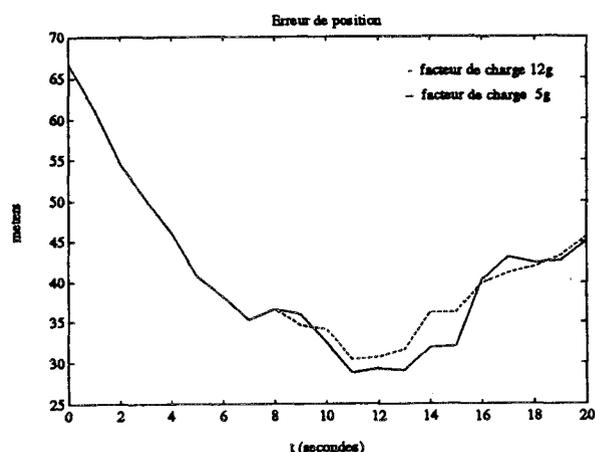


Figure 19. — Mélange - Erreur de position.

Les erreurs de position (fig. 19) montrent que la performance n'est pas sensiblement dégradée (augmentation maximum de 5 m en position et 20 ms^{-1} en vitesse) malgré l'écart entre la réalité (5 g) et les modèles utilisés (0 g et 12 g). Ceci illustre une robustesse intéressante des pisteurs

hybrides et confirme l'idée de traiter toutes les manœuvres à partir d'une palette restreinte aux manœuvres extrêmes. Le mécanisme qui fournit cette robustesse est expliqué figure 20 où l'on voit en trait continu $\hat{\phi}_{i1}$ et $\hat{\phi}_{i2}$ pour le cas exact (modèle 12 g - virage 12 g) et en trait pointillé les mêmes grandeurs pour le test de robustesse (modèle 12 g - virage 5 g). Alors que dans le cas exact $\hat{\phi}_{i2}$ l'emporte nettement pendant le virage ($\hat{\phi}_{i2} \sim 0.80/\hat{\phi}_{i1} \sim 0.15$, virage de 8 s à 15 s), on observe dans l'autre cas un « mélange » avec $\hat{\phi}_{i1} \sim \hat{\phi}_{i2} \sim 0.4$ (à $t = 12$ s les deux courbes se touchent puis se séparent et on a toujours $\hat{\phi}_{i1} \geq \hat{\phi}_{i2}$). On note que les deux probabilités ne se croisent pas à 0,5 mais un peu en dessous du fait du troisième régime (virage à droite) qui absorbe une petite partie de la probabilité ($\hat{\phi}_{i3} \sim 0,05$ non représentée fig. 20). On voit ainsi se réaliser durant la phase de virage un ajustement de $\hat{\phi}_{i1}$ et $\hat{\phi}_{i2}$ pour coller au virage à 5 g en mélangeant la ligne droite ($\hat{\phi}_{i1} \sim 0,4$) et le virage à 12 g ($\hat{\phi}_{i2} \sim 0,4$, sans y donner un sens trop précis on observe en quelque sorte l'égalité $5 \text{ g} \sim 0,6 \times 0 \text{ g} + 0,4 \times 12 \text{ g}$).

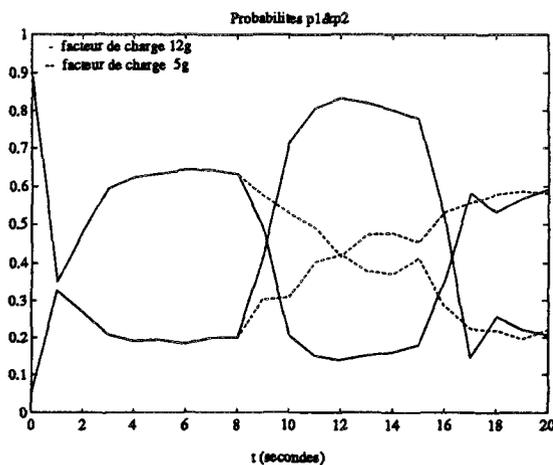


Figure 20. — Mélange - Probabilités.

5.2.5. Comparaison des prédicteurs

La désignation d'objectif à des armes de défense depuis la situation tactique établie au nœud de coordination est un problème de prédiction car il faut prendre en compte le délai de transmission et de mise en œuvre de l'ordre. Idéalement la qualité de la désignation doit permettre au système d'armes destinataire (par exemple missiles sol air) d'acquiescer immédiatement la cible avec ses moyens locaux (par exemple autodirecteur de champ quelques degrés) sans phase de recherche (balayage). Pour le combat de char à coup d'obus, le problème de base est aussi un problème de prédiction puisque, la munition n'ayant pas de capteur, il faut prévoir à l'instant du tir la position future de la cible, ce futur correspondant au temps de vol du projectile.

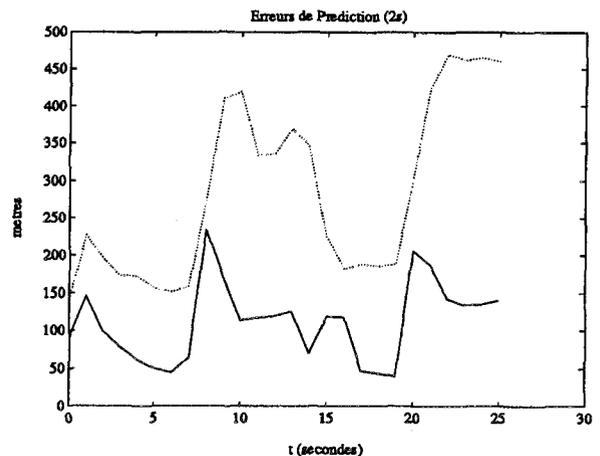


Figure 21. — Comparaison des prédicteurs - trait continu IMMI, tirets EKF.

La figure 21 montre encore le net avantage des prédicteurs hybrides sur un prédicteur EKF avec réduction des erreurs lors des manœuvres et aussi maintien d'une grande précision en vol de croisière. La supériorité de l'IMM piloté par imagerie sur l'IMM conventionnel, constaté au § 5.2.3 pour l'aspect filtrage, se retrouve bien sûr lors du passage aux prédicteurs.

5.2.6. Critères globaux de performance

Une dernière exploitation des simulations précédentes permet de calculer des critères globaux qui résument la comparaison des performances. Ainsi on considère les erreurs de position en croisière (statistiques sur les phases de vol rectiligne uniforme) et en manœuvre (statistiques sur les phases de vol en virage) pour les trois familles de pisteurs étudiés. On distingue les erreurs moyennes (statistique rms - fig. 22) et les erreurs maximales (plus grande valeur de l'erreur pendant la phase considérée - fig. 23). On balaie systématiquement la performance de la famille EKF en faisant varier la bande passante par ajustement de l'intensité du bruit de modèle σ_v (depuis les EKF faibles gains $\sigma_v \sim 1$ jusqu'aux EKF grands gains $\sigma_v \sim 200$).

Le pisteur EKF, n'étant pas adaptatif, se heurte à un compromis entre l'erreur de croisière et l'erreur pendant la manœuvre. Ainsi les pisteurs EKF petits gains (EKF 1 ou 5) donne la plus petite erreur en croisière mais la plus forte pendant les virages alors que c'est l'inverse avec les pisteurs EKF grands gains (EKF 100 ou 200), le meilleur compromis étant fourni par le pisteur EKF 20 à gain intermédiaire.

Les pisteurs adaptatifs doivent permettre de briser cette limite et d'améliorer à la fois l'erreur de croisière et l'erreur en virage et ceci est particulièrement net avec l'IMM piloté par imagerie. Il est juste de rappeler devant une telle amélioration de la performance que ce pisteur utilise en quelque sorte « un capteur de plus », à savoir l'attribut extrait de l'image, et que, au-delà des intérêts du filtrage hybride, c'est ce « capteur supplémentaire » qui est fondamentalement responsable de l'amélioration de performance.

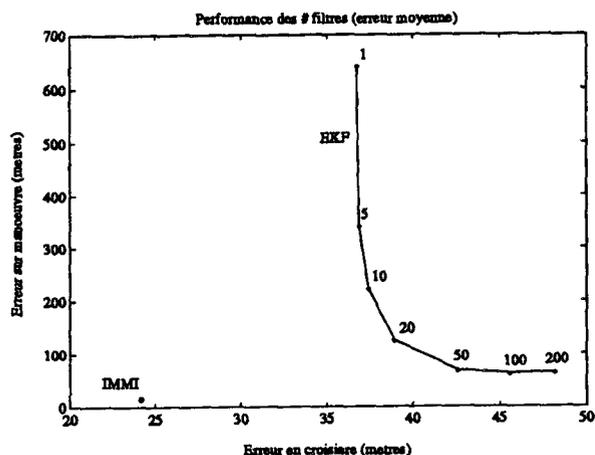


Figure 22. — Erreurs moyennes.

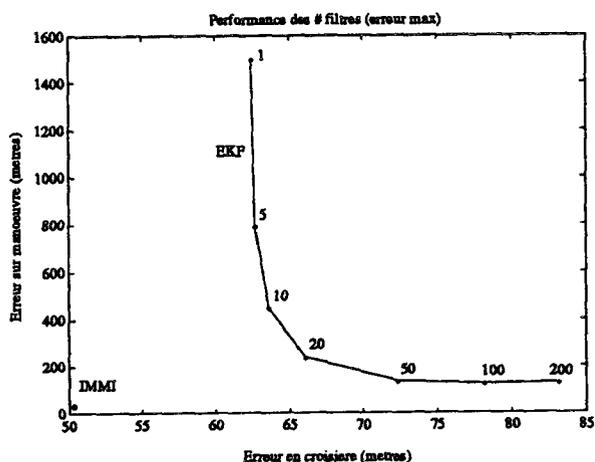


Figure 23. — Erreurs maximales.

6. Conclusion

On a présenté une synthèse des solutions disponibles pour rendre adaptatifs les pisteurs issus du formalisme LGM de Kalman et ainsi prendre en compte l'évolution de la manœuvrabilité des mobiles à traiter.

Les systèmes de fusion multicapteurs apportent également un élément de parade, en particulier lorsqu'une image de la cible peut être formée pour accéder à une information d'attitude. Il devient alors possible de *pister* « dans le référentiel du mobile » et non plus « dans le référentiel des capteurs » ce qui permet d'incorporer des modèles d'accélération plus physiques que les processus browniens additifs usuels.

Les travaux discutés ici doivent être complétés, par exemple sur les aspects suivants :

- L'intérêt applicatif des pisteurs étudiés suggère de mener une étude amont d'implantation dans un calculateur de pistage temps réel et en particulier dans une architecture qui exploiterait le parallélisme par le régime inhérent au formalisme hybride, voir à ce sujet l'approche de [4].

- La souplesse des capteurs modernes (champ variable, plans de fréquence, riposte au brouillage, ...) conduit à les considérer de plus en plus comme un ensemble de ressources à gérer dynamiquement en fonction de la situation (boucle fermée). Ainsi un radar à agilité de faisceau et un imageur petit champ pourront être contrôlés pour rafraîchir plus vite et mieux une piste menaçante et manœuvrante. Aujourd'hui abordé de manière empirique (système expert...) cette fonction mériterait plus d'attention des automaticiens car elle recèle de difficiles problèmes de stabilité sur des dynamiques composites numérique-symbolique. Un cadre pour aborder ces questions pourrait être celui de [11] avec une notion de dynamique hybride différente de celle utilisée ici. Pour quantifier l'apport d'une telle gestion des systèmes de fusion multicapteurs il faudra disposer de modèles analytiques de la chaîne complète (détection-pistage-classification) comme ont commencé à le faire [8, 51].

- Sur l'implémentation d'un pisteur hybride de dimension finie, une percée significative semble possible grâce à une vision originale de l'approximation de la solution exacte qui permettrait d'obtenir le niveau de performance du pisteur IMMI à imagerie en évitant la lourdeur d'une banque de filtres [27].

- Dans la même ligne de travaux plutôt « théoriques », il faudra s'attaquer à la limitation qu'impose pour les deux filtres hybrides, avec ou sans imagerie, proposés dans cette étude l'utilisation d'une chaîne de Markov pour le régime : on atteint ainsi seulement la classe des systèmes pour lesquels la distribution des temps de séjour est exponentielle. Ceci est suffisant pour représenter des manœuvres très hâchées (les pilotes US utilisent l'expression imagée de « jinking ») mais reflètera mal les manœuvres « intelligentes » que pourraient engager un pilote pour exploiter consciemment les vulnérabilités de son adversaire (exemple de l'évasive en baïonnette des engagements air air). Avec des distributions plus riches (distribution gamma par exemple) on pourrait incorporer dans le pisteur une connaissance sur la durée de la manœuvre (voir les modèles de [43]).

7. Remerciements

Cette synthèse s'appuie sur l'activité du Service Optimisation et Estimation du LTIS, dirigé par H. Moulin, en particulier les travaux de D. Laneuville et B. Chayla que je remercie pour leur collaboration. Le Professeur Sworder de l'Université de Californie à San Diego a également contribué à ces réflexions lors de ses séjours à MATRA supportés par l'OTAN (contrat n° 890885).

8. Annexe : IMM piloté par imagerie

On rappelle dans cette annexe les équations de l'algorithme *IMM piloté par imagerie* implanté pour les simulations du § 5.2. L'algorithme utilisé réalise une approximation en temps discret du filtre hybride sous-optimal obtenu aux § 2.3 et § 4 (équations (25), (26), (27), (31) et (32)).

8.1. NOTATIONS

On considère le t -ième pas de temps. A la fin du pas $t - 1$, on dispose de $\hat{x}_{t-1|t-1}(i)$, de la covariance d'erreur associée $R_{t-1|t-1}^{xx}(i)$ et des probabilités $\hat{\phi}_{t-1|t-1i}$ pour chaque régime, $i = 1, \dots, M$.

La première étape est d'étendre la chaîne de Markov du régime pour calculer M estimées et les covariances associées ($\hat{x}_{t-1|t-1}^+(i)$ et $R_{t-1|t-1}^{xx+}(i)$). Ces variables sont ensuite appliquées en entrées de M filtres de Kalman en parallèle qui effectuent extrapolation et recalage sur les mesures $y_{xt}(\mathcal{Y}_{xt})$. Les attributs n_t , transformés ($\times d_t$) en pseudo-mesures $y_{\phi t}(\mathcal{Y}_{\phi t})$, sont finalement injectés dans la fonction de recalage des probabilités. Les sorties du pas t sont donc $\hat{x}_{t|t}(i)$, $R_{t|t}^{xx}(i)$ et $\hat{\phi}_{t|ti}$ pour $i = 1, \dots, M$.

On utilise les notations suivantes :

- $(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_m)$ la base canonique de \mathbf{R}^m .
- $\hat{x}_{t-1|t-1}(i) = E \{x_{t-1} \phi_{t-1i} | \mathcal{Y}_{t-1}\}$.
- $\hat{x}_{t-1|t-1}^+(i) = E \{x_{t-1} \phi_{ti} | \mathcal{Y}_{t-1}\}$.
- $\hat{x}_{t|t-1}(i) = E \{x_t \phi_{ti} | \mathcal{Y}_{t-1}\}$.
- $R_{t-1|t-1}^{xx}(i) = E \{ (x_{t-1} - \hat{x}_{t-1|t-1}(i)) \times (x_{t-1} - \hat{x}_{t-1|t-1}(i))' \phi_{t-1i} | \mathcal{Y}_{t-1} \}$.
- $R_{t-1|t-1}^{xx+}(i) = E \{ (x_{t-1} - \hat{x}_{t-1|t-1}^+(i)) \times (x_{t-1} - \hat{x}_{t-1|t-1}^+(i))' \phi_{ti} | \mathcal{Y}_{t-1} \}$.
- $R_{t|t-1}^{xx}(i) = E \{ (x_t - \hat{x}_{t|t-1}(i)) \times (x_t - \hat{x}_{t|t-1}(i))' \phi_{ti} | \mathcal{Y}_{t-1} \}$.
- $\hat{\phi}_{t|ti} = E \{ \phi_{ti} | \mathcal{Y}_{\phi t} \} \sim E \{ \phi_{ti} | \mathcal{Y}_{\phi t} \vee \mathcal{Y}_{xt} \}$.
- $\hat{\phi}_{t|t-1i} = E \{ \phi_{ti} | \mathcal{Y}_{\phi t-1} \}$.
- $\hat{y}_{xt|t-1}(i) = E \{ c_x(x_t(i)) | \mathcal{Y}_{t-1} \}$.
- $\hat{y}_{\phi t|t-1} = E \{ y_{\phi t} | \mathcal{Y}_{\phi t-1} \}$.
- $R_{t|t-1}^{yy}(i) = E \{ (y_t - \hat{y}_{t|t-1}(i)) \times (y_t - \hat{y}_{t|t-1}(i))' \phi_{ti} | \mathcal{Y}_{t-1} \}$.
- $R_{t|t-1}^{xy}(i) = E \{ (x_t - \hat{x}_{t|t-1}(i)) \times (y_t - \hat{y}_{t|t-1}(i))' \phi_{ti} | \mathcal{Y}_{t-1} \}$.

8.2. EXTRAPOLATION DES PROBABILITÉS

$$\hat{\phi}_{t|t-1} = \Pi' \hat{\phi}_{t-1|t-1}. \quad (33)$$

8.3. EXPANSION DE L'ÉTAT ET DE SA COVARIANCE

$$(34) \quad \hat{x}_{t-1|t-1}^+(i) = \sum_{j=1}^M \pi_{ji} \frac{\hat{\phi}_{t-1|t-1j}}{\hat{\phi}_{t|t-1i}} \hat{x}_{t-1|t-1}(j)$$

$$R_{t-1|t-1}^{xx+}(i) = \sum_{j=1}^M \pi_{ji} \frac{\hat{\phi}_{t-1|t-1j}}{\hat{\phi}_{t|t-1i}} (R_{t-1|t-1}^{xx}(j) + (\hat{x}_{t-1|t-1}(j) - \hat{x}_{t-1|t-1}^+(i)) \times (\hat{x}_{t-1|t-1}(j) - \hat{x}_{t-1|t-1}^+(i))')$$

8.4. EXTRAPOLATION DE L'ÉTAT ET DE SA COVARIANCE

Quand le modèle d'état est linéaire on utilise les équations usuelles de Kalman

$$(35) \quad \hat{x}_{t|t-1}(i) = A(\phi_{ti} = 1) \hat{x}_{t-1|t-1}^+(i)$$

$$(36) \quad R_{t|t-1}^{xx}(i) = A(\phi_{ti} = 1) \times R_{t-1|t-1}^{xx+}(i) A(\phi_{ti} = 1)' + R^v.$$

Si on utilise des modèles non linéaires, la non-linéarité $x_t = a(x_{t-1}) + v_t$ doit être linéarisée au voisinage de $\hat{x}_{t-1|t-1}^+(i)$. Avec $\left(\frac{\partial^2 a^\ell}{\partial x^2} \right)$ le hessien de la ℓ -ième composante de a et $\left(\frac{\partial a}{\partial x} \right)$ le jacobien de a (calculé en $\hat{x}_{t-1|t-1}^+(i)$), on obtient :

$$(37) \quad \hat{x}_{t|t-1}(i) = a(\hat{x}_{t-1|t-1}^+(i)) + \frac{1}{2} \sum_{\ell=1}^m \text{Tr} \left[\left(\frac{\partial^2 a^\ell}{\partial x^2} \right) R_{t-1|t-1}^{xx+}(i) \right] \vec{e}_\ell$$

et

$$R_{t|t-1}^{xx}(i) = R^v + \left(\frac{\partial a}{\partial x} \right) R_{t-1|t-1}^{xx+}(i) \left(\frac{\partial a}{\partial x} \right)' + \frac{1}{2} \sum_{\ell=1}^m \sum_{p=1}^m \text{Tr} \left[\left(\frac{\partial^2 a^\ell}{\partial x^2} \right) R_{t-1|t-1}^{xx+}(i) \times \left(\frac{\partial^2 a^p}{\partial x^2} \right) R_{t-1|t-1}^{xx+}(i) \vec{e}_\ell \vec{e}_p' \right].$$

8.5. LINÉARISATION DES MESURES

Avec $\left(\frac{\partial^2 c^\ell}{\partial x^2} \right)$ le hessien de la ℓ -ième composante de c et $\left(\frac{\partial c}{\partial x} \right)$ le jacobien de c (calculé en $\hat{x}_{t|t-1}(i)$), on obtient :

$$\hat{y}_{t|t-1}(i) = c(\hat{x}_{t|t-1}(i)) + \frac{1}{2} \sum_{\ell=1}^{m'} \text{Tr} \left[\left(\frac{\partial^2 c^\ell}{\partial x^2} \right) R_{t|t-1}^{xx}(i) \right] \vec{e}_\ell$$

$$(38) \quad R_{t|t-1}^{xy} = R_{t|t-1}^{xx} \left(\frac{\partial c}{\partial x} \right)',$$

$$R_{t|t-1}^y = R^w + \left(\frac{\partial c}{\partial x} \right) R_{t|t-1}^{xx} \left(\frac{\partial c}{\partial x} \right)',$$

$$+ \frac{1}{2} \sum_{\ell=1}^{m'} \sum_{p=1}^{m'} \text{Tr} \left[\left(\frac{\partial^2 c^\ell}{\partial x^2} \right) R_{t|t-1}^{xx} \right]$$

$$\times R_{t|t-1}^{xx} \left(\frac{\partial^2 c^p}{\partial x^2} \right) R_{t|t-1}^{xx} \right] \vec{e}_\ell (\vec{e}_p)'$$

8.6. RECALAGE DE L'ÉTAT ET DE SA COVARIANCE

Pour une observation y_{xt} on a

$$(39) \quad \hat{x}_{t|t}(i) = \hat{x}_{t|t-1}(i) +$$

$$+ R_{t|t-1}^{yy}(i) R_{t|t-1}^y(i)^{-1} (y_{xt} - \hat{y}_{xt|t-1}(i))$$

et

$$(40) \quad R_{t|t}^{xx}(i) = R_{t|t-1}^{xx}(i) -$$

$$- R_{t|t-1}^{xy}(i) R_{t|t-1}^y(i)^{-1} R_{t|t-1}^{yx}(i).$$

8.7. MISE A JOUR DES PROBABILITÉS

Pour une observation $y_{\phi t}$ linéaire en ϕ on a

$$(41) \quad \hat{\phi}_{t|t} = \hat{\phi}_{t|t-1} + G_t (y_{\phi t} - C_\phi \hat{\phi}_{t|t-1})$$

avec le gain de recalage

$$(42) \quad G_t = [\text{diag}(\hat{\phi}_{t|t-1}) - \hat{\phi}_{t|t-1} \hat{\phi}'_{t|t-1}] \times$$

$$\times C_\phi' [R^{w\phi} + C_\phi \text{diag}(\hat{\phi}_{t|t-1})_{i=1, M}$$

$$\times C_\phi - C_\phi \hat{\phi}_{t|t-1} \hat{\phi}'_{t|t-1} C_\phi']^{-1}.$$

La covariance d'erreur sur le régime vaut alors

$$(43) \quad (R_{t|t}^{\phi\phi}) = \text{diag}(\hat{\phi}_{t|t})_{i=1, M} - \hat{\phi}_{t|t} \hat{\phi}'_{t|t}.$$

BIBLIOGRAPHIE

- [1] G. A. ACKERSON et K. S. FU, *On State Estimation in Switching Environments*, IEEE Transaction on Automatic Control, vol. AC-15, no. 1, pp. 10-17, février 1970.
- [2] D. ANDRISANI et J. D. SCHIERMAN, *Tracking Maneuvering Helicopters Using Attitude and Rotor Angle Measurements*, Proceedings 21st Asilomar Conference Signals Systems and Computers, Pacific Grove, octobre 1988.
- [3] D. ANDRISANI, E. T. KIM, J. SCHIERMAN et F. P. KUHLE, *A Non Linear Helicopter Tracker Using Attitude Measurements*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-27, no. 1, pp. 40-47, janvier 1991.
- [4] A. AVERBUCH, S. ITZIKOWITZ et T. KAPON, *Radar Target Tracking - Viterbi versus IMM*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-27, no. 3, pp. 550-563, mai 1991.
- [5] I. BARRET, *Synthèse d'Algorithmes de Poursuite Multiradars d'Avions Civils Manœuvrants*, Thèse de Doctorat, École Nationale de l'Aéronautique et de l'Espace, Toulouse, juin 1990.
- [6] Y. BAR-SHALOM et T. E. FORTMANN, *Tracking and Data Association*, Academic Press, Orlando, 1988.
- [7] Y. BAR-SHALOM et K. BIRMIWAL, *Variable Dimension Filter for Maneuvering Target Tracking*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-18, no. 5, pp. 621-629, septembre 1982.
- [8] Y. BAR-SHALOM, L. J. CAMPO et P. B. LUH, *From Receiver Operating Characteristic to System Operating Characteristic : Evaluation of a track Formation System*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-35, no. 2, pp. 172-179, février 1990.
- [9] M. BASSEVILLE et A. BENVENISTE, Eds., *Detection of Abrupt Changes in Signals and Systems*, Lecture Notes in Control and Information Sciences, vol. 77, Springer Verlag, Berlin, 1986.
- [10] E. BEKIR, *Adaptive Kalman Filter for Tracking Maneuvering Targets*, AIAA Journal of Guidance Control and Dynamics, vol. 6, pp. 414-416, novembre 1983.
- [11] A. BENVENISTE et P. LE GUERNIC, *Hybrid Dynamical Systems Theory and the Signal Language*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-35, no. 5, pp. 535-546, mai 1990.
- [12] H. A. P. BLOM, *A Sophisticated Tracking Algorithm for ATC Surveillance Data*, Proceedings of the International Radar Conference, Paris, mai 1984.
- [13] H. A. P. BLOM, *Markov Jump Diffusion Models and Decision Making Free Filtering*, Proceedings of the 6th INRIA Conference Analysis and Optimization of Systems, Juan-les-Pins, juin 1984.
- [14] H. A. P. BLOM et Y. BAR-SHALOM, *The Interacting Multiple Model Algorithm for Systems with Markovian Switching Coefficients*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-33, no. 8, pp. 780-783, août 1988.
- [15] H. A. P. BLOM, *An Efficient Filter for Abruptly Changing Systems*, Proceedings 23rd IEEE Conference on Decision and Control, Las Vegas, décembre 1984.
- [16] P. L. BOGLER, *Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-23, no. 3, pp. 298-310, mai 1987.
- [17] C. BOZZO, *Caractérisation de la Trajectoire et de la Cinématique d'un Mobile Manœuvrant*, Sciences et Techniques de l'Armement, vol. 57, 2^e Fasc., pp. 221-281, 1983.
- [18] C. BOZZO, C. BLONDEL, B. DELLERY, A. GUILBERT et E. SIFFREDI, *Evaluation et Comparaison des performances de quelques Filtres Classiques Estimateurs de Cinématiques*, Sciences et Techniques de l'Armement, vol. 59, 2^e Fasc., pp. 147-213, 1985.
- [19] H. H. BURKE, *Circular Arc Aimed Munition (CAAM) : a Concept for Improving Gun Fire Prediction Systems*, Proceedings 21st Asilomar Conference Signals Systems and Computers, Pacific Grove, octobre 1988.
- [20] Y. T. CHAN, A. G. C. HU et J. B. PLANT, *A Kalman Filter Based Tracking Scheme with Input Estimation*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. ES-15, no. 2, pp. 237-244, mars 1979.
- [21] C. B. CHANG, R. H. WHITING et M. ATHANS, *On the State and Parameter Estimation for Maneuvering Reentry Vehicles*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-22, no. 1, pp. 99-105, février 1977.
- [22] C. B. CHANG et M. ATHANS, *State Estimation for Discrete Systems with Switching Parameters*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-14, no. 3, pp. 418-425, mai 1978.
- [23] J. R. CLOUTIER, J. H. EVERS et J. J. FEELEY, *Assessment of Air to Air Missile Guidance and Control Technology*, IEEE Control Systems Magazine, vol. 9, no. 6, pp. 27-34, octobre 1989.
- [24] P. DE LARMINAT et J. M. PIASCO, *Modèles Majorants : Application au Filtrage de Trajectoire de Mobiles Manœuvrants*, 8^e Colloque GRETSI, Nice, pp. 451-456, juin 1981.

- [25] J. DEZERT, Vers un nouveau concept de navigation autonome d'engin. Un lien entre le filtrage à association probabiliste de données et la théorie de l'évidence, Thèse de Docteur de l'Université de Paris XI, ONERA, septembre 1990.
- [26] F. DUFOUR et M. MARITON, *Tracking a 3D Maneuvering Target with Passive Sensors*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-27, no. 4, pp. 725-739, juillet 1991.
- [27] F. DUFOUR et P. BERTRAND, *An Efficient Filter for Systems with Jumping Parameters*, preprint Laboratoire des Signaux et Systèmes, mars 1992, à paraître.
- [28] G. FAVIER et A. SMOLDERS, *Adaptive Smoother-Predictors for tracking Maneuvering Targets*, Proceedings 23rd IEEE Conference Decision and Control, Las Vegas, pp. 831-836, décembre 1984.
- [29] G. FOULON, *Reconstitution de l'Attitude 3D d'un Objet à partir d'une seule Image*, Rapport ONERA, no. RT9/3693 SY, contrat DRET no. 8934001, septembre 1990.
- [30] B. FRIEDLAND, *Treatment of Bias in Recursive Filtering*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-14, no. 4, pp. 359-367, août 1969.
- [31] M. G. FUJISAKI, G. KALLIANPUR et H. KUNITA, *Stochastic Differential Equations for the Non Linear Filtering Problem*, Osaka J. Mathematics, vol. 9, pp. 19-40, 1970.
- [32] M. GAUVRIT, *Bayesian Adaptive Filter for Tracking with Measurements of Uncertain Origin*, Automatica, vol. 20, no. 2, pp. 217-224, mars 1984.
- [33] N. H. GHOLSON et R. L. MOOSE, *Maneuvering Target Tracking Using Adaptive State Estimation*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-13, no. 3, pp. 310-317, mai 1977.
- [34] J. A. GUU et C. H. WEI, *Maneuvering Target Tracking Using the IMM Method at High Measurement Frequency*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-27, no. 3, pp. 514-519, mai 1991.
- [35] A. G. JAFFER et S. C. GUPTA, *Optimal Sequential Estimation of Discrete Processes with Markov Interrupted Observations*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-16, no. 5, pp. 471-475, octobre 1971.
- [36] R. J. KENEFIG, *Optimum Tracking of a Maneuvering Target in Clutter*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-26, no. 3, pp. 750-753, juin 1981.
- [37] J. D. KENDRICK, P. S. MAYBECK et K. G. REID, *Estimation of Aircraft Target Motion Using Orientation Measurements*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-17, no. 2, pp. 254-260, mars 1981.
- [38] J. KORN, S. W. GULLY et A. S. WILLSKY, *Application of the Generalized Likelihood Ratio Algorithm to Maneuver Detection and Estimation*, Proceedings American Control Conference, Arlington, juin 1982.
- [39] T. KURIEN et R. B. WASHBURN, *Multiobject Tracking Using Passive Sensors*, Proceedings American Control Conference, Boston, juin 1985.
- [40] D. LANEUVILLE et M. MARITON, *Image Based Target Maneuver Detection*, Proceedings 30th IEEE Conference on Decision and Control, Brighton, 1991.
- [41] C. C. LEFAS, *Using Roll-Angle Measurements to Track Aircraft Maneuvers*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-20, no. 6, pp. 672-681, novembre 1984.
- [42] R. J. MACAULAY et E. J. DENLINGER, *A Decision Directed Adaptive Tracker*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-21, no. 4, pp. 229-236, mars 1973.
- [43] M. MARITON, *On Systems with Non Markovian Regime Changes*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-34, no. 3, pp. 346-349, mars 1989.
- [44] M. MARITON, *Fusion Multi-Capteurs et Pistage de Cibles Manœuvrantes*, Revue Scientifique et Technique de la Défense, pp. 13-29, 3^e Trimestre 1990.
- [45] M. MARITON, *Jump Linear Systems in Automatic Control*, M. Dekker Inc., New York, 1990.
- [46] M. MARITON et D. D. SWORDER, *Maneuvering Target Tracking : Imaging and Non Imaging Sensors*, à paraître in Advances in Control Systems, C. T. Leondes, Ed., Academic Press, New York, 1992.
- [47] P. S. MAYBECK, *Stochastic Models in Estimation and Control*, Vols. 1, 2 et 3, Academic Press, New York, 1979, 1982 et 1982.
- [48] P. S. MAYBECK, R. L. JENSEN et D. A. HARNLY, *An Adaptive Extended Kalman Filter for Target Image Tracking*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-17, no. 2, pp. 173-179, mars 1981.
- [49] R. L. MOOSE et P. L. WANG, *An Adaptive Estimator with Learning for a Plant Containing Semi-Markov Switching Parameters*, IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, vol. SMC-3, no. 3, pp. 277-281, mai 1973.
- [50] R. L. MOOSE, V. F. VAN LANDINGHAM et D. H. MAC CABE, *Modelling and Estimation for Tracking Maneuvering Target*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-15, no. 3, pp. 448-455, mai 1979.
- [51] S. MORI, K. C. CHANG, C. Y. CHONG et K. P. DUNN, *Tracking Performance Evaluation, Proceedings SPIE Signal and Data Processing of Small Targets*, vol. 1096, pp. 215-223, 1989.
- [52] K. R. PATTIPATI et N. R. SANDELL, *A Unified View of State Estimation in Switching Environments*, Proceedings American Control Conference, San Francisco, juin 1983.
- [53] R. A. SINGER, *Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-6, no. 4, pp. 473-483, juillet 1970.
- [54] D. D. SWORDER, *Control of Systems Subject to Abrupt Changes in Character*, Proceedings of the IEEE, vol. 64, pp. 1219-1225, 1976.
- [55] D. D. SWORDER et S. D. CHOU, *A Survey of Design Methods for Random Parameter Systems*, Proceedings IEEE 24th Conference on Decision and Control, Fort-Lauderdale, décembre 1985.
- [56] D. D. SWORDER et G. HUTCHINS, *Algorithms for Image Based Trackers of Maneuvering Targets*, Control and Dynamic Systems : Advances in Theory and Applications, C. T. Leondes, Ed., vol.
- [57] D. D. SWORDER et G. HUTCHINS, *Image Enhanced Tracking*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-25, no. 5, pp. 701-709, Septembre 1989.
- [58] D. D. SWORDER et G. HUTCHINS, *Maneuver Estimation Using Measurements of Orientation*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-26, no. 5, pp. 625-638, Septembre 1990.
- [59] R. R. TENNEY, R. S. HEBBERT et N. R. SANDELL, *A Tracking Filter for Maneuvering Sources*, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-22, no. 2, pp. 246-251, Avril 1977.
- [60] J. D. TOBIN et P. S. MAYBECK, *Enhancements to a Multiple Model Adaptive Estimator Image Tracker*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. AES-24, no. 4, pp. 417-426, Juillet 1988.
- [61] B. TOMASINI, M. GAUVRIT et B. SIFFREDI, *Bayesian Adaptive Filter for Multiple Maneuvering Target Tracking with Measurement of Uncertain Origin*, Proceedings SPIE Signal and Data Processing of Small Targets, vol. 1096, pp. 209-214, 1989.
- [62] J. K. TUGNAIT, *Detection and Estimation for Abruptly Changing Systems*, Automatica, vol. 18, no. 5, pp. 607-616, Septembre 1982.

- [63] P. VACHER et I. BARRET, *Design of a Tracking Algorithm for an Advanced ATC System*, Proceedings 1st European Control Conference, Grenoble, Juillet 1991.
- [64] A. M. WALTON, *Tracking Maneuvering Targets with a Low Probability of Detection in Clutter*, IEEE Proceedings, vol. 137, Pt. F, no. 3, pp. 183-186, Juin 1990.
- [65] R. B. WASHBURN, *A Random Point Process Approach to Multiobject Tracking*, Proceedings American Control Conference, Minneapolis, Juin 1987.
- [66] E. WONG et B. HAJEK, *Stochastic Processes in Engineering Systems*, Springer Verlag, Berlin, 1985.
- [67] A. S. WILLSKY, *A Survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamic Systems*, Automatica, vol. 12, no. 6, pp. 601-611, Novembre 1976.
- [68] C. YANG, Y. BAR-SHALOM et CHIN-FANG LIN, *Maneuvering Target Tracking with Image Enhanced Measurements*, Proceedings American Control Conference, Boston, Juin 1991.

Manuscrit reçu le 7 septembre 1992.