



HAL
open science

Fusion de données pour la surveillance du champ de bataille

Benjamin Pannetier

► **To cite this version:**

Benjamin Pannetier. Fusion de données pour la surveillance du champ de bataille. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Joseph-Fourier - Grenoble I, 2006. Français. NNT : . tel-00377247

HAL Id: tel-00377247

<https://theses.hal.science/tel-00377247>

Submitted on 21 Apr 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Université Joseph Fourier – Grenoble 1

THESE

pour obtenir le grade de

Docteur de l'université Joseph Fourier – Grenoble 1

Spécialité : "Signal, Image Parole et Télécoms"

préparée à l'Office Nationale d'Etudes et de Recherches Aérospatiales
au sein du Département de Traitement de l'Information et de Modélisation

présentée et soutenue publiquement

par

Benjamin PANNETIER

le 17 octobre 2006

Titre :

Fusion de données pour la surveillance du champ de bataille

Directeurs de thèse : Michèle Rombaut et Vincent Nimier

Jury :

Monsieur P. Bonnifait	Maître de conférence à l'UTC	Rapporteur
Monsieur J-P. Le Cadre	Directeur de recherche CNRS-IRISA	Rapporteur
Monsieur J. Liénard	Professeur à l'UJF de Grenoble	Président du jury
Monsieur S. Cantarell	Ingénieur DGA	Examineur
Madame M. Rombaut	Professeur à l'UJF de Grenoble	Directrice de thèse
Monsieur V. Nimier	Ingénieur de Recherche à l'ONERA	Co-directeur de thèse
Monsieur W. Koch	Chef de l'unité SDF-FGAN (Allemagne)	Invité

REMERCIEMENTS

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse ont été menés au sein du Département Traitement de l'Information et de Modélisation (DTIM) à l'ONERA Châtillon.

Je tiens tout particulièrement à remercier Monsieur Gilles FOULON adjoint au directeur du département pour m'avoir accueilli, pour la confiance qu'il m'a témoigné et son soutien dans la réalisation de ce projet. Je tiens également à remercier Madame Marie Lise DUPLAQUET, chef de l'unité Image Estimation et Décision, ainsi que Monsieur Alain MICHEL, chef de l'unité Image Observation Renseignement, pour m'avoir intégré rapidement et agréablement dans le département ainsi que pour l'intérêt qu'ils ont témoigné sur la thématique surveillance du champ de bataille.

Je tiens à remercier Madame Michèle ROMBAUT, ma directrice de thèse, pour ses qualités humaines qui m'ont permis de partager agréablement des concepts et des idées dans le domaine de la fusion. Sa disponibilité et son travail exceptionnel ont permis de mettre à jour cette thèse. Je remercie également mon encadrant, Monsieur Vincent NIMIER, pour ses précieux conseils techniques et opérationnels qui ont orienté cette thèse vers un contexte applicatif sur la fusion.

Je remercie mes rapporteurs, Messieurs Philippe BONNIFAIT, professeur à l'UTC, et Jean-Pierre LE CADRE, directeur de recherche au CNRS-INRIA, pour les remarques sur le manuscrit.

Je ne pourrais également oublier de remercier Messieurs, Jonathan ISRAEL pour son travail de relecture, Olivier POIREL pour m'avoir aidé à exploiter les données réelles, Philippe CORNIC pour son aide sur les problèmes de géo-référencement et sa ténacité au squash et Madame Kaouthar BENAMEUR pour sa participation à la rédaction des publications. Merci, à Patrick SECCHI qui a su se rendre disponible pour les nombreux problèmes informatiques que j'ai probablement occasionnés, Fabrice JANEZ pour sa spontanéité et son soutien pour mener à bien mes travaux, Fabrice SAVIGNOL et Françoise PRADINES pour leurs professionnalisme et leurs gentillesse qui ont permis de gérer rapidement les formalités administratives et dresser un cadre de travail idéal. Je tiens à remercier tous les autres membres du DTIM, permanents et thésards, pour leur enthousiasme, leur sympathie et leur amitié contribuant ainsi à la réalisation de cette thèse.

Rien de ce travail n'aurait pu être réalisé sans le respect de mon travail, le soutien et l'aide de ma mère, mon père, mes sœurs et beaux-frères, et tout particulièrement ma femme à qui je dois beaucoup...

Table des matières

GLOSSAIRE.....	11
NOTATIONS	13
INTRODUCTION	17
CHAPITRE 1. CARACTERISTIQUES DES CAPTEURS GMTI OPERATIONNELS, FORMAT DES DONNEES ET TECHNIQUES USUELLES DE TRAJECTOGRAPHIE.....	21
1.1. Introduction	21
1.2. Caractéristiques des capteurs GMTI	22
1.2.1. Système HORIZON	22
1.2.2. Système JSTARS	24
1.2.3. Système Global Hawk.....	25
1.2.4. Système X	26
1.3. Format de données MTI	26
1.3.1. Segment de balayage.....	26
1.3.2. Compte Rendu de Cible (CRC)	27
1.4. Information contextuelle	29
1.4.1. Données géographiques	29
1.4.2. Exploitation des données	29
1.4.3. Représentation du réseau routier : construction d'un graphe.....	31
1.5. Pistage mono-cible, mono-modèle.....	31
1.5.1. Dynamique de la cible	32
1.5.2. Modélisation de l'observation	33
1.5.3. Filtre de Kalman standard	34
1.5.4. Equation du filtre de Kalman	35
1.5.5. Cycle de Kalman	36
1.6. Pistage mono-cible, multi-modèle par IMM.....	36
1.6.1. Problématique des modèles multiples.....	37
1.6.2. Principe de l'algorithme IMM.....	38
1.6.3. Equation du filtre	40
1.6.4. Synoptique de l'algorithme	43
1.7. Pistage multi-cible par approche bayésienne	43
1.8. Test de validation	44
1.8.1. Fenêtrage statistique.....	44
1.8.2. Probabilité de fenêtrage	45
1.8.3. Volume de la fenêtre de validation	46
1.8.4. Validation avec l'IMM	46
1.9. Les techniques de pistage multi-cible	46
1.9.1. Génération des hypothèses.....	47
1.9.2. Approche orientée piste	49
1.10. Formation de pistes et gestion des pistes	54

1.10.1.	Ordonnancement des pistes.....	55
1.10.2.	"Clustering".....	55
1.10.3.	Formation des hypothèses et "pruning"	55
1.10.4.	Evaluation globale d'une piste et "pruning"	56
1.10.5.	Estimation et combinaison.....	56
1.10.6.	Méthodes de combinaison d'hypothèses	56
1.10.7.	Visualisation d'une piste	57
1.11.	Conclusion.....	59

CHAPITRE 2. PISTAGE SOUS CONTRAINTE PAR UTILISATION DU RESEAU ROUTIER A *PRIORI* 61

2.1.	Introduction.....	61
2.2.	Modélisation de la dynamique d'une cible sur le réseau routier	62
2.2.1.	Etat de l'art	62
2.2.2.	Choix du modèle dynamique utilisé et introduction de la contrainte	68
2.2.3.	Modification du bruit de modèle lié à la directivité du réseau routier	69
2.3.	Techniques de pistage sous contraintes.....	71
2.3.1.	Evènement d'appartenance.....	71
2.3.2.	Mesure sous contrainte	72
2.3.3.	Etat estimé sous contrainte.....	74
2.3.4.	Remarque	78
2.3.5.	Propriétés	78
2.4.	Simulation et résultats sur les différentes techniques de projection	79
2.4.1.	Evaluation des performances	79
2.4.2.	Simulations et résultats	79
2.5.	Conclusion sur l'utilisation de la technique de projection optimisée dans l'espace des états	86

CHAPITRE 3. VARIATION DE L'ENSEMBLE DES MODELES DYNAMIQUES POUR LE PISTAGE DE CIBLES MOBILES..... 87

3.1.	Introduction.....	87
3.2.	Utilisation de la topologie du réseau pour la modélisation de la dynamique.....	88
3.2.1.	Le futur a priori associé à la prédiction : cas du tronçon de route	88
3.2.2.	Transformation de la prédiction par l'approche déterministe	90
3.3.	Choix du segment routier	94
3.3.1.	Sélection de l'ensemble de segments routiers potentiels.....	94
3.3.2.	Le cas des tronçons routiers : test du maximum de probabilité.....	96
3.3.3.	Le cas des intersections : test séquentiel de Wald	97
3.3.4.	Bilan.....	104
3.4.	Algorithme à Interaction Multiple entre les Modèles (IMM) contraints à un segment	104
3.4.1.	Probabilités associées aux modèles dynamiques sous contraintes	105
3.4.2.	Marginalisation de la densité de probabilité a posteriori	107
3.4.3.	Probabilités de mélange gaussien	107
3.4.4.	Estimateurs initiaux	108
3.4.5.	Estimateurs locaux	110
3.5.	Variation de la structure de l'IMM suivant la géométrie du réseau routier.....	110
3.5.1.	Activation de l'ensemble des modèles dynamiques en fonction de la topologie du réseau	110

3.5.2.	Fusion des vraisemblances pour la réduction du nombre de sous-ensembles de modèles	114
3.5.3.	Synoptique de l'algorithme VS IMMC	116
3.6.	Evaluation des performances de l'IMM sous contraintes.....	117
3.6.1.	Evaluation des performances	117
3.6.2.	Scénario 1.....	117
3.6.3.	Scénario 2.....	122
3.7.	Conclusion.....	126

CHAPITRE 4. INTEGRATION DE LA VITESSE RADIALE MTI DANS LE PROCESSUS DE PISTAGE SOUS CONTRAINTES..... 127

4.1.	Introduction	127
4.2.	Techniques de décorrélation de la composante position avec la vitesse radiale.....	128
4.2.1.	Modélisation de la vitesse radiale	128
4.2.2.	Etat de l'art	130
4.2.3.	Bilan	132
4.3.	Intégration de la vitesse radiale dans le processus de pistage	132
4.3.1.	Problème lié à l'utilisation de la vitesse radiale dans le processus de pistage	132
4.3.2.	Utilisation d'un Facteur d'Oubli Momentané (FOM).....	135
4.4.	Simulations et résultats	138
4.4.1.	Mesure de performances	139
4.4.2.	Scénario 1 : mouvement rectiligne uniforme.....	140
4.4.3.	Scénario 2 : manœuvre de la cible sur le réseau	143
4.5.	Conclusion.....	152

CHAPITRE 5. DETECTION DES ENTREES ET DES SORTIES DE ROUTE POUR LE PISTAGE D'OBJETS D'INTERET 153

5.1.	Introduction	153
5.2.	Techniques existantes.....	154
5.3.	Rattachement d'une piste au réseau routier et activation des modèles sous contraintes	155
5.3.1.	Réduction du nombre de segments potentiellement candidats	155
5.3.2.	Probabilité de rattacher une piste à un segment routier	155
5.3.3.	Activation des modèles dynamiques sous contraintes	157
5.4.	Activation et désactivation des modèles dynamiques.....	158
5.4.1.	Probabilité qu'une cible c reste sur le réseau routier	158
5.4.2.	Probabilité que la mesure appartienne à un voisinage V	159
5.4.3.	Rupture de modèles : Activation ou désactivation d'un sous-ensemble.....	162
5.5.	Simulation et résultats	163
5.5.1.	Mesures de performances	164
5.5.2.	Description du scénario.....	164
5.5.3.	Résultats et interprétation	168
5.6.	Conclusion.....	172

CHAPITRE 6. MODELISATION ET INTEGRATION DES MASQUES DE TERRAIN DANS LE PROCESSUS DE PISTAGE..... 173

6.1.	Introduction	173
6.2.	Définitions des différents types de masques	174
6.2.1.	Masque lié à l'arrêt de la cible (Ma_0)	174

6.2.2.	Masque lié à l'élévation du terrain (Ma_1)	175
6.2.3.	Masque lié à la cinématique de la cible et la géométrie du réseau (Ma_2)	176
6.3.	Calcul de la probabilité de perception <i>a priori</i> d'une cible	177
6.3.1.	Modélisation de la probabilité de perception	178
6.3.2.	Modification de la vraisemblance et du score d'une piste.....	178
6.3.3.	Calcul des probabilités de perception prédite	182
6.3.4.	Bilan	185
6.4.	Utilisation d'un état hybride : la sentinelle.....	185
6.4.1.	Loi associée à une sentinelle.....	186
6.4.2.	Rattachement d'une piste à la sentinelle.....	186
6.4.3.	Règle de décision	188
6.5.	Simulations et résultats	191
6.5.1.	Mesures de performances	192
6.5.2.	Scénario 1.....	193
6.5.3.	Scénario 2.....	197
6.6.	Conclusion.....	212

CHAPITRE 7. SIMULATIONS ET RESULTATS..... 213

7.1.	Introduction	213
7.2.	Mesures de performances (MOP : Measures Of Performances).....	214
7.2.1.	Complétude du pistage aux instants d'évaluation.....	214
7.2.2.	Ratio des longueurs des pistes par rapport aux objets réels	214
7.2.3.	Ratio de pistes redondantes aux instants d'évaluation.....	215
7.2.4.	Ratio de fausses pistes aux instants d'évaluation	215
7.2.5.	Continuité de piste aux instants d'évaluation	215
7.2.6.	Moyenne cumulative des discontinuités d'une piste aux instants d'évaluation.....	216
7.2.7.	Précision aux instants d'évaluation.....	216
7.2.8.	Association d'une piste à une cible sur données simulées	217
7.3.	Scénario 1 : "Une cible qui manœuvre sur le réseau"	217
7.3.1.	Description du scénario et paramètres de simulation	217
7.3.2.	Résultats et interprétations	221
7.3.3.	Bilan	225
7.4.	Scénario 2 : "Deux cibles se croisent sur le réseau"	225
7.4.1.	Description du scénario et paramètres de simulation	225
7.4.2.	Résultats et interprétations	229
7.4.3.	Bilan	232
7.5.	Scénario 3 : "9 cibles évoluent sur le réseau"	232
7.5.1.	Description du scénario et paramètres de simulation	232
7.5.2.	Résultats et interprétations	238
7.5.3.	Bilan	244
7.6.	Scénario 4 : "Scénario critique de 20 cibles, en présence de masques de terrain et de fausses alarmes"	244
7.6.1.	Description du scénario et paramètres de simulation	244
7.6.2.	Résultats et interprétations par groupe de cibles.....	249
7.7.	Synthèse des résultats.....	269
7.8.	Recommandations pour l'amélioration de l'algorithme VS IMMC SB-MHT	269

CONCLUSION GENERALE 271

PUBLICATIONS.....	275
BIBLIOGRAPHIE	277
TABLE DES FIGURES.....	285
LISTE DES TABLEAUX	291
CHAPITRE 8. ANNEXES	293
8.1. Description des champs du segment de balayage	293
8.2. Techniques d'alignements	295
8.2.1. Etude du passage du système WGS 84 au repère géographique	295
8.2.2. Transformation du repère géographique au repère local	297
8.3. Calcul des équations du filtre de Kalman	297
8.3.1. Présentation du filtre	297
8.3.2. Hypothèses de modélisation	297
8.4. Calcul des équations du filtre de Kalman étendu (EKF).....	299
8.5. Calcul de la matrice de projection.....	300
8.6. Calcul de la mesure sous contrainte	301
8.6.1. Calcul de la mesure sous contrainte à partir de l'erreur statistique	301
8.6.2. Calcul de la mesure sous contrainte à partir de l'erreur euclidienne.....	302
8.7. Calcul de l'état sous contrainte.....	303
8.7.1. Calcul de l'état sous contrainte à partir de l'erreur statistique.....	303
8.7.2. Calcul de l'état sous contrainte à partir de l'erreur euclidienne.....	304
8.8. Propriétés de l'état estimé sous contrainte.....	305
8.8.1. Propriété 1	305
8.8.2. Propriété 2	306
8.8.3. Propriété 3	306
8.9. Conversion de la vitesse radiale du repère capteur vers le repère local TCF	307
8.10. Démonstration de l'AEKF	308

Glossaire

AEKF	Alternative Extended Kalman Filter
ARMSE	Average Root Mean Square Error
BD_TOPO	Base de Données TOPOgraphique
CKF	Combined Kalman Filter
CMKF	Converted Measurement Kalman Filter
CRC	Compte-Rendu de Capteur
CV	Constant Velocity
DTIM	Département de Traitement de l'Information et de Modélisation
EADS	European Aeronautic Defence and Space company
EEF	Eliminateur d'Echos Fixes
EKF	Extented Kalman Filter
EO	Electronic Optronics
FBO	Filtre Bayésien Optimal
FOM	Facteur d'Oubli Momentané
GENIS	GÉNérateur de Séquences d'Images de Synthèse
GMTI	Ground Moving Target Indicator
GMTIF	Ground Moving Target Indicator Format
GPS	Global Position System
HOMHT	Hypothesis Oriented Multiple Hypothesis Tracker
HORIZON	Hélicoptère d'Observation et Radar d'Investigation de ZONE
HRR	High Range Resolution
ICM	Indication de Cible Mobile
IMM	Interacting Multiple Model
IR	Infra Red
ISD	Integral Square Difference
ISR	Information, Surveillance et Reconnaissance
JPDAF	Joint Probabilistic Data Algorithm Filter
J-STARS	Joint Surveillance and Target Attack Radar System
LOS	Line Of Sight
MHT	Multiple Hypothesis Tracker
MNE	Modèle Numérique de Terrain
MNT	Modélisation Numérique de Terrain
MOP	Measures Of Performance
MRA	Mixture Reduction Algorithm
MTI	Moving Target Indicator
NTIF	National Transmission Imagery Format
ONERA	Office National d'Etudes et de Recherche Aérospatiales
OTAN	Organisation du Traité de l'Atlantique Nord
PDAF	Probabilistic Data Algorithm Filter
RMSE	Root Mean Square Error
RPF	Ratio of False Alarms
RPR	Ratio of Redundant Alarms
RSO	Radar à Synthèse d'Ouverture
RSS-SPRT	Roas Set Segment based on Sequential Probability Ratio Test
SEKF	Sequential Extended Kalman Filter
SER	Surface Equivalent Radar

SIG	Systèmes d'Informations Géographiques
STANAG	STANdardization AGreement
TCF	Topographic Coordinate Frame
TGL	Trièdre Géographique Local
TOMHT	Track Oriented Multiple Hypothesis Tracker
VS IMM	Variable Structure Interacting Multiple Model
VS IMMC	Variable Structure Interacting Multiple Model under Constraint
WGS 84	World Geographic System 1984

Notations

$\{R_{geo}\}$	Repère géographique
$\{R_{TCF}\}$	Repère local TCF
a, b et c	Coefficient de l'équation cartésienne de la droite engendrée par le segment s dans le repère local
Ro	Liste de segments routiers constituant le réseau routier
O	<i>Origine du repère local</i>
X	Axe du repère local orienté vers l'est
Y	Axe du repère local orienté vers le nord
Z	Axe du repère local orienté vers le haut
$Off(s)$	Booléen renseignant sur l'éventuelle sortie (1) sur le segment s ou non (0)
$Obs(s)$	Booléen renseignant sur l'éventuelle visibilité du capteur (1) sur le segment s ou non (0)
ϑ_s	Direction du segment routier s dans le repère local
Tr_i	Tronçon routier numéro i
$z(k)$	Position du plot MTI au temps t_k dans le repère local
$b(k)$	Bruit de mesure sur les composantes x, y au temps t_k
$b_{\dot{\rho}}(k)$	Bruit de mesure sur la composante vitesse radiale $\dot{\rho}$ au temps t_k
$R(k)$	Covariance du bruit d'observation
Z^k	Ensemble de toutes les mesures obtenues depuis l'origine des temps jusqu'au temps t_k
$Z^{k,l}$	Séquence de mesures associée à l'événement d'association conjointe cumulée de la séquence l au temps courant t_k
$Z(k)$	Ensemble des mesures obtenues au temps t_k
$\theta^{l,j}(k)$	Événement d'association de la séquence l avec la mesure $z_j(k)$ au temps courant t_k
$\theta^{k,l}$	Événement d'association conjointe cumulée de la séquence l au temps courant t_k
$T^{k,l}$	Piste associée à l'événement $\theta^{k,l}$
m_k	Nombre de mesures au temps t_k
$H(k)$	Matrice d'observation de la mesure
M^i	$i^{ème}$ modèle dynamique
$M^i(k)$	Événement : l'état suit une dynamique associée à M^i au temps t_k
M_s^i	$i^{ème}$ modèle dynamique contraint au segment routier s
$M_s^i(k)$	Événement : l'état suit une dynamique associée à M_s^i au temps t_k
$M^{k,l}$	Séquence particulière de modèles
$x(k)$	Etat de la cible au temps t_k
x	Coordonnées est dans le plan (O, X, Y)
y	Coordonnées nord dans le plan (O, X, Y)
\dot{x}	Vitesse est dans le plan (O, X, Y)
\dot{y}	Vitesse nord dans le plan (O, X, Y)

$\hat{x}_i(k k-1)$	Etat prédit de la cible au temps t_k associé à M^i
$\hat{x}_i(k k)$	Etat estimé de la cible au temps t_k associé à M^i
$\hat{x}(k k-1)$	Etat prédit de la cible au temps t_k
$\hat{x}(k k)$	Etat estimé global de la cible au temps t_k
$\hat{x}_{i,s}(k k-1)$	Etat prédit de la cible au temps t_k associé à M_s^i
$\hat{x}_{i,s}(k k)$	Etat estimé de la cible au temps t_k associé à M_s^i
$\hat{x}_s(k k)$	Etat estimé global de la cible au temps t_k contraint au segment routier s
$\hat{x}'_i(k k-1)$	Etat prédit de la cible issu de M^i et associée à la piste $T^{k,j}$ au temps t_k
$\hat{x}'_i(k k)$	Etat estimé de la cible issu de M^i et associée à la piste $T^{k,j}$ au temps t_k
$\hat{x}'(k k)$	Etat estimé global associée à la piste $T^{k,j}$ au temps t_k
$\hat{x}'_{i,s}(k k-1)$	Etat prédit de la cible issu de M_s^i et associée à la piste $T^{k,j}$ au temps t_k
$\hat{x}'_{i,s}(k k)$	Etat estimé de la cible issu de M_s^i et associée à la piste $T^{k,j}$ au temps t_k
$\hat{x}'_s(k k)$	Etat estimé global contraint au segment s et associè à la piste $T^{k,j}$ au temps t_k
$\hat{x}_{0i}(k k)$	Etat estimé initial de la cible au temps t_k associé à M^i
$\hat{x}_{0i,s}(k k)$	Etat estimé initial de la cible au temps t_k associé à M_s^i
$\hat{x}_{0i,s>2}(k k)$	Etat estimé initial de la cible pseudo projeté au temps t_k associé à M_s^i
$P_i(k k-1)$	Covariance prédite de la cible au temps t_k associée à M^i
$P_i(k k)$	Covariance estimée de la cible au temps t_k associée à M^i
$P(k k)$	Covariance estimée globale de la cible au temps t_k
$P(k k-1)$	Covariance prédite de la cible au temps t_k
$P_{i,s}(k k-1)$	Covariance prédite de la cible au temps t_k associée à M_s^i
$P_{i,s}(k k)$	Covariance estimée de la cible au temps t_k associée à M_s^i
$P_s(k k)$	Covariance estimée globale de la cible au temps t_k contraint au segment routier s
$P'_{i,s}(k k-1)$	Covariance prédite de l'état $\hat{x}'_{i,s}(k k-1)$
$P'_{i,s}(k k)$	Covariance estimée de l'état $\hat{x}'_{i,s}(k k)$
$P'_s(k k)$	Covariance estimée de l'état $\hat{x}'_s(k k)$
$\tilde{z}(k k-1)$	Innovation au temps t_k
$\tilde{z}_i(k k-1)$	Innovation du modèle M^i au temps t_k
$P_{0i}(k k)$	Covariance estimée initiale de la cible au temps t_k associée à M^i
$P_{0i,s}(k k)$	Covariance estimée initiale de la cible au temps t_k associée à M_s^i
$P_{0i,s>2}(k k)$	Covariance estimée initiale pseudo projetée de la cible au temps t_k associée à M_s^i

F_i	Matrice de transition dynamique du modèle M^i
$F_{i,s}$	Matrice de transition dynamique du modèle M^i_s
$v(k)$	Bruit de modèle dynamique au temps t_k
$\tilde{Q}_i(t)$	Matrice de covariance du bruit d'état continue M^i au temps t
$Q_i(k)$	Covariance associée au bruit du modèle M^i au temps t_k
σ_x	Ecart type en x
σ_y	Ecart type en y
σ_d	Ecart type dans la direction de la route
σ_n	Ecart type dans la direction normale à la route
Γ_k	Matrice de transition du bruit de modèle
$K(k)$	Gain de Kalman au temps t_k
$S_i(k)$	Matrice de covariance du modèle M^i associée à l'innovation au temps t_k
$S(k)$	Matrice de covariance associée à l'innovation au temps t_k
$\Lambda_i(k)$	Vraisemblance du modèle M^i au temps t_k
$d_{j,i}^l$	Distance de Mahalanobis au carrée entre l'état prédit de la séquence $T^{k,l}$ du modèle M^i avec la mesure z_j
P_d	Probabilité de détection
P_g	Probabilité de fenêtrage
V_k	Volume de la fenêtre de validation
E	Espérance mathématique
\mathcal{N}	Densité de probabilité de la gaussienne
Δ_ε	Intervalle de temps d'une durée ε
e	Fonction exponentielle
$\mu_{ij}(k k)$	Matrice de mélange entre le modèle M^i et le modèle M^j au temps t_k
$\mu_i(k)$	Probabilité du modèle M^i au temps t_k
$\mu_{Tr_j}(k)$	Probabilité sur le tronçon Tr_j au temps t_k
$\Lambda_{Tr_j}(k)$	Vraisemblance sur le tronçon Tr_j au temps t_k
$\mu_{s_{ij}}(k)$	Probabilité sur le segment s_i du tronçon Tr_j au temps t_k
Id	Matrice identité
$Sent(x(k), \tau_0)$	Sentinelle associée à l'état $x(k)$ et activée au temps τ_0
P_s	Matrice de projection orthogonale sur le segment routier s

Introduction

La trajectographie, ou pistage, de cibles terrestres est un point crucial dans le domaine de la surveillance du champ de bataille. En effet, elle permet de dresser l'état des forces présentes sur le théâtre des opérations et d'anticiper les différentes stratégies et tactiques à développer concernant par exemple le positionnement des capteurs, la gestion des ressources d'informations géographiques.... Le pistage contribue à une plus grande cohérence globale de la fonction de renseignement. Or, la trajectographie n'est possible que s'il existe une ou plusieurs sources d'informations homogènes et/ou hétérogènes. Les différents capteurs opérationnels français utilisés pour la surveillance du champ de bataille, fournissent différentes informations appelées "rapports" qui sont du type :

- ROEM (Rapport d'Origine Electro Magnétique): issues des capteurs passifs ESM (Electronic Support Measure) délivrant des mesures d'angles.
- ROHUM (Rapport d'Origine HUMaine): issues des capteurs humains présents sur le champ de bataille, délivrant des données de positionnement et de classification.
- ROIM (Rapport d'Origine Image): issues des capteurs images SAR (Synthetic Aperture Radar), EO (Electro-Optic) et IR (Infra-Red) délivrant des données de positionnement et de classification.
- ROR (Rapport d'Origine Radar): issues de capteurs actifs GMTI (Ground Moving Target Indicator) délivrant des mesures d'angles, de distances et de vitesses radiales.

A partir des systèmes d'observation aéroportés GMTI (Ground Moving Target Indicator), il est possible de détecter les cibles en mouvements en mesurant l'effet Doppler. L'analyse physique du signal permet de mesurer, dans le repère capteur, la distance et l'angle entre le capteur et l'objet détecté ainsi que sa vitesse radiale c'est à dire dans l'axe de visée du capteur. Cette mesure élémentaire est appelée un plot MTI. Ainsi, pour tous les objets détectés, un ensemble de plots MTI est fourni à chaque instant d'acquisition du capteur. Cette unité temporelle est appelée un "scan" et influe directement sur la période d'échantillonnage. Par conséquent, le pistage d'une cible est réalisé à chaque période d'échantillonnage à partir de la prédiction de sa trajectoire suivant un modèle dynamique qui est ensuite corrigée ou mis à jour avec le plot MTI, correspondant à l'observation, par filtrage de Kalman. La poursuite (ou pistage) informe, en temps réel, sur l'évolution temporelle (ou piste) de la cible et permet d'obtenir ses caractéristiques cinématiques détaillées. Le système de poursuite a pour rôle d'initialiser la piste, de réaliser le pistage et d'éliminer la piste lorsque la cible disparaît de l'espace d'observation.

Les techniques classiques de trajectographie sont largement utilisées dans le cadre de systèmes d'observation de cibles aériennes. Toutefois, elles ne sont pas directement utilisables pour la poursuite de cibles terrestres de par la complexité du problème. Tout d'abord, contrairement aux cibles aériennes, les cibles terrestres sont beaucoup moins limitées dans leur **capacité de manœuvrer**, puisqu'elles ne sont pas soumises aux mêmes lois physiques. Une cible terrestre peut changer radicalement de comportement entre deux "scans", manœuvrer sur le réseau routier ou dans toutes les directions, s'arrêter. Pour l'ensemble des comportements, différents modèles dynamiques doivent donc être envisagés afin d'éviter la perte de la piste. De plus, les performances des **capteurs GMTI étant limitées**, puisque les mesures en position et vitesse radiale sont fortement bruitées, il s'ensuit que la convergence de la piste vers la trajectoire véritable de la cible est plus longue que celle obtenue à partir de capteurs plus précis. Ce manque de précision des mesures a une influence

directe sur le choix du modèle de la cible qui peut entraîner la perte de la piste et perturber la compréhension de la scène. Un autre problème important vient de la **densité du trafic routier** qui est beaucoup plus forte que celle de l'espace aérien, ce qui engendre de nombreux problèmes d'association entre les pistes et les plots MTI accentués avec la proximité des cibles. Les pistes obtenues avec des techniques classiques de pistage sont alors incohérentes avec la réalité de la scène. Enfin, la **topologie du terrain** joue un rôle important dans la précision et même dans la rectitude de l'information obtenue. En effet, la végétation, les crêtes d'une colline peuvent créer de nombreuses fausses alarmes et les cibles peuvent réapparaître et disparaître en raison des masques ou "zones aveugles" générés par l'élévation du terrain. Il convient donc de prendre en compte la perception des cibles afin d'éviter la rupture de la piste qui nuit à la qualité du pistage. En conclusion, les pistes obtenues à partir des techniques classiques de trajectographie sont trop nombreuses et de natures dynamiques incohérentes. Par conséquent, la quantité trop importante d'informations et la mauvaise précision des mesures perturbent les capacités d'analyse d'un opérateur. L'objectif des travaux présentés dans ce manuscrit est donc d'automatiser certaines procédures en améliorant les techniques usuelles de trajectographie pour le pistage de cibles terrestres.

L'étude bibliographique menée sur ce thème permet de conclure que la connaissance de la topologie du terrain est un facteur important pour la compréhension des événements et cette information doit être utilisée dans le système de pistage afin d'augmenter la précision et la durée de vie des pistes. Les travaux présentés dans ce document présente la fusion entre l'information contextuelle (topologie du terrain) et les données issues des capteurs GMTI afin d'améliorer la qualité du pistage.

Le premier chapitre présente les données disponibles ainsi que les traitements classiques de suivi de cible. Les caractéristiques des capteurs GMTI opérationnels (précision des données, période d'échantillonnage,...) sont détaillées, puis est présenté le format de données 4607 de l'OTAN (Organisation du Traité de l'Atlantique Nord) nécessaire à l'extraction des informations de chaque capteur. Par ailleurs, l'utilisation de l'information contextuelle nécessite l'organisation des données issues de Systèmes d'Informations Géographiques (SIG). Cette étape de gestion des ressources SIG, précédant une opération de surveillance du champ de bataille, est détaillée. Dans une deuxième partie, les techniques usuelles de trajectographie sans contrainte sont décrites, tel que les étapes du filtre de Kalman qui sont rappelées dans un cas simple où il n'existe qu'une cible toujours perceptible et où l'environnement est sans fausse alarme. On présente aussi les techniques usuelles permettant d'étendre les algorithmes développés dans cette étude vers un cadre réaliste en prenant en compte plusieurs cibles terrestres et des fausses alarmes. Afin de pallier les manœuvres des cibles, un algorithme à plusieurs modèles dynamiques, appelé IMM (Interacting Multiple Model) est considéré, puis une technique d'association par approche Bayésienne – le SB-MHT (Structured Branching Multiple Hypotheses Tracking) – est présentée pour pister une cible terrestre dans un environnement multi-cible.

Le deuxième chapitre concerne le pistage d'une cible en prenant en compte le réseau routier. Après avoir comparé les performances de plusieurs techniques, on montre que, lorsque le réseau routier est utilisé comme contrainte, les performances sont meilleures, en particulier celles de la technique de pseudo-projection de l'état estimé qui converge plus rapidement vers la solution. La position des segments routiers est alors perçue comme une information *a priori* qui contraint les pistes à appartenir au réseau.

Dans le chapitre trois, la technique de pseudo-projection de l'état est étendue à l'ensemble du réseau routier. Plus précisément, pour les cibles manœuvrant sur le réseau, un algorithme IMM (Interacting Multiple Model) à structure variable sous contrainte est proposé et étudié. L'algorithme

présenté dans ce chapitre assure donc la continuité du pistage des cibles qui manœuvrent sur le réseau routier en particulier grâce à ces différents modèles dynamiques sous contraintes.

Dans le chapitre quatre, il est proposé de prendre la vitesse radiale de la cible comme information supplémentaire. En effet, outre la position des plots MTI, le format STANAG 4607 de l'OTAN, standardisant le format de sortie GMTI, impose aux systèmes de délivrer pour chaque plot la vitesse radiale de l'objet détecté, plus communément appelée vitesse Doppler. Cette information supplémentaire permet d'une part d'améliorer la qualité de l'estimateur (sous certaines conditions) mais aussi dans un contexte multi-cible, d'augmenter le pouvoir séparateur entre la mesure prédite et le plot MTI. Cependant, en raison des propriétés physiques du signal, la vitesse Doppler reste fortement corrélée à la position de la mesure. C'est pourquoi, certains systèmes (solution ASRO-X) n'utilisent cette information qu'après le calcul de l'état estimé en corrigeant éventuellement l'erreur sur la vitesse radiale estimée. Plusieurs algorithmes de décorrélation sont donc présentés dans ce chapitre afin d'éviter la divergence de l'estimateur. Une fois la vitesse radiale décorrélée de la position, elle est ensuite utilisée pour pallier le problème d'association. De plus, à partir de la géométrie du réseau, il devient possible d'anticiper la manœuvre de la cible terrestre et de mieux prédire la vitesse radiale, améliorant ainsi le pouvoir séparateur entre les cibles. Enfin, la vitesse radiale mesurée est prise partiellement en compte suivant la géométrie du réseau car cette information plus ou moins fiable peut entraîner la perte de la piste. Un test du Chi² permet alors de mesurer la "confiance" sur la composante Doppler et de modifier par conséquent l'observation mesurée par le capteur.

Le chapitre cinq concerne le traitement des cibles qui quittent délibérément le réseau routier. En effet, dans le cadre de surveillance du champ de bataille, les objets d'intérêt sont bien souvent des véhicules pouvant éventuellement quitter le réseau routier, s'il est possible physiquement de le quitter. A ce stade, si le réseau est perçu comme une contrainte, la piste est maintenue sur la route provoquant ainsi la non association entre la mesure et la piste, puis la perte de la piste elle-même. Ainsi un modèle dynamique sans contrainte doit être activé lorsque la cible quitte le réseau. Après avoir dressé l'ensemble des techniques existantes sur les sorties de routes, un test d'hypothèses est présenté permettant de choisir entre l'hypothèse "la cible évolue sur le réseau" avec "la cible évolue en dehors du réseau". Afin d'éviter l'explosion de la combinatoire, un test flou basé sur la probabilité globale modélise le "doute" sur l'éventuelle sortie de route de la cible. Lorsque le test est favorable au maintien de l'hypothèse par défaut, les modèles dynamiques sans contrainte ne sont pas activés, diminuant ainsi le nombre d'hypothèses concurrentes à maintenir. Dans le cas contraire, une piste sans contrainte est générée à partir des modèles dynamiques sans contrainte. Puis, les deux hypothèses sont maintenues tant que le doute perdure. Cette technique permet de maintenir la continuité des pistes lorsque les cibles quittent le réseau.

Dans le sixième chapitre, le cas où les cibles ne sont pas perceptibles est abordé. Il existe plusieurs phénomènes qui expliquent la non détection des cibles : soit les cibles s'arrêtent, soit elles sont masquées par le terrain. Si les cibles s'arrêtent ou ont une faible vitesse de déplacement, les capteurs GMTI, de part leur nature même, ne les détectent plus car ils ne peuvent percevoir que les cibles en mouvement. Dans un cas simple, l'introduction du modèle STOP dans la structure de l'IMM assure le maintien des pistes à l'arrêt lorsque les cibles ne sont plus détectées. Ce modèle étant présent dans la structure de l'IMM, il est toujours activé dans ce cas. En présence de zones aveugles liées à l'élévation du terrain et la vitesse minimale de détection (MDV : Minimal Detection Velocity) dépendante du capteur, les cibles peuvent ne plus être perceptibles tout en manœuvrant sur le réseau routier. C'est pourquoi deux types de masques sont considérés : les masques liés à l'élévation du terrain et ceux liés à la géométrie du réseau en fonction de la position du capteur. Pour chacun des masques, une technique est présentée afin de déterminer analytiquement une probabilité *a priori* associée à chaque modèle dynamique en fonction de l'état prédit. La stratégie qui est alors adoptée est de placer des "sentinelles" spatio-temporelles en sortie

de chaque masque dont le rôle est de détecter la ré-apparition de la cible lorsqu'elle quitte la zone aveugle.

Pour finir, le dernier chapitre est dédié à la présentation d'expérimentations et de résultats obtenus sur des données simulées. Les performances de l'algorithme de structure variable à interaction multiple entre les modèles sous contraintes (VS IMMC) présenté dans cette étude, sont mesurées sur plusieurs scénarii à complexité croissante. Dans une première partie les différentes mesures de performances (MOP) sont présentées. La pertinence de l'algorithme proposé repose essentiellement sur des critères de précision et de continuité de piste. Puis, dans une deuxième partie, quatre scénarii sont proposés qui se différencient suivant un jeu de paramètres sur les filtres et sur le capteur, sur le nombre de cibles, sur la dynamique des cibles, sur la proximité entre les cibles et sur la trajectoire du capteur. Les résultats du VS IMMC sont comparés par rapport à un IMM usuel.

Chapitre 1.

Caractéristiques des capteurs GMTI opérationnels, format des données et techniques usuelles de trajectographie

1.1. Introduction

Cette thèse s'inscrit dans le cadre d'étude de futures stations de fusion à partir de systèmes d'observation opérationnelle GMTI (Ground Moving Target Indicator). L'objet de ce chapitre est donc de présenter les différents capteurs, hypothèses et définitions nécessaires pour la trajectographie de cibles terrestres. C'est pourquoi, dans une première partie, les différents capteurs aéroportés GMTI opérationnels sont présentés ainsi que leurs différentes caractéristiques techniques. Les données issues des capteurs GMTI sont fournies sous forme de rapports MTI (Moving Target Indicator). Les rapports MTI sont définis suivant un certain formalisme à partir duquel il est possible de récupérer toutes les informations nécessaires afin d'assurer la fonction de pistage. Le processus de pistage prend en entrée tous les plots MTI définis à partir du format de l'OTAN, le STANAG (STANdardizaion AGreements) 4607, qui est présenté dans la troisième partie de ce chapitre.

L'objectif de cette thèse est d'introduire l'information contextuelle dans le processus de pistage. Ainsi, les données cartographiques utilisées sont présentées dans ce chapitre et exportées sous un certain format, afin de travailler dans un référentiel local et commun à tous les capteurs.

Par ailleurs, les techniques usuelles de trajectographie, employées dans cette étude, sont ici succinctement rappelées. Ces techniques permettent d'assurer la fonction de pistage de cibles manœuvrantes dans un environnement riche en cibles multiples et en fausses alarmes.

1.2. Caractéristiques des capteurs GMTI

1.2.1. Système HORIZON

Le système radar HORIZON - Hélicoptère d'Observation et Radar d'Investigation de ZONE - développé en France est unique au monde [Puttré2003]. Bien qu'ayant fait ses preuves durant la guerre du Kosovo, le nombre restreint des plates-formes pose cependant la question de son rôle exact dans un théâtre d'opérations. Le système HORIZON a été développé pendant la guerre froide comme capteur pour assister l'artillerie dans l'identification de véhicules mobiles à combattre. La plate-forme utilisée est l'hélicoptère AS-532UL Cougar d'Eurocopter (Figure 1). Trois de ces appareils et deux stations terrestres (Figure 2) forment l'escadron HORIZON, qui est incorporé au 1er régiment d'hélicoptères de combat basé à Phalsbourg, en Lorraine.



Figure 1 – Système MTI HORIZON.



Figure 2 – Station terrestre.

Avec le temps, les demandes de l'Armée de Terre française ont contribué à faire de l'HORIZON un élément de niveau opératif. Mais cela traduit davantage la rareté du système que

son impact sur un théâtre d'opérations. En raison du poids du radar, le Cougar n'est pas capable de décoller avec son plein de carburant, de sorte que son autonomie est limitée à trois heures - y compris le transit. Concrètement, un hélicoptère donné recevrait la mission de surveiller une zone précisément définie - un croisement, une vallée ou une plage de débarquement - où une activité ennemie est attendue. Les appareils de l'escadron fourniraient en se relayant une couverture du secteur.

Le senseur actif est le radar Target de Thales, multi-mode à bande J, avec pour mode principal l'indication de cible mobile (ICM ou MTI pour la traduction anglo-saxonne). Sa portée est estimée à environ 160 kilomètres avec une résolution de 30 à 100 mètres pour une vitesse de la cible oscillant entre 8 et 280 kilomètres par heure. Une combinaison de scanning mécanique et électronique lui permet de couvrir 3000 kilomètres carrés en 30 secondes. Les officiers de l'armée française et les spécialistes de l'escadron Horizon le décrivent avec fierté comme le "*meilleur radar [ICM] de l'OTAN*" en raison de sa résolution et de sa fiabilité.

La fonction du radar consiste à détecter les véhicules en mouvement, et il peut aisément classer les cibles entre véhicules chenillés, véhicules à roues, hélicoptères à basse altitude ou bateaux. L'hélicoptère vole à une altitude de 2400 à 4500 mètres en accomplissant sa mission. L'équipage de quatre hommes comprend deux pilotes, un ingénieur de vol et un opérateur de radar. Le système a une "data link" (*i.e.* un bus de données) à micro-ondes Agatha de Thales, qui le relie à une station terrestre dédiée et montée sur un camion. La station terrestre, à son tour, est en communication avec l'échelon de commandement approprié.

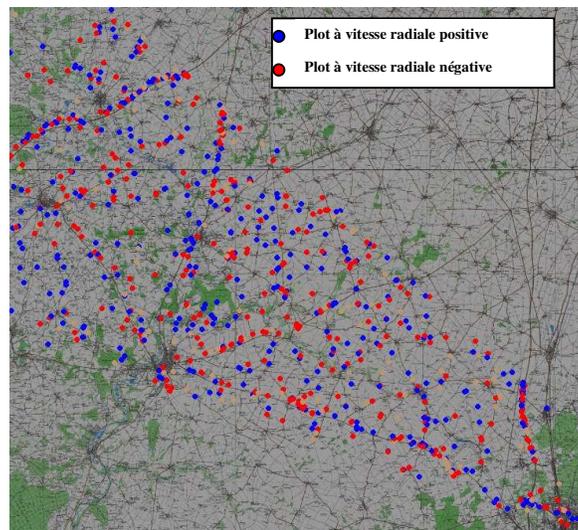


Figure 3 – Capture d'écran des plots MTI du système HORIZON.

Un seul escadron HORIZON - et il n'y en a effectivement qu'un - n'est pas capable de couvrir un théâtre aussi grand qu'un état américain, comme le font les avions américains E-8C JSTARS (Joint Surveillance Target Attack Radar System, Figure 4).

En fait, les officiers de l'HORIZON considèrent comme essentiel que le radar de leur hélicoptère soit combiné avec d'autres senseurs, y compris le JSTARS. Ce dernier détecte à longue distance un possible convoi ennemi, et il peut charger l'HORIZON de se déplacer pour voir de plus près. L'HORIZON, à son tour, pourrait signaler d'autres éléments d'information, surveillance et reconnaissance (ISR), comme des avions sans pilote (*i.e.* drones). Ce type d'approche multisenseur pour l'ISR incarne certainement le futur de l'espace de bataille électronique. Lorsque l'escadron Horizon a été déployé à Skopje en Macédoine, pour appuyer les opérations de l'OTAN au Kosovo, il a agi de concert avec d'autres éléments de reconnaissance.

1.2.2. Système JSTARS

En 1985, la firme Grumman Aerospace & Electronic's Group a reçu un contrat de l'U.S. Army et de l'U.S. Navy pour le développement du J-STARS (Joint Surveillance and Target Attack Radar System) [JSTARS]. La firme Boeing a procédé à la modification de deux cellules de C-18A, ces appareils recevant notamment, un radar MTI latéral logé sous un carénage de 9 mètres. Ce radar peut détecter toutes les cibles en mouvement ou stationnaires. Le J-STARS peut voler à une altitude comprise entre 3000 et 10 000 mètres, en autonomie de 29 heures avec un ravitaillement.



Figure 4 – Système MTI JSTAR.

Le radar GMTI à bande J est muni d'une antenne à balayage électronique ce qui lui permet d'avoir des taux de rafraîchissement compris entre 1 et 5 secondes selon la surface de la zone de surveillance. Le champ d'ouverture de l'antenne est de 120 degrés lui permettant ainsi de couvrir une zone de 50 000 kilomètres carrés. Il est capable de détecter les objets manœuvrant à 250 kilomètres avec une précision allant de 20 à 200 mètres.

Le radar est l'un des seuls capables de fournir, avec une précision variable, la signature radiale des cibles lui conférant ainsi de plus grandes propriétés de classification et d'identification. Contrairement au système HORIZON, la station de traitement des données est embarquée.

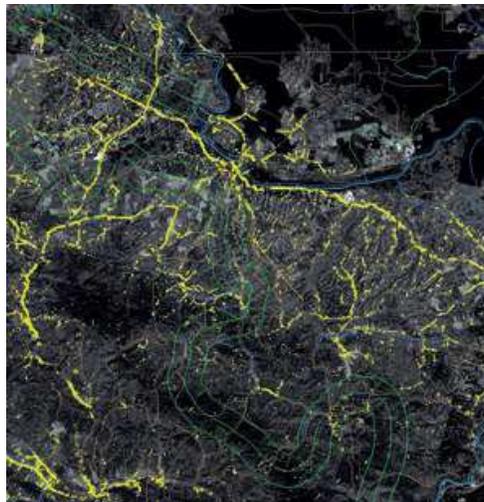


Figure 5 – Capture d'écran des plots MTI du système J-STARS.

1.2.3. Système Global Hawk

Depuis plusieurs années, avec les modifications des enjeux opérationnels, les systèmes aéroportés de surveillances terrestres doivent être capables d'assurer la fonction de détection de cibles mobiles avec une plus grande précision sans pour autant couvrir une zone d'intérêt de plusieurs milliers de kilomètres carrés [Milebrook2000]. Le premier drone développé par Northrop Grumman, appelé Global Hawk (Figure 6), muni d'un capteur GMTI est rentré en service actif en mars 2001. Il répond efficacement aux nouvelles exigences opérationnelles puisqu'il peut couvrir une petite zone de surveillance (appelée "spot") de 4 kilomètres carrés, (Figure 7).



Figure 6 – Global Hawk.

Le prototype du Global Hawk comporte une série de capteurs imageurs de type RSO/EEF (radar à synthèse d'ouverture - éliminateur d'échos fixes), infrarouges et visibles. Au cours d'une mission de 24 heures au-dessus d'une région cible, le RSO (Radar à Synthèse d'Ouverture) en bande X (9,35 GHz) peut acquérir une image couvrant une surface de 137 à 196 kilomètres carrés en 120 secondes avec une résolution spatiale de 10 m en mode de recherche ou 1 900 imagerie ou "spots" de 2 km sur 2 km avec une résolution spatiale de 0,3 m. Pour un spot situé à 50 kilomètres du capteur la période de rafraîchissement est à peu près de 4 secondes atteignant une précision de 20 mètres. Construit par Hughes, le RSO est doté d'un mode "indicateur de cible terrestre mobile" (GMTI) capable de détecter une vitesse supérieure à 1,85 kilomètre par heure. Le RSO et le capteur optoélectronique ou infrarouge peuvent être exploités simultanément.

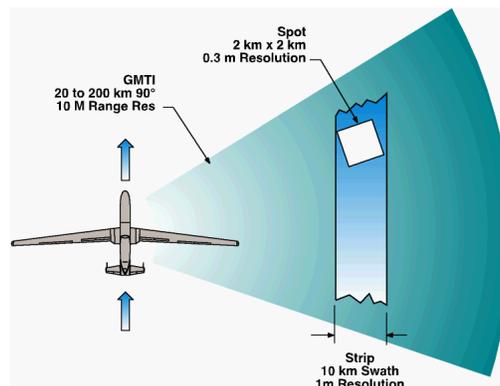


Figure 7 – Principe de fonctionnement du capteur MTI du Global Hawk.

1.2.4. Système X

En 2003, EADS procède à son tour aux premiers essais d'un nouveau concept français de système d'observation aéroporté : le système X [Gatepaille2002]. Muni de plusieurs capteurs (EO/IR, SAR/MTI) il permet de couvrir une petite zone d'intérêt alliant précision des cibles détectées et rapidité d'acquisition des mesures.



Figure 8 – Système X

Le senseur actif est un radar à balayage électronique SAR/MTI à bande X . Sa portée est estimée à 100 kilomètres avec une résolution inférieure à 1 mètre. Le capteur couvre une zone de 100 kilomètres avec des délais de rafraîchissement compris entre 1 et 10 secondes selon la surface à surveiller. La résolution distance n'excède pas 1 mètre. Les conditions d'observations sont les suivantes : la SER (Surface Equivalente Radar) doit être supérieure ou égale à 10 décibels par mètre carré, la vitesse radiale des cibles doit être comprise entre 10 et 100 km/h au moins.

1.3. Format de données MTI

Les données des capteurs GMTI, appelés données MTI, sont exprimées dans un formalisme bien précis. Il s'agit dans le cadre de cette étude de travailler avec les contraintes liées à ce format présenté dans cette partie.

Le format de données décrit dans le STANAG 4607, et défini dans [Lenk1998] et [OTAN2003], constitue un moyen de transmission des données de détection de l'éliminateur d'échos de sol fixes (GMTI). Ce STANAG de l'OTAN permet de satisfaire les besoins des pays membres de l'OTAN en matière de diffusion des données du radar GMTI et sera utilisé conjointement avec les autres normes relatives à la diffusion des données complémentaires. Le format GMTI est un format binaire à base de messages conçus pour la diffusion rapide des données MTI. Il peut être utilisé de manière indépendante ou intégré dans un format à base d'images, tel que le format d'imagerie secondaire de l'OTAN (STANAG 4545) ou le format normalisé de transmission d'images nationales (NTIF) pour la diffusion de l'imagerie secondaire, ou dans un format à base de messages, tel que le format d'imagerie primaire de l'OTAN (STANAG 7023) pour la diffusion de l'imagerie primaire. Les comptes-rendus de cible (*i.e.* éléments associés à une détection) pour toutes les détections GMTI effectuées pendant ce balayage et sera envoyé même si aucune cible n'est détectée.

1.3.1. Segment de balayage

Un segment de balayage est un compte-rendu sur un groupement de zéro ou de plusieurs comptes-rendus de cibles pour lesquels le capteur fournit une heure, une position de capteur, une position de référence au sol unique, avec des estimations simples relatives à la zone observée au moment du compte-rendu et toute autre donnée utile, de la position de l'emprise capteur au sol... Un segment de balayage peut être associé à un temps de balayage du radar, mais pas nécessairement. Le segment de balayage (Tableau 1) présente les données qui se rapportent à des cibles MTI. Des segments de balayage seront envoyés pour chaque groupement logique de comptes-rendus de cibles. Un segment de balayage sera transmis même si aucune cible n'est observée.

Tableau 1 – Segment de balayage

Champ	Nom du Champ	Unité
D3	Indice de balayage	Aucune
D5	Nombre de compte rendu cible	Aucune
D6	Temps de balayage (par rapport au calendrier Julien))	Millièmes de seconde
D7	Latitude du capteur (en WGS 84)	Degrés
D8	Longitude du capteur (en WGS 84)	Degrés
D9	Altitude du capteur	Centimètres
D24	Latitude centrale de balayage	Degrés
D25	Longitude centrale de balayage	Degrés
D26	Demi-longueur de case distance de balayage	Kilomètres
D27	Demi-angle de balayage	Degrés
D28	Cap du capteur	Degrés
D29	Roulis du capteur	Degrés
D30	Tangage du capteur	Degrés
D31	Vitesse minimale de détection	Décimètres par seconde
D32	Comptes Rendus Cibles	Aucune

La description des champs du segment de balayage est donnée en annexe 8.1.

1.3.2. Compte Rendu de Cible (CRC)

Le Tableau 2 décrit le format des comptes-rendus de cible. Un compte-rendu de cible est transmis pour chaque cible observée à l'intérieur du balayage. Les cibles détectées à l'intérieur d'un balayage peuvent être réparties entre des segments de balayages multiples. Les cibles détectées à l'intérieur d'un balayage, mais détectées par différents modes radar ou processeurs de radar, peuvent être signalées dans des segments de balayages séparés (autrement dit interne au fouillis, externe au fouillis, cibles associées à une haute résolution radiale, etc.). Le plot MTI peut être référencé dans un repère indépendant du capteur.

Tableau 2 – Compte-rendu de cible

Champ	Nom du Champ	Unité
D 32.1	Indice de compte rendu de cible	Aucune
D 32.2	Latitude du plot MTI (en WGS 84)	Degrés
D 32.3	Longitude du plot MTI (en WGS 84)	Degrés
D 32.6	Hauteur géodésique du plot MTI (en WGS 84)	Mètres
D 32.7	Vitesse radiale	Centimètres/seconde
D 32.12	Incertitude oblique	Centimètres
D 32.13	Incertitude transversale	Décimètres
D 32.14	Incertitude sur la hauteur	Mètres
D 32.15	Incertitude sur la vitesse radiale	Centimètres/seconde
D *	Incertitude sur la position	Degrés ² /Degrés ² / Degrés.Mètres/ Degrés ² /Degrés ² / Degrés.Mètres/ Degrés.Mètres/ Degrés.Mètres/ Mètres ²

- Indice de compte-rendu MTI (D32.1) :
Numéro d'ordre de ce compte-rendu MTI à l'intérieur du balayage. Le champ D32.1 est conditionnel et doit être envoyé si un rapport HRR est fourni pour les cibles détectées dans ce balayage.
- Localisation de la cible - Latitude $la(k)$ à haute résolution (D32.2) :
Position nord-sud de la détection signalée, exprimée en degrés nord (positive) ou sud (négative) par rapport à l'équateur. Le champ D32.2 est conditionnel et est toujours envoyé avec le champ D32.3. Tous deux ne sont envoyés que si la largeur de bande de transmission permet d'utiliser 4 octets pour la latitude et la longitude de la cible respectivement. Si les champs D32.2 et D32.3 sont envoyés, les champs D32.4 et D32.5 ne le sont pas.
- Localisation de la cible -Longitude $lo(k)$ à haute résolution (D32.3) :
Position est-ouest de la détection signalée, exprimée en degrés est (positive) par rapport au méridien d'origine. Le champ D32.3 est conditionnel et est toujours envoyé avec le champ D32.2. Ils ne sont envoyés que si la largeur de bande de transmission permet d'utiliser 4 octets pour la latitude et la longitude de la cible respectivement.
- Localisation de la cible - Hauteur $alt(k)$ géodésique (D32.6) :
Hauteur de la détection signalée, référencée par rapport à sa position au-dessus de l'ellipsoïde WGS 84, exprimée en mètres. Ce champ restitue la hauteur géodésique employée dans la transposition des coordonnées radar de la cible en coordonnées géodésiques de la cible. Si ce champ n'est pas envoyé, la hauteur de la cible sera interprétée comme se trouvant sur le modèle de terrain décrit dans le segment de définition du travail, champs J27 et J28. Il peut également être fourni par des sources locales de substitution, telles que les données de hauteur du géoïde WGS 84 ou avec les données de relief numériques DTED de niveau 0. Le champ D32.6 est facultatif.
- Composante de vitesse de la cible dans l'axe de visée (D32.7) :
Composante de vitesse de la détection signalée, exprimée en mètres par seconde, corrigée du mouvement de la plate-forme, dans l'axe de visée entre le capteur et la détection signalée, où la direction positive correspond à un éloignement par rapport au capteur. Le champ D32.7 est facultatif. S'il est envoyé, le champ D32.8 est alors lui aussi envoyé.
- Incertitude de mesure de la cible - Distance oblique (D32.12) :
Ecart-type de l'estimation de la distance oblique de la détection signalée, exprimé en centimètres. Le champ D32.12 est conditionnel.
- Incertitude de mesure de la cible - Distance transversale (D32.13) :
Ecart-type de l'estimation de la position, dans la direction transversale, de la détection signalée, exprimé en décimètres.
- Incertitude de mesure de la cible - Hauteur (D32.14) :
Ecart-type de l'estimation de la hauteur géodésique indiquée dans le champ D32.6, exprimé en mètres. Le champ D34.14 est conditionnel.
- Incertitude de mesure de la cible - Vitesse radiale de la cible (D32.15) :
Ecart-type de la mesure de la composante de vitesse dans l'axe de visée indiquée dans le champ D32.7, exprimé en centimètres par seconde.
- Covariance en position (D*):
Ce champ ne figure pas dans le STANAG 4607 mais devrait apparaître dans une nouvelle version du STANAG. Il s'agit d'une matrice d'incertitude associée à la position des plots MTI (champs : D 32.2, D 32.3, D 32.6).

1.4. Information contextuelle

En plus des informations données par le capteur GMTI, l'information contextuelle représente la connaissance associée à l'environnement dans lequel évolue la cible (*i.e.* conditions de circulation, positions des routes, conditions météo...). Dans cette étude, seuls les éléments géographiquement définis sont considérés comme étant une information contextuelle. Il existe effectivement des bases de données dans lesquelles est répertoriée toute l'information géographique modélisable. Dans les parties suivantes, les données géographiques nécessaires pour cette étude sont présentées. L'exploitation de la position des segments routiers nécessite d'un formalisme particulier permettant d'assurer une représentativité hiérarchique du réseau routier.

1.4.1. Données géographiques

Depuis plusieurs années, les forces armées disposent de cartes topographiques permettant d'apporter de l'information sur le réseau routier et sur l'altimétrie de la zone d'observation (hauteur du terrain, des bâtiments...). Ces cartes sont préalablement déterminées grâce aux relevés topographiques des satellites, des survols aériens (IGN, drones, avions de combats,...), des renseignements pré-conflit... Les routes sont segmentées au niveau de l'axe médian et les coordonnées de chaque extrémité (exprimées dans l'ellipsoïde de référence *WGS 84*) sont stockées dans une base de données spécifique (exemples de SIG : BD_TOPO [IGN2003], format DTIM). Le réseau routier est ainsi défini par un ensemble connexe de segments de droite représentant l'axe médian de chaque route. Contrairement aux approches de Ulmke [Ulmke2002] et d'Antony [Antony1995] qui supposent respectivement que le réseau est soit non connexe (le réseau est construit à partir d'un graphe de Jordan), soit "rasterisé", la connexité prend une part importante dans la rapidité de sélection de segments adjacents.

De plus, la base constituant le système d'information géographique (SIG) fournit des données exhaustives sur la position des segments routiers, la longueur des segments, les ponts, le nombre de voies, la possibilité de quitter les routes (*i.e.* présence de glissière de sécurité, de terre-pleins...). Quatre informations sont ainsi utilisées pour cette étude :

- La position du segment routier s : exprimée dans le repère géographique *WGS84*.
- La possibilité pour un véhicule de quitter la route indiquée pour chaque segment routier s par un entier positif (0 si la cible peut quitter le réseau routier, 1 sinon) représentés pour chaque segment routier s par la fonction $Off(s)$.
- Les masques de visibilité liés au réseau : typiquement les tunnels qui sont indicés par un entier positif (0 si la cible ne peut être visible, 1 sinon) représentée pour chaque segment routier s par la fonction $Obs(s)$ (approche proposée par Kirubarajan dans [Kirubarajan2000]).
- Le modèle numérique de terrain (MNT) du terrain permettant de déterminer les masques de terrain ou les zones d'intervisibilités du capteur.

1.4.2. Exploitation des données

Lorsqu'une opération de surveillance d'une zone d'intérêt est programmée, un référentiel topographique local (O, X, Y, Z) noté $\{R_{TCF}\}$ est prédéfini dans un premier temps. Le repère $\{R_{TCF}\}$ est appelé *TCF* (Topographic Coordinate Frame) dont l'équivalent français est le repère *TGL* (Trièdre Géographique Local). C'est dans ce référentiel que s'exprimeront les coordonnées géographiques des cibles perçues et des pistes estimées. Typiquement, c'est l'opérateur qui choisit l'origine $O = [l_o, l_a, r]$ du repère orthonormé local $\{R_{TCF}\}$, exprimé généralement dans le référentiel géographique *WGS 84*. Le référentiel cartésien associé au repère géographique *WGS 84* est noté $\{R_{geo}\}$ de centre G qui correspond au centre de l'ellipsoïde *WGS 84*, l'axe GX_{E84} est orienté vers le méridien de Greenwich, l'axe GZ_{E84} est orienté vers le Nord géographique et l'axe GY_{E84} vers l'Est

telle sorte que le repère forme un trièdre direct. Les axes X , Y et Z du repère $\{R_{TCF}\}$ sont construits de manière à ce que X soit orienté vers l'Est, Y vers le Nord et Z de manière à compléter le trièdre direct X,Y,Z . Ainsi, toutes les coordonnées des segments routiers doivent être exportées du référentiel $WGS\ 84$ dans le référentiel local (O,X,Y,Z) . Les techniques d'alignements nécessaires à la conversion des données $WGS\ 84$ au repère local $\{R_{TCF}\}$ sont données dans l'annexe 8.2.

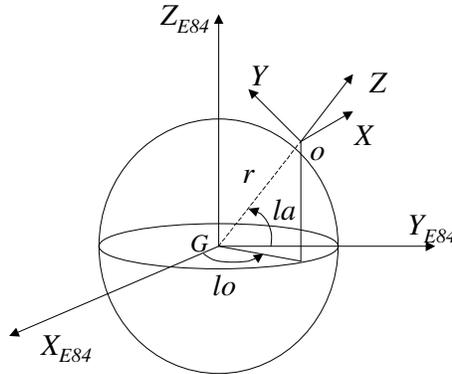


Figure 9 – Représentation du repère local TCF dans l'ellipsoïde de référence WGS 84

Toutes les données (positions, vitesses, incertitudes associées...) sont bien évidemment exportées et exprimées dans le repère local $\{R_{TCF}\}$. Les segments routiers enregistrés dans la base SIG bénéficient alors d'un prétraitement permettant de convertir les coordonnées $WGS84$ des segments dans le repère local (O,X,Y,Z) .

De plus, ce prétraitement permet d'effectuer la labellisation des segments routiers appartenant à un même tronçon de route. En effet, un tronçon est défini par une succession de segments routiers délimités par des intersections ou des fins de route. Les segments se distinguent alors par leur appartenance à un tronçon de route noté " Tr_i " où " i " est l'identifiant du tronçon (Figure 10).

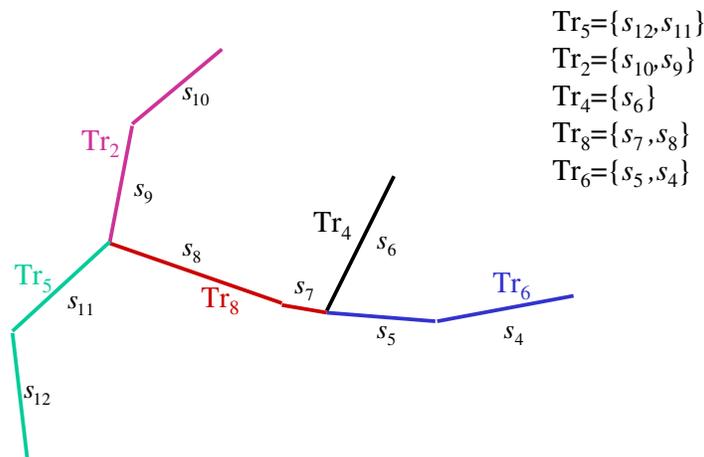


Figure 10 – Labellisation des segments routiers par tronçons de routes.

L'introduction de l'information contextuelle dans les techniques classiques de pistages, ne peut être faite que si le système dispose d'une base SIG. Cette base peut être constituée d'une quantité importante d'informations (hauteur des bâtiments, MNT...). Dans cette étude l'hypothèse

faite est que le système dispose au minimum de la position des segments routiers. La classification des segments par tronçons de routes est une approche propre à l'étude.

1.4.3. Représentation du réseau routier : construction d'un graphe

Une représentation structurée du réseau routier est nécessaire pour optimiser les temps de calcul et améliorer la complexité de l'algorithme. On rappelle que le tronçon routier est défini par une succession de segments routiers. Le réseau routier est considéré comme un multigraphe pondéré avec les propriétés suivantes :

1. Chaque nœud représente un tronçon routier de degré égal au nombre de tronçons routiers adjacents.
2. Chaque arc représente la connexion entre deux tronçons routiers et est pondéré par la probabilité de transition entre les deux tronçons routiers associés aux extrémités de l'arc. Par défaut les probabilités de transition entre les tronçons routiers sont égales entre elles.
3. Chaque nœud pointe sur une liste doublement chaînée de segments routiers connexes où chaque segment s est associé aux fonctions $off(s)$ (i.e. la cible peut quitter le segment s) et $obs(s)$ (i.e. la cible ne peut être détectée sur le segment s).

En reprenant le réseau routier Figure 10, le multigraphe est représenté par le schéma suivant :

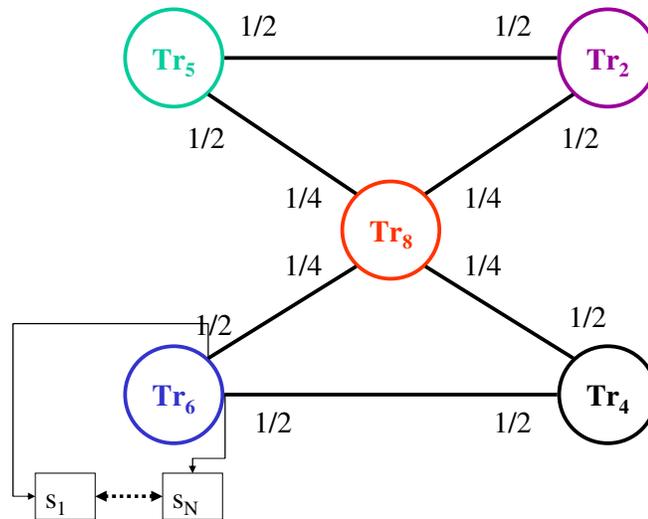


Figure 11 – Multigraphe du réseau routier.

Chaque nœud est associé à un tronçon routier et implicitement à une liste doublement chaînée de segments routiers. Sur chaque arc sortant est associée la probabilité de transition avec le nœud suivant. Chaque nœud entrant pointe sur une extrémité de la chaîne caractérisant ainsi le premier segment adjacent au tronçon du nœud entrant.

Nous disposons donc maintenant d'une structure de représentation du réseau routier.

1.5. Pistage mono-cible, mono-modèle

Le pistage de cible est une problématique connue pour laquelle beaucoup de travaux ont été développés. Cette partie présente brièvement la plus connue : le filtrage de Kalman à temps discret pour estimer l'état (position et vitesse) d'un système stochastique. Afin d'obtenir les caractéristiques cinématiques détaillées d'une cible, l'utilisation du filtre de Kalman contribue à modéliser la

trajectoire des véhicules terrestres et à corriger cette modélisation à partir du plot MTI fourni par le CRC.

1.5.1. Dynamique de la cible

Il existe deux approches pour modéliser la trajectoire des cibles : soit la modélisation de la trajectoire est faite dans un espace continu puis discrétisé, soit la modélisation est directement établie dans un espace discret. La première approche est retenue puisqu'elle repose directement sur la nature physique de la cinématique de la cible. Par ailleurs, d'après les travaux de Mahendra [Mallick2002], la modélisation de la dynamique dans le repère local TCF peut être faite uniquement dans le plan (O, X, Y) . En effet l'auteur prouve que dans un repère local, l'intégration de la composante altitude Z dans le modèle dynamique n'a que peu d'impact sur le calcul de l'estimateur de l'état en position et vitesse dans le plan (O, X, Y) . La non prise en compte de la composante altitude évite une sur-paramétrisation de l'estimateur et contribue ainsi à diminuer les erreurs sur les composantes (X, Y) . Toutefois, la composante en Z peut être obtenue par projection de la position de l'état estimé sur le modèle numérique de terrain (MNT).

La modélisation de la dynamique (position et vitesse de déplacement) d'un mobile terrestre dans un espace continu est donnée par Fortman *et al.* dans [Fortmann1988], dont les principes sont rappelés dans cette partie. L'équation stochastique de la dynamique s'écrit de la manière suivante :

$$\frac{\partial x(t)}{\partial t} = C(t) \cdot x(t) + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \tilde{v}(t) \quad (1)$$

où la matrice $C(t)$ est une matrice de transition de dimension 4×4 et x est le vecteur d'état de dimension 4 et tel que:

$$x(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ y(t) \\ \dot{y}(t) \end{bmatrix} \quad (2)$$

les composantes $(x(t), y(t))$ et $(\dot{x}(t), \dot{y}(t))$ sont respectivement la position de la cible et sa vitesse dans le plan (O, X, Y) du repère cartésien local $\{R_{TCF}\}$. En pratique la vitesse de l'objet n'est jamais constante. C'est pourquoi la variation de la vitesse est associée à un bruit blanc gaussien centré $\tilde{v}(t) = [\tilde{v}_x \quad \tilde{v}_y]^T$ dont les composants correspondent aux variations de la vitesse pendant l'intervalle de temps Δ_ε sur $\dot{x}(t)$ et $\dot{y}(t)$. La matrice de covariance $\tilde{Q}(t)$ associée à $\tilde{v}(t)$ est telle que :

$$\tilde{Q}(t) = E \left[\tilde{v}(t) \cdot \tilde{v}(t + \varepsilon)^T \right] \cdot \Delta_\varepsilon \quad (3)$$

la matrice $\tilde{Q}(t)$ est de dimension 4×4 . La matrice $C(t)$ de l'équation (1) est construite suivant l'hypothèse faite sur l'évolution de la dynamique instantanée de la cible. En supposant que la cible évolue uniformément, le modèle à vitesse constante (CV : Constant Velocity) dépend de la matrice de transition dynamique définie par :

$$C(t) = C = \begin{pmatrix} Bc & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & Bc \end{pmatrix}, \quad Bc = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (4)$$

L'équation (1) est discrétisée en posant $\Delta_k = t_k - t_{k-1}$ qui correspond au pas d'échantillonnage qui n'est pas forcément constant. Il vient après discrétisation de l'équation (1), l'expression du système stochastique à temps discret de la dynamique de la cible :

$$x(k+1) = F(k) \cdot x(k) + \Gamma_k \cdot v(k) \quad (5)$$

où $F(k)$ est la matrice d'état du système de dimension 4×4 solution de l'équation différentielle du premier ordre (1) telle que $F(k) = e^{c^{(k)} \cdot \Delta_k}$. Le vecteur aléatoire $v(k)$ est de dimension 2×1 dont chaque composante est un bruit blanc gaussien centré de matrice de covariance :

$$Q(k) = E[v(k) \cdot v(k)^T] = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{pmatrix} \quad (6)$$

Les variables σ_x et σ_y sont les écarts types respectifs associés à l'incertitude sur les composantes accélération dans les deux directions X et Y du référentiel local. La matrice Γ_k permet de décrire l'incertitude comme étant l'erreur de modélisation engendrée par l'approximation effectuée sur l'accélération. Dans ce cas il vient que :

$$\Gamma_k = \begin{pmatrix} \frac{\Delta_k^2}{2} & 0 \\ \Delta_k & 0 \\ 0 & \frac{\Delta_k^2}{2} \\ 0 & \Delta_k \end{pmatrix} \quad (7)$$

Un modèle dynamique, noté $M(k)$, qui représente la cinématique d'une cible au temps courant t_k et est entièrement déterminé par la matrice d'état du système $F(k)$, la matrice Γ_k et les bruits de modèle σ_x, σ_y .

D'autres modèles dynamiques peuvent être définis pour ce type d'application : les modèles à accélération constante (CA : Constant Acceleration) ou les modèles à vitesse radiale constante (CT : Coordinated Turn) peuvent être utilisés comme le proposent Rong Li *et al.* dans [Rong-Li2000c] et Simeonova *et al.* dans [Simeonova2002]. Cependant ce type de modèle dynamique nécessite l'intégration de nouveaux paramètres dans l'état de la cible qui peuvent conduire à des coûts élevés de calculs et à une dégradation des performances sur les estimées. De plus, le capteur GMTI du système HORIZON a une période de scan supérieure à 10 secondes. Or pendant ce laps de temps, la cible peut changer plusieurs fois de comportement et donc de modèle dynamique (décélération, accélération,...). C'est pourquoi, il devient moins performant d'utiliser des modèles dynamiques trop fins (modèle CA, CT...). Le choix de considérer un seul type modèle dynamique correspondant à la dynamique la plus utilisée pour un mobile terrestre (*i.e.* le modèle CV) peut ainsi se justifier.

1.5.2. Modélisation de l'observation

Les observations ou plots MTI, fournis par les CRC (*cf.* 1.3.2), représentent la position des objets détectés. Dépendant des caractéristiques de chaque capteur GMTI et des conditions d'observations (météorologie, densité du trafic routier...), les mesures MTI échantillonnées dans le temps sont imprécises ou bruitées. L'équation d'observation est alors fonction de la position vraie de la cible au temps t_k exprimée dans l'espace des mesures et d'un bruit blanc gaussien $b(k)$ de matrice de covariance $R(k)$ caractérisant l'incertitude sur la mesure. La mesure est donc modélisée par l'équation suivante dans le plan (O, X, Y) du repère local $\{R_{rcf}\}$:

$$z(k) = H(k) \cdot x(k) + b(k) \quad (8)$$

la matrice H s'exprime de la façon suivante :

$$H(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (9)$$

Plusieurs sources d'erreurs sont déjà apparentes. Dans l'équation (8), la modélisation de l'observation est considérée comme une application linéaire de l'état dans le repère local $\{R_{rcf}\}$, or le capteur MTI reçoit physiquement les données polaires de la cible dans le repère capteur, il apparaît donc une relation non linéaire avec l'état de la cible exprimé dans le repère capteur. Il existe des techniques de linéarisation permettant de pallier le problème : il est possible d'utiliser un filtre de Kalman étendu (EKF-Extended Kalman Filter) qui permet de transformer les données cartésiennes de l'état en données polaires (cette technique est présentée par Fortmann *et al.* dans [Fortmann1988]), ou d'utiliser un filtre de Kalman à conversion débiaisée des mesures (CMKF-Converted Measurement Kalman Filter) pour convertir et débiaiser les mesures polaires en coordonnées cartésiennes comme le propose Lerro *et al.* dans [Lerro1993]. Cependant le formalisme du CRC impose que les données brutes du capteur GMTI soient déjà converties dans le géoïde WGS 84. Il devient donc impossible de récupérer les données brutes du capteur. Par conséquent la mode de conversion n'étant pas connu il devient légitime de douter de la précision des données (position et incertitude) figurant dans le CRC. Nous utiliserons finalement un filtre de Kalman usuel pour estimer l'état de la cible à un instant donné.

1.5.3. Filtre de Kalman standard

Le problème à résoudre consiste à trouver l'estimateur $\hat{x}(k|k)$ de l'état $x(k)$ au temps courant k , en prenant en compte toutes les mesures jusqu'à k , ainsi que l'incertitude ou covariance associée $P(k|k)$, à partir de la séquence de mesures MTI notée Z^k . Le filtre de Kalman permet de construire récursivement la solution de ce problème :

$$\hat{x}(k|k) = E[x(k)|Z^k] \quad (10)$$

et,

$$P(k|k) = E\left[\left(x(k) - \hat{x}(k|k)\right) \cdot \left(x(k) - \hat{x}(k|k)\right)^T | Z^k\right] \quad (11)$$

Plusieurs voies sont possibles pour établir les équations du filtre de Kalman suivant le critère qu'on cherche à minimiser. Il est possible de chercher :

- L'estimateur à variance minimale.
- L'estimateur qui maximise la densité *a posteriori* de $x(k)$ sachant Z^k .
- L'estimateur qui maximise la vraisemblance de $x(k)$.
- La solution linéaire récursive au problème des moindres carrés pondérés.

Sous les hypothèses gaussiennes et pour un système linéaire, il est possible de démontrer que toutes ces approches conduisent aux mêmes équations. Ce sont les équations du filtrage optimal de Kalman. Ce filtre est le meilleur filtre récursif à variance minimale et non biaisée dans la classe des filtres linéaires. Il n'est cependant plus optimal pour les systèmes non linéaires. En pratique, une

variante du filtre appelé filtre de Kalman étendu (*i.e.* Extended Kalman Filter EKF pour la version anglo-saxonne) est utilisée pour les problèmes non linéaire (*cf.* annexe 8.4).

1.5.4. Equation du filtre de Kalman

Partant de l'hypothèse que l'estimateur minimise la variance de $x(k)$ sachant Z^k , les étapes de calculs permettant d'obtenir les équations du filtre de Kalman sont données en annexes 8.3.

Les équations du filtre de Kalman sont données par :

1. Etape de prédiction :

Cette étape permet de prédire l'état de la cible $\hat{x}(k|k-1)$ à partir de l'état estimé $\hat{x}(k-1|k-1)$ à l'instant précédent, ainsi que $P(k|k-1)$ à partir de $P(k-1|k-1)$.

$$\hat{x}(k|k-1) = F(k) \cdot \hat{x}(k-1|k-1) \quad (12)$$

$$P(k|k-1) = F(k) \cdot P(k-1|k-1) \cdot F(k)^T + \Gamma_k \cdot Q(k) \cdot \Gamma_k^T \quad (13)$$

2. Etape d'innovation :

L'étape d'innovation consiste à évaluer l'erreur $\tilde{z}(k|k-1)$ à partir de la mesure $z(k)$ fournie par le capteur et la mesure prédite $H(k) \cdot \hat{x}(k|k-1)$.

$$\tilde{z}(k|k-1) = z(k) - H(k) \cdot \hat{x}(k|k-1) \quad (14)$$

$$S(k) = H(k) \cdot P(k|k-1) \cdot H(k)^T + R(k) \quad (15)$$

$$K(k) = P(k|k-1) \cdot H(k)^T \cdot S(k)^{-1} \quad (16)$$

3. Etape de correction ou mise à jour :

Cette étape corrige la prédiction $\hat{x}(k|k-1)$ à partir de l'innovation $\tilde{z}(k|k-1)$ et du gain de Kalman afin d'obtenir l'état estimé $\hat{x}(k|k)$ et la covariance estimée $P(k|k)$.

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k) \cdot \tilde{z}(k|k-1) \quad (17)$$

$$P(k|k) = (Id(4) - K(k) \cdot H(k)) \cdot P(k|k-1) \quad (18)$$

Le vecteur $\tilde{z}(k|k-1)$ est appelé l'innovation du filtre et constitue l'erreur entre la mesure prédite avec le plot MTI fourni par le capteur. L'innovation est un bruit blanc gaussien centré de covariance $S(k)$. La matrice $K(k)$ est appelé gain de Kalman. Cependant l'expression de la covariance estimée $P(k|k)$ (18) est sensible à l'erreur de conditionnement qui peut conduire à la perte de la symétrie et/ou de la positivité de la matrice. C'est pourquoi la forme de Joseph présentée dans Bar-Shalom *et al.* [Bar-Shalom1993] nécessite des étapes de calcul supplémentaires mais assure que la matrice $P(k|k)$ est à symétrie hermitienne et définie positive. L'expression de la covariance s'obtient en remplaçant le gain de Kalman $K(k)$ par son expression (16). Il vient :

$$P(k|k) = (Id(4) - K(k) \cdot H(k)) \cdot P(k|k-1) \cdot (Id(4) - K(k) \cdot H(k))^T + K(k) \cdot R(k) \cdot K(k)^T \quad (19)$$

Une piste, par définition, permet de retrouver tous les caractères cinématiques d'une cible. Ainsi, la notation $T^{k,j}$ est utilisée pour caractériser la piste l au temps t_k comme étant une séquence d'états associées à une séquence particulière de mesures $Z^{k,j}$. La variable aléatoire $\theta^{k,j}$, désigne l'événement associé à la validité de la piste $T^{k,j}$.

1.5.5. Cycle de Kalman

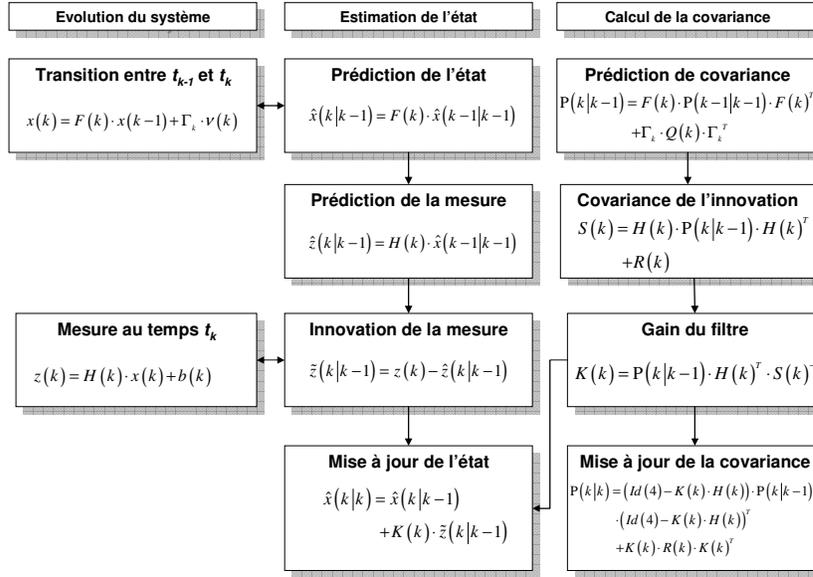


Figure 12 – Cycle du filtre de Kalman.

La Figure 12 résume les étapes du filtre de Kalman. Du système, on connaît son modèle d'évolution (vitesse constante ici) et les mesures. A l'aide de ces informations, on peut estimer l'état ainsi que les erreurs associées sous forme de covariance.

1.6. Pistage mono-cible, multi-modèle par IMM

Le filtre de Kalman est construit en définissant un modèle dynamique (5) pour la cible, ainsi qu'une équation d'observation linéaire (8). Dans un cas simple (*i.e.* sans fausse alarme) le filtre de Kalman détermine (par minimisation de l'erreur des moindres carrés ou autre méthode), l'estimateur optimal caractérisant l'état de la cible (position et vitesse) si et seulement si l'équation dynamique de la cible correspond au modèle dynamique associé au filtre. Lorsque la cinématique de la cible diffère du modèle (5) défini (*i.e.* diffère lorsque la cible manœuvre), il s'ensuit alors une erreur sur le calcul de l'estimateur de l'état pouvant nuire à la continuité du pistage.

Lors d'une manœuvre, le modèle associé à la dynamique de la cible n'est plus correct. A cet instant, il est possible d'observer au début de la manœuvre une discontinuité de l'accélération. L'accélération de la cible peut être alors modélisée par une variable continue avant et après la manœuvre, mais pendant cette phase, l'évolution de l'accélération n'est plus correctement modélisée. Ce changement d'accélération peut engendrer la perte de la piste. Lorsque les manœuvres sont rapides (ce qui peut être le cas pour des cibles terrestres), il est difficile de détecter la manœuvre et de continuer à pister "correctement" la cible dans sa nouvelle dynamique.

Désormais, nous supposons que le mode dynamique de la cible est modélisé par un nombre r fini de modèles notés $M^i(k)$ ($\forall i \in \{1, \dots, r\}$). Chaque modèle est caractérisé par une équation (5) de dynamique particulière et/ou avec certains niveaux de bruits d'état (3). Les techniques d'estimation

utilisées dans cette approche sont dites hybrides car on cherche d'une part à estimer au temps courant l'état de la cible $\hat{x}(k|k)$, et d'autre part à calculer la probabilité d'occurrence des modèles $M^i(k)$ ($\forall i \in \{1, \dots, r\}$). Parmi ces techniques exploitables en temps réel, il existe le GPB (Generalized Pseudo Bayesian) et l'IMM (Interacting Multiple Model).

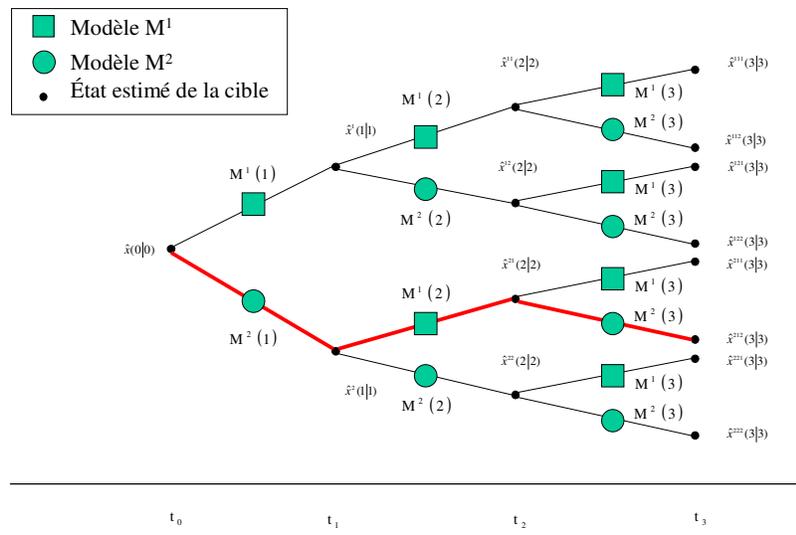
L'Interacting Multiple Model (IMM) est la technique la plus utilisée puisqu'elle approche la solution optimale tout en conservant une complexité raisonnable comme le prouve Roy dans son rapport [Roy1999]. Cette technique, développée par Blom en 1984 [Blom1984], puis reprise plus tard par Blom et Bar Shalom en 1988 [Blom1988], repose sur la connaissance d'un nombre fini de modèles de la cible (modèle d'une cible à vitesse uniforme, modèles d'une cible manœuvrante). Les différentes étapes de l'IMM sont succinctement décrites dans cette partie à partir du livre de Bar-shalom [Bar-Shalom1993].

1.6.1. Problématique des modèles multiples

L'étape de changement de modèles ou de "saut de modes" engendre un impact sur tous les autres futurs modes. En effet, suivant le modèle dans lequel le système se trouve à l'instant k , le filtre peut, à l'itération suivante, ne pas sélectionner le modèle associé au mode de la cible si la probabilité de transition entre le modèle à l'instant $k-1$ et le modèle à l'instant k est faible. De plus, la prise en compte de tous les modèles à chaque instant influe sur la complexité de l'algorithme. En effet, considérons une séquence ℓ de modes entre l'instant initial jusqu'à l'instant k , notée :

$$(\forall \ell \in \{1, \dots, r^k\}), \quad M^{k,\ell} = \{M^{i_{k,\ell}}(1), \dots, M^{i_{k,\ell}}(k)\} \quad (20)$$

où $i_{k,\ell}$ est le modèle indexé au temps k et d'historique ℓ . La conservation de tout l'historique augmente de façon exponentielle dans le temps. Ainsi pour r modèles, l'approche optimale nécessite r^k filtrages pour k observations. L'historique ℓ peut être représenté par un arbre de modèles (Figure 13).



Séquence particulière $M^{3,\ell} = \{M^2(1), M^1(2), M^2(3)\}$

Figure 13 – Représentation de l'arbre des modèles optimal à deux modèles.

Le procédé de "saut de modèles" suit un processus de Markov, puisqu'un modèle à l'instant k dépend du mode précédent. Nous introduisons ainsi les probabilités de transition :

$$p_{ij} = P\{M^i(k) | M^j(k-1), Z^{k-1}\} \quad (21)$$

où l'événement $\{M^i(k)\}$ est associé à l'hypothèse que la cinématique de la cible au temps t_k est proche de celle du modèle $M^i(k)$ et l'événement $\{M^j(k-1)\}$ est associé à l'hypothèse que la cinématique de la cible au temps t_{k-1} est proche de celle du modèle $M^j(k-1)$. Ces probabilités de transition sont invariantes dans le temps et indépendantes de l'état initial (autrement dit la chaîne de Markov est homogène).

Des techniques existent pour trouver le chemin optimal des modèles (*i.e.* la séquence de modèles la plus représentative de la dynamique de la cible), cependant la complexité du problème devient rapidement exponentielle et des techniques sous optimales sont nécessaires.

1.6.2. Principe de l'algorithme IMM

La base de l'IMM tient dans la façon de mettre à jour la densité *a posteriori* de probabilité $p\{x(k)|Z^k\}$ d'avoir x à l'instant k connaissant la séquence de mesure Z^k , en partant de l'expression de la densité *a priori* $p\{x(k-1)|Z^{k-2}\}$ connue à l'instant antérieur $k-1$ et de la mesure $z(k)$. La démarche utilisée s'appuie sur la mise à jour de la distribution de l'état hybride.

Si on suppose l'état hybride markovien, la densité marginale *a posteriori* $p\{x(k)|Z^k\}$ cherchée est obtenue à partir de la somme sur tous les modèles de la probabilité *a posteriori* de chaque modèle $M^i(k)$:

$$p\{x(k)|Z^k\} = \sum_{i=1}^r p\{x(k), M^i(k)|Z^k\} \quad (22)$$

soit, en utilisant la règle de Bayes,

$$p\{x(k)|Z^k\} = \sum_{i=1}^r p\{x(k)|Z^k, M^i(k)\} \cdot P\{M^i(k)|Z^k\} \quad (23)$$

or la probabilité de chaque modèle est obtenue par intégration de la densité de probabilité jointe $p\{x(k), M^i(k)|Z^k\}$,

($\forall i \in \{1, \dots, r\}$),

$$P\{M^i(k)|Z^k\} = \int p\{x(k), M^i(k)|Z^k\} \cdot dx(k) \quad (24)$$

Si les bruits de modèles sont indépendants du bruit de mesure, la densité de probabilité de l'état conditionnellement aux modèles est donnée par la formule de Bayes :

($\forall i \in \{1, \dots, r\}$),

$$p\{x(k)|M^i(k), z(k), Z^{k-1}\} = \frac{p\{z(k)|M^i(k), x(k)\}}{p\{z(k)|M^i(k), Z^{k-1}\}} \cdot p\{x(k)|M^i(k), Z^{k-1}\} \quad (25)$$

En développant le dernier terme de l'équation (25), il vient que la densité de probabilité *a priori* s'écrit comme étant la somme de densités gaussiennes pondérées :

$$(\forall i \in \{1, \dots, r\}),$$

$$p\{x(k)|M^i(k), Z^{k-1}\} = \sum_{j=1}^r p\{x(k)|M^i(k), M^j(k-1), Z^{k-1}\} \cdot P\{M^j(k-1)|M^i(k), Z^{k-1}\} \quad (26)$$

Le problème soulevé dans la partie précédente est la complexité de l'algorithme qui évolue de façon exponentielle à chaque instant. Bar-Shalom propose dans [Bar-Shalom1993] de pallier le problème en supposant que la séquence de mesures Z^{k-1} peut être remplacée par l'événement $B(k) = \{\hat{x}_\ell(k-1|k-1), P_\ell(k-1|k-1)\}_{\ell=1}^r$ où $\hat{x}_\ell(k-1|k-1)$ et $P_\ell(k-1|k-1)$ sont respectivement l'état estimé et la covariance obtenue par le filtre de Kalman utilisant un modèle dynamique $M^\ell(k)$. L'information contenue dans la séquence de mesures Z^{k-1} se retrouve dans tous les états prédits de chaque modèle. Ainsi l'information contenue dans Z^{k-1} se "retrouve" dans $B(k)$. L'équation (26) s'écrit :

$$(\forall i \in \{1, \dots, r\}),$$

$$p\{x(k)|M^i(k), Z^{k-1}\} \approx \sum_{j=1}^r p\{x(k)|M^i(k), M^j(k-1), B(k)\} \cdot p\{M^j(k-1)|M^i(k), Z^{k-1}\} \quad (27)$$

L'événement conditionnel $M^j(k-1)$ permet de simplifier l'équation en exploitant, l'indépendance des événements $M^j(k-1)$ et $\{\hat{x}_\ell(k-1|k-1), P_\ell(k-1|k-1)\}$ ($\forall \ell \in \{1, \dots, r\}, \ell \neq j$). En effet si une cible suit le modèle dynamique $M^j(k-1)$, on ne peut pas considérer qu'il existe au même instant un état estimé et une covariance estimée issus de modèles dynamiques différents de $M^j(k-1)$. L'expression (27) devient finalement :

$$(\forall i \in \{1, \dots, r\}),$$

$$p\{x(k)|M^i(k), Z^{k-1}\} \approx \sum_{j=1}^r p\{x(k)|M^i(k), \{\hat{x}_j(k-1|k-1), P_j(k-1|k-1)\}\} \cdot p\{M^j(k-1)|M^i(k), Z^{k-1}\} \quad (28)$$

Par conséquent la densité de probabilité *a priori* $p\{x(k)|M^i(k), Z^{k-1}\}$ est obtenue par un mélange de densités de probabilité gaussiennes $p\{x(k)|M^i(k), \{\hat{x}_j(k-1|k-1), P_j(k-1|k-1)\}\}$ de tous les modèles dynamiques pondérés respectivement par la probabilité de mélange associée $\mu_{\#}(k-1|k-1) = p\{M^j(k-1)|M^i(k), Z^{k-1}\}$. Cette approximation permet de réduire le nombre d'hypothèses à traiter puisque les r^k séquences de modèles possibles pour trouver la solution optimale sont ramenées à r . La Figure 14, représente la structure de l'arbre des modèles d'un IMM à deux modèles. A l'entrée des modèles, la densité de probabilité $p\{x(k)|M^i(k), \{\hat{x}_j(k-1|k-1), P_j(k-1|k-1)\}\}$ de chaque modèle est obtenue après mélange avec les densités gaussiennes.

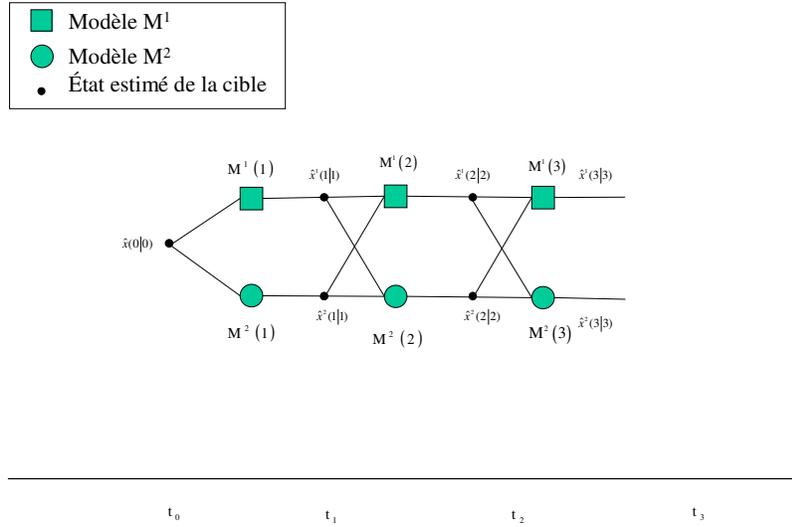


Figure 14 – Représentation de l'arbre des modèles de l'IMM à deux modèles.

1.6.3. Equation du filtre

1.6.3.1. Probabilité de mélange

La probabilité de mélange à l'entrée μ_{ji} du filtre associé au modèle dynamique i à l'instant k , représente la probabilité que la dynamique de la cible soit de modèle j à l'instant $k-1$ (conditionnellement aux observations précédentes) et sachant qu'à l'instant k la cible appartient au modèle i . Il vient ainsi,

$$\mu_{ji}(k-1|k-1) = P\{M^j(k-1) | M^i(k), Z^{k-1}\} \quad (29)$$

Soit en utilisant la règle de Bayes,

$$\mu_{ji}(k-1|k-1) = \frac{p_{ij} \cdot \mu_j(k-1)}{\bar{c}_i}, \quad (\forall (i, j) \in \{1, \dots, r\}^2) \quad (30)$$

où p_{ij} est la probabilité de transition entre les modèles i et j , $\mu_j(k-1) = P\{M^j(k-1) | Z^{k-1}\}$ la probabilité d'appartenir au modèle j à l'instant $k-1$ sachant toutes les observations précédentes jusqu'à $k-1$ et \bar{c}_i est la constante de normalisation et avec :

$$\bar{c}_i = \sum_{j=1}^r p_{ij} \cdot \mu_j(k-1), \quad (\forall i \in \{1, \dots, r\}) \quad (31)$$

1.6.3.2. Mélange gaussien

Pour obtenir une formulation simple du filtre IMM, Bar-Shalom admet que les densités constituant la relation (28) sont gaussiennes, soit :

$$p\{x(k)|M^i(k), Z^{k-1}\} \approx \sum_{j=1}^r \mathcal{N}\left(E[x(k)|M^i(k), \hat{x}_j(k-1|k-1)], \text{cov}(\cdot)\right) \cdot \mu_{j_i}(k-1|k-1) \quad (32)$$

De plus, en exploitant la linéarité du filtre de Kalman, l'expression (32) devient :

$$p\{x(k)|M^i(k), Z^{k-1}\} \approx \mathcal{N}\left(E\left[x(k)\middle|M^i(k), \sum_{j=1}^r \hat{x}_j(k-1|k-1) \cdot \mu_{j_i}(k-1|k-1)\right], \text{cov}(\cdot)\right) \quad (33)$$

La probabilité *a priori* est donc obtenue à partir d'un mélange gaussien. Les moments d'ordre 1 et 2 sont calculés. On appelle estimateur initial, l'estimateur obtenu après "mélange" et disponible à l'entrée du filtre *i*. L'estimateur initial optimal est défini par :

$$\left(\forall i \in \{1, \dots, r\}\right), \quad \hat{x}_{0i}(k-1|k-1) = \sum_{j=1}^r \hat{x}_j(k-1|k-1) \cdot \mu_{j_i}(k-1|k-1) \quad (34)$$

La moyenne est donc une somme pondérée par des moyennes associées à chacun des modèles, les coefficients de pondération correspondent à la probabilité de mélange entre les différents modèles possibles *j* à l'instant *k-1* et le modèle *i* à l'instant *k*.

La covariance associée est notée :

$$\left(\forall i \in \{1, \dots, r\}\right), \quad P_{0i}\{k-1|k-1\} = \sum_{j=1}^r \left\{ P_j(k-1|k-1) + \left(\hat{x}_j(k-1|k-1) - \hat{x}_{0i}(k-1|k-1) \right) \cdot \left(\hat{x}_j(k-1|k-1) - \hat{x}_{0i}(k-1|k-1) \right)^T \right\} \cdot \mu_{j_i}(k-1|k-1) \quad (35)$$

1.6.3.3. Calcul de la vraisemblance d'avoir $z(k)$ si la cible suit le modèle *i*

La fonction de vraisemblance $\Lambda_i(k)$ en sortie du filtre *i* est déterminée par :

$$\left(\forall i \in \{1, \dots, r\}\right), \quad \Lambda_i(k) = p\{z(k)|M^i(k), Z^{k-1}\} \quad (36)$$

Soit, en reprenant la substitution de la séquence de mesures Z^{k-1} par $\{\hat{x}_{0i}(k-1|k-1), P_{0i}(k-1|k-1)\}$ proposée par Bar-Shalom,

$$\left(\forall i \in \{1, \dots, r\}\right), \quad \Lambda_i(k) = p\{z(k)|M^i(k), \hat{x}_{0i}(k-1|k-1), P_{0i}(k-1|k-1)\} \quad (37)$$

Or en reprenant les hypothèses du filtre de Kalman, l'observation est une fonction linéaire bruitée par un bruit blanc gaussien (8). Ainsi, la vraisemblance de chaque modèle dynamique s'écrit :

$$\left(\forall i \in \{1, \dots, r\} \right),$$

$$\Lambda_i(k) = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \pi |S_i(k)|}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \tilde{z}_i(k|k-1)^T \cdot S_i(k)^{-1} \cdot \tilde{z}_i(k|k-1)\right) \quad (38)$$

où $\tilde{z}_i(k|k-1)$ et $S_i(k)$ sont respectivement l'innovation et la covariance de l'innovation du modèle $M^i(k)$ (cf. 1.5.4).

1.6.3.4. Mise à jour des probabilités des modèles et de mélange

La mise à jour de la probabilité du modèle i à un instant k est donnée par :

$$\left(\forall i \in \{1, \dots, r\} \right),$$

$$\mu_i(k) = P\{M^i(k) | Z^k\} \quad (39)$$

En effectuant une décomposition bayésienne, il devient possible de faire apparaître la vraisemblance (38) du modèle i ainsi que la probabilité *a priori* du modèle. Il vient :

$$\left(\forall i \in \{1, \dots, r\} \right),$$

$$\mu_i(k) = \frac{\Lambda_i(k) \cdot \sum_{j=1}^r p_{ij} \cdot \mu_j(k-1)}{c} \quad (40)$$

où c est la constante de normalisation.

1.6.3.5. Calcul de l'estimateur global

Finalement, l'objectif de l'IMM est de calculer l'estimateur global de l'état $\hat{x}(k|k)$ à partir de la distribution des états hybrides (car on cherche d'une part à estimer au temps courant l'état de la cible $\hat{x}(k|k)$, et d'autre part à calculer la probabilité d'occurrence des modèles). En reprenant l'expression de la densité de l'état *a posteriori* (23), les calculs des moments d'ordre 1 et 2 de l'état conduisent à l'expression de l'estimateur global comme étant combinaison linéaire des estimateurs locaux. Il vient :

$$\hat{x}(k|k) = \sum_{i=1}^r \hat{x}_i(k|k) \cdot \mu_i(k) \quad (41)$$

et la covariance de l'état est donnée par :

$$P(k|k) = \sum_{i=1}^r \mu_i(k) \cdot \left(P_i(k|k) + [\hat{x}_i(k|k) - \hat{x}(k|k)] \cdot [\hat{x}_i(k|k) - \hat{x}(k|k)]^T \right) \quad (42)$$

1.6.4. Synoptique de l'algorithme

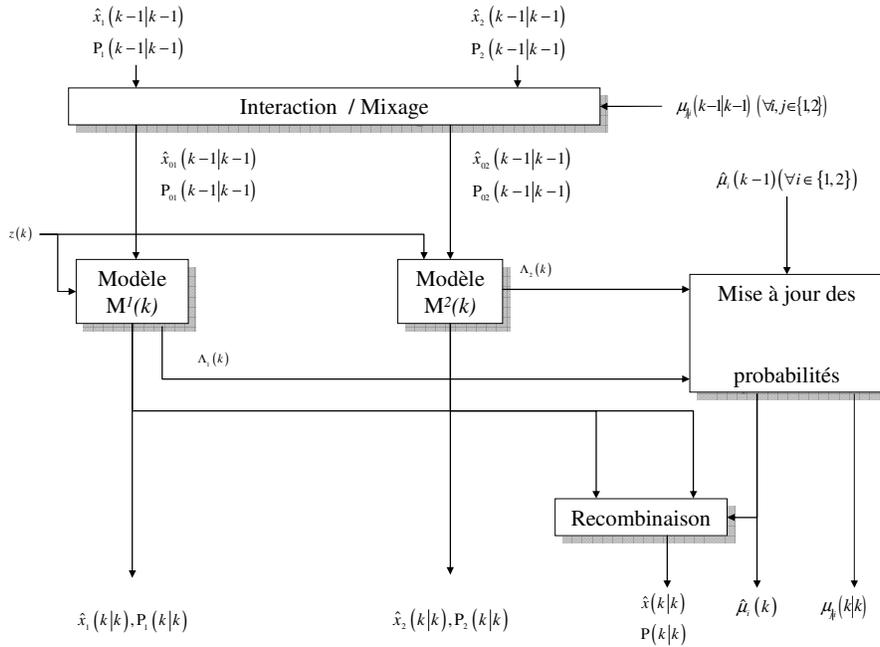


Figure 15 – Cycle de l'IMM à deux modèles.

L'Interacting Multiple Models (IMM) est un algorithme permettant de prendre en compte plusieurs modèles représentatifs de la dynamique d'une cible. L'originalité de cette méthode est basée sur l'interaction des estimées *a posteriori* des futurs modèles. Une fois que les différents comportements de base de la cible sont identifiés et modélisés, ils sont mis à la disposition du filtre qui les pondère par les probabilités $\mu_{j|k}(k-1|k-1)$ ($\forall (i, j) \in \{1, \dots, r\}^2$) en privilégiant le modèle le mieux adapté à la dynamique de la cible. L'IMM est une technique de filtrage sous optimale puisqu'elle détermine les probabilités des modèles à partir de la probabilité de mélange, de la vraisemblance ainsi que de la matrice de transition des modèles et non plus de tout l'historique des modèles.

L'algorithme IMM est à décision "libre", c'est à dire qu'aucune décision sur la détection de la manœuvre n'est nécessaire. Il exécute un changement de mode en fonction de la dernière mise à jour de la probabilité des modèles. L'IMM est connu pour garder une erreur sur l'estimation de la position plus faible que l'erreur sur l'observation pendant la durée de la manœuvre et contribue à réduire cette erreur aux autres instants.

1.7. Pistage multi-cible par approche bayésienne

Lorsque le capteur fournit un ensemble $Z(k)$ de plusieurs mesures, le système de pistage est amené à connaître l'origine de chaque mesure (*i.e.* la mesure provenant soit de la cible pistée, soit d'une nouvelle cible ou soit d'une fausse alarme) afin d'associer la mesure prédite à la mesure correspondant à la cible pistée. Il est possible de calculer la probabilité d'associer une observation avec la mesure prédite en fonction de la similarité cinématique entre la mesure prédite et la mesure fournie par le capteur GMTI. D'après la modélisation des mesures (8), chaque association d'une piste à une mesure peut être évaluée à partir de la probabilité qu'une mesure fournie soit effectivement originaire de la cible pistée. Pour chaque mesure prédite toutes les hypothèses d'association vont être considérées et générées. Il s'agit d'une approche à hypothèse multiple appelée MHT (Multiple Hypothesis Tracking). Deux approches de pistage multi-cible par

approches Bayésiennes ont été développées : le HOMHT (Hypothesis Oriented Multiple Hypothesis Tracking) et le TOMHT (Track Oriented Multiple Hypothesis Tracking). D'après un article récent de Bar-Shalom et Balckman [Bar-Shalom2005], il s'avère que le TOMHT initialement connu sous le nom de SB-MHT (Structured Branching Multiple Hypothesis Tracking) est moins complexe pour une architecture temps-réel. Dans cette partie les différentes définitions et étapes permettant de sélectionner l'ensemble des mesures susceptibles d'être à l'origine de la cible sont présentées. Puis les principes et étapes du SB-MHT seront finalement détaillés.

1.8. Test de validation

Afin de limiter la combinatoire du MHT, une étape de validation des mesures est proposée. Il s'agit, pour chaque mesure ou piste prédite, de définir un voisinage statistique (appelé fenêtrage statistique) pour lequel seules les mesures appartenant à ce dernier seront associées à la mesure prédite. Dans ce chapitre, afin de simplifier la compréhension des calculs, l'état de la cible est implicitement supposé appartenir à un unique modèle dynamique $M^i(k)$ ($\forall i \in \{1, \dots, r\}$). Nous reprenons dans cette partie la démonstration de Dezert, présentée dans [Dezert2003], concernant le test de validation.

1.8.1. Fenêtrage statistique

La modélisation de l'acquisition des cibles par le capteur dans le repère $\{R_{TCF}\}$ est considérée comme un modèle d'observation linéaire à l'instant k :

$$z(k) = H(k) \cdot x(k) + b(k) \quad (43)$$

où $z(k)$ est le vecteur d'observation de dimension 2×1 dans le repère cartésien local $\{R_{TCF}\}$, $b(k)$ est un bruit blanc gaussien de covariance $R(k)$, et $H(k)$ est la matrice d'observation du système et $x(k)$ le vecteur d'état de la cible de dimension 4×1 .

La densité conditionnelle $p\{z(k)|Z^{k-1}\}$, d'une mesure *a priori* des observations précédentes, est une densité Gaussienne telle que :

$$p\{z(k)|Z^{k-1}\} = \mathcal{N}(z(k|k-1), S(k)) \quad (44)$$

où $S(k)$ est la covariance associée à l'innovation $\tilde{z}(k|k-1) = z(k) - z(k|k-1)$ au temps k . Ainsi la mesure la plus probable est la mesure qui satisfait au critère de maximisation de la densité précédente. Son expression analytique est :

$$z_{opt}(k) = \max_{z(k)} p\{z(k)|Z^{k-1}\} \quad (45)$$

soit en reprenant (44),

$$z_{opt}(k) = \max_{z(k)} \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \tilde{z}(k|k-1)^T \cdot S(k)^{-1} \cdot \tilde{z}(k|k-1)\right)}{\sqrt{|2 \cdot \pi \cdot S(k)|}} \quad (46)$$

d'où

$$z_{opt}(k) = \min_{z(k)} \left(\tilde{z}(k|k-1)^T \cdot S(k)^{-1} \cdot \tilde{z}(k|k-1) \right) \quad (47)$$

On notera $d(k)$ la distance $\tilde{z}(k|k-1)^T \cdot S(k)^{-1} \cdot \tilde{z}(k|k-1)$.

L'observation la plus probable est donc celle qui est la plus proche de la mesure prédite suivant la métrique de Mahalanobis. Pour certaines applications, décrites dans [Blackman1986], cette technique de sélection du plus proche voisin est suffisante. Dans un contexte où les mesures sont denses et proches ce type de sélection peut conduire à la perte de la piste. Il se peut que des fausses alarmes ainsi que des nouvelles cibles soient, au scan k , plus proches statistiquement de la mesure prédite (issue de la cible pistée) que la mesure réellement issue de la cible pistée. C'est ici que naît l'origine du problème d'association.

La première idée est donc d'effectuer un fenêtrage statistique qui permettra de sélectionner un ensemble de mesures ayant une distance statistique inférieure à un certain seuil γ . La construction du test de validation est obtenue à partir d'un seuil minimal imposé à la densité de la mesure $p\{z(k)|Z^{k-1}\}$, il vient :

$$T(z(k)) = \begin{cases} 1 & \text{si } \tilde{z}(k|k-1)^T \cdot S(k)^{-1} \cdot \tilde{z}(k|k-1) \leq \gamma \\ 0 & \text{si } \tilde{z}(k|k-1)^T \cdot S(k)^{-1} \cdot \tilde{z}(k|k-1) > \gamma \end{cases} \quad (48)$$

Le seuil de validation γ est obtenu à partir de la taille de la fenêtre de validation. Les mesures éloignées statistiquement d'une distance supérieure au seuil sont rejetées par le test. La complexité du traitement est ainsi diminuée en sélectionnant uniquement les mesures proches (statistiquement) de la mesure prédite.

De plus, l'innovation $\tilde{z}(k|k-1)$ est une loi gaussienne centrée de covariance $S(k)$. Ainsi, la variable aléatoire $d(k) = \tilde{z}(k|k-1)^T \cdot S(k)^{-1} \cdot \tilde{z}(k|k-1)$ suit donc une loi du $\chi_{n_z}^2$ à n_z degrés de libertés (n_z est la dimension du vecteur d'observation). La densité de probabilité de $d(k)$ s'écrit donc :

$$p\{d(k)\} = \begin{cases} 0 & \text{si } d(k) < 0 \\ \frac{1}{2^{n_z/2} \cdot \Gamma(n_z/2)} \cdot d(k)^{\frac{1}{2}n_z-1} \cdot e^{-\frac{1}{2}d(k)} & \text{si } d(k) \geq 0 \end{cases} \quad (49)$$

où Γ représente la loi gamma.

1.8.2. Probabilité de fenêtrage

La probabilité de fenêtrage P_g représentant la probabilité qu'une mesure $z(k)$ appartienne à la fenêtre de validation caractérisée par son volume V_k . En reprenant la densité (49), la probabilité de fenêtrage est égale à :

$$P_g = P\{z(k) \in V_k\} = P\{d(z) \leq \gamma\} = \frac{1}{2^{n_z/2} \cdot \Gamma(n_z/2)} \cdot \int_0^\gamma d(k)^{\frac{1}{2}n_z-1} \cdot e^{-\frac{1}{2}d(k)} \cdot \partial d(k) \quad (50)$$

Le seuil γ est le quantile d'ordre P_g . L'ellipsoïde de validation $\mathcal{E}(\gamma)$ est définie par :

$$\mathcal{E}(\gamma) = \left\{ z(k), (\hat{z}(k|k) - z(k|k-1))^T \cdot S(k)^{-1} \cdot (\hat{z}(k|k) - z(k|k-1)) \leq \gamma \right\} \quad (51)$$

Les demi-axes de l'ellipsoïde sont les racines carrées de la matrice de covariance $\gamma \cdot S(k)$.

1.8.3. Volume de la fenêtre de validation

Le volume V_k de la fenêtre de validation s'obtient par intégration numérique de la densité de probabilité $p\{d(z)\}$. Ce calcul, figurant dans le rapport de Dezert [Dezert1990], conduit à l'expression suivante :

$$V_k = C_{n_z} \cdot \sqrt{|S(k)|} \cdot \gamma^{\frac{n_z}{2}} \quad (52)$$

où le coefficient C_{n_z} est égal à :

$$C_{n_z} = \frac{\pi^{\frac{n_z}{2}}}{\Gamma\left(\frac{n_z}{2} + 1\right)} \begin{cases} \frac{\pi^{\frac{n_z}{2}}}{\left(\frac{n_z}{2}\right)!} & \text{pour } n_z \text{ pair} \\ \frac{2^{n_z+1} \cdot (n_z + 1/2)!}{(n_z + 1)!} \cdot \pi^{\frac{n_z-1}{2}} & \text{pour } n_z \text{ impair} \end{cases} \quad (53)$$

où n_z représente la dimension du vecteur d'observation. Les huit premières valeurs numériques de C_{n_z} sont données par :

$$\begin{aligned} C_1 &= 2 & C_2 &= \pi & C_3 &= \frac{4 \cdot \pi}{3} & C_4 &= \frac{\pi^2}{2} \\ C_5 &= \frac{8 \cdot \pi^2}{3} & C_6 &= \frac{\pi^3}{6} & C_7 &= \frac{16 \cdot \pi^3}{105} & C_8 &= \frac{\pi^4}{24} \end{aligned} \quad (54)$$

1.8.4. Validation avec l'IMM

Précédemment, la validation d'une mesure relevait du test d'hypothèse dans un cas mono-modèle. Etant donné que l'utilisation de l'IMM est incontournable pour le système étudié, la validation d'une mesure à partir de plusieurs modèles est définie.

Soit $d'_{ji}(k)$ la distance statistique entre la mesure prédite du modèle $M^i(k)$ associée à la piste l avec la mesure $z_j(k)$. D'après Blackman dans [Blackman1999], la validation d'une mesure $z_j(k)$ doit satisfaire le test suivant :

$(\forall i \in \{1, \dots, r\})$,

$$T(z_j(k)) = \begin{cases} 1 & \text{si } \min_n (d'_{ji}(k))^2 \leq \gamma \\ 0 & \text{si } \min_n (d'_{ji}(k))^2 > \gamma \end{cases} \quad (55)$$

Ainsi, pour un IMM, la validation des mesures s'effectue à partir de la distance de Mahalanobis entre la mesure prédite d'un modèle dynamique et une mesure fournie par le capteur. Si la plus petite distance est inférieure à la taille γ de la fenêtre alors la mesure est validée.

1.9. Les techniques de pistage multi-cible

Dans les problèmes de pistage multi-cible, une des approches raisonnables en complexité de calcul est d'étendre les algorithmes de poursuites mono-cible de type PDAF (Probabilistic Data

Association Filter) présentés dans Fortman *et al.* [Fortmann1988], au cas de cibles multiples de type JPDAF (Joint Probabilistic Data Filter) présentés dans [Bar-Shalom1995]. Cette solution s'avère satisfaisante et recommandée lorsque les cibles sont éloignées les unes des autres permettant ainsi d'avoir des mesures statistiquement discriminantes. Bien évidemment, de telles conditions sont rarement rencontrées dans le cadre de pistage de cibles terrestres. La principale difficulté du pistage multi-cible provient à la fois de l'incertitude sur l'origine des mesures mais aussi de la capacité des cibles à manœuvrer. C'est pourquoi le maintien de chaque hypothèse ou scénario d'association devient indispensable afin d'éviter la globalisation d'un ensemble d'hypothèses. En effet, la combinaison de scénarii, pondérée par leur probabilité de réalisation, engendre des états estimés peu précis. Cette technique est incompatible dans le cadre de pistage de cibles terrestres, puisque le nombre de cibles étant dense, la mauvaise précision des états estimés engendrerait des pertes systématiques des pistes. Par conséquent, dans la suite de l'étude, la technique Bayésienne de pistage par génération et maintien d'hypothèse permettant de maintenir chaque scénario d'association est présenté.

1.9.1. Génération des hypothèses

L'approche à hypothèses multiples de pistages (MHT) proposée par Donald B Reid en 1979 [Reid1979] est dans son principe une extension de l'approche FBO (Filtre Bayésien Optimal) au cas multi-cible. Dans le MHT les mesures peuvent être associées à des pistes existantes ou de nouvelles pistes. La probabilité *a posteriori* pour que chaque mesure disponible à l'instant k provenant soit d'une fausse alarme, soit d'une cible existante, soit d'une nouvelle cible est évaluée. L'une des particularités du MHT est que le nombre de cibles n'est pas connu *a priori* contrairement au JPDAF. Le principe du MHT est donc de générer un ensemble d'hypothèses (Arbre d'hypothèses) sur l'origine de chaque mesure disponible. La probabilité *a posteriori* de chaque hypothèse est calculée récursivement en tenant compte des détections manquantes, des fausses alarmes et de l'apparition de nouvelles cibles

La problématique d'association de pistes est présentée via un exemple. Deux cibles interférentes au scan k sont considérées. Il est alors d'usage de parler de regroupement de cibles ou "clustering". Chacune d'elles est représentée par une piste. Au temps courant k , le système prédit deux mesures notées \hat{z}^1 et \hat{z}^2 issues respectivement des états prédits $\hat{x}^1(k|k-1)$ et $\hat{x}^2(k|k-1)$. A partir de fenêtrages statistiques présentés dans la partie 1.8.1, trois mesures z_1 , z_2 et z_3 sont validées au temps t_k . La configuration spatiale est la suivante :

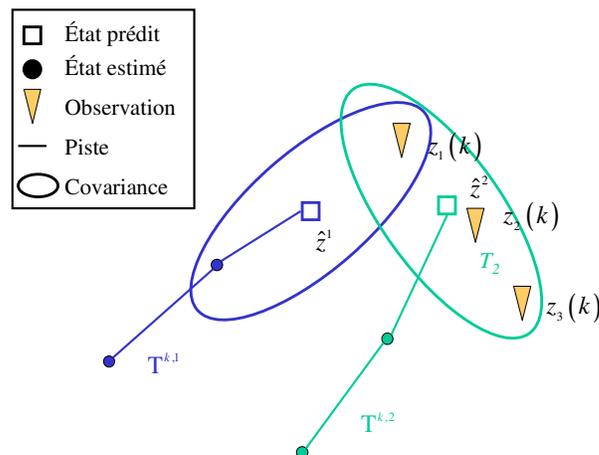


Figure 16 – Fenêtrage statistique des pistes \hat{z}^1 et \hat{z}^2 .

Chaque mesure du scan résulte de différentes sources de détection :

- La mesure est une fausse alarme (indexée par 0).
- La mesure provient d'une des 2 pistes préexistantes au temps $k-1$. A noter que seule z_1 à la possibilité d'appartenir à l'une ou l'autre des pistes (indexée par 1 ou 2).
- La mesure est une nouvelle piste inexistante jusqu'alors (indexée par 3, 4 ou 5).

Les hypothèses sur l'origine des mesures sont représentées par la structure arborescente suivante :

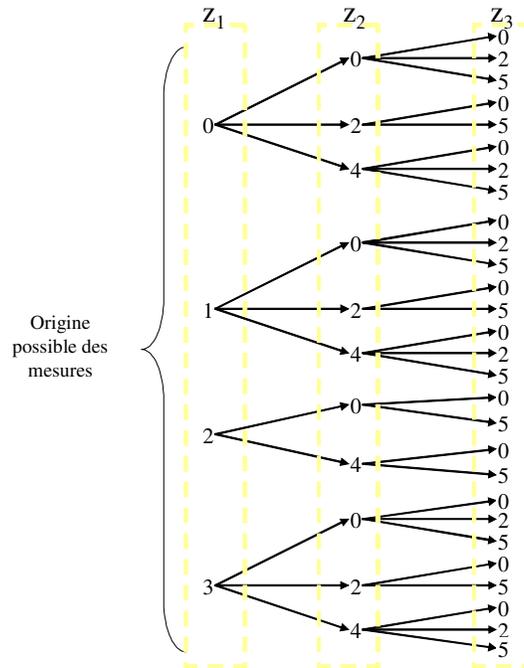


Figure 17 – Arbrescence du scénario d'association.

Les index correspondent à l'origine des mesures. La mesure z_1 peut être une fausse alarme (indexée par 0), issue de la cible associée à la piste $T^{k,1}$ (indexée par 1), issue de la cible associée à la piste $T^{k,2}$ (indexée par 2), ou originaire d'une nouvelle cible indexée par 3. Les mesures z_2 et z_3 peuvent être des fausses alarmes (indexée par 0), issues de la cible associée à la piste $\hat{z}^{k,2}$, ou originaire d'une nouvelle cible indexée respectivement par 4 et 5. L'arbrescence des scénarii d'association, Figure 17, fait apparaître les incompatibilités des différentes combinaisons. En effet, il est impossible de considérer le scénario où les mesures z_1 , z_2 ou z_3 sont originaires de la même cible associée à la piste $\hat{z}^{k,2}$. L'arbre des différents scénarii d'association est ensuite étendu au scan $k+1$ en générant de nouvelles hypothèses conjointes d'association et ainsi de suite. La complexité de l'algorithme croît donc exponentiellement. Pour cet arbre d'hypothèse, la matrice A_{ss} du scénario d'association au temps courant est la suivante :

z1	z2	z3	N° hypo.
0	0	0	h_1
1	0	0	h_2
2	0	0	h_3
3	0	0	h_4
0	2	0	h_5
1	2	0	h_6
3	2	0	h_7
0	4	0	h_8

1	4	0	h_9
2	4	0	h_{10}
3	4	0	h_{11}
0	0	2	h_{12}
1	0	2	h_{13}
3	0	2	h_{14}
0	4	2	h_{15}
1	4	2	h_{16}
3	4	2	h_{17}
0	0	5	h_{18}
1	0	5	h_{19}
2	0	5	h_{20}
3	0	5	h_{21}
0	2	5	h_{22}
1	2	5	h_{23}
3	2	5	h_{14}
0	4	5	h_{25}
1	4	5	h_{26}
2	4	5	h_{27}
3	4	5	h_{28}

La valeur m_{ij} de la matrice *Ass* indique l'origine de la mesure z_j sous l'hypothèse d'association conjointe $h_i (\forall j \in \{1,2,3\})$.

Ainsi, pour les 3 mesures validées, il faut générer 28 hypothèses d'associations au temps courant. Dans l'exemple précédent, les hypothèses d'association d'une piste sont les suivantes :

- Hypothèses pour la cible t_1 :
 - H_1 : t_1 est associée à z_1 .
 - H_0 : t_1 n'est pas détectée.
- Hypothèses pour la cible t_2 :
 - H_1 : t_2 est associée à z_1 .
 - H_2 : t_2 est associée à z_2 .
 - H_3 : t_2 est associée à z_3 .
 - H_0 : t_2 n'est pas détectée.
- Hypothèses pour la nouvelle cible t_3 :
 - H_1 : t_3 est associée à z_1 .
 - H_0 : t_3 n'est pas détectée.

Il reste maintenant à évaluer chaque scénario d'association.

1.9.2. Approche orientée piste

Généralement, dans le MHT usuel, les hypothèses d'association conjointes cumulées sont gérées en supprimant les hypothèses les plus invraisemblables et en combinant celles qui sont similaires. La métrique utilisée pour classer les hypothèses est simplement la probabilité associée aux scénarii d'association. C'est ici que l'algorithme à inférence Bayésienne perd son optimalité par suppression des branches les moins probables. Ce sacrifice permet de limiter l'explosion de la combinatoire. Les nouvelles hypothèses sont générées à partir des hypothèses survivantes. A partir de la probabilité *a priori* sur chaque nouvelle hypothèse, et en éliminant et combinant les hypothèses fils, l'algorithme doit énumérer et évaluer un nombre très important d'hypothèses avec

un MHT standard. En dépit de la suppression des hypothèses les moins probables, le problème reste critique dans un environnement multi-cible et riche en fausses alarmes.

L'alternative proposée par Blackman dans [Blackman1986] consiste à réexaminer la manière dont les hypothèses sont formées et de reconsidérer la métrique de classement des scénarii d'association. Dans les approches proposées par Kurien dans [Kurien1990] et Demos dans [Demos1990], l'objectif est de réorganiser le MHT en partant cette fois-ci de la définition de la vraisemblance d'une piste et en propageant cette dernière aux différents scénarii d'association. L'idée est d'évaluer la continuité de chaque piste à chaque instant d'échantillonnage. Kurien propose une approche heuristique afin de classer la continuité des pistes en fonction de leur durée de vie, en termes de nombre de scans. Une piste est dite "native " si sa longueur est égale à un, "tentative " si sa longueur est supérieure ou égal à deux, "intermédiaire " si sa longueur est supérieure ou égale à trois et "confirmée " si la longueur de la piste est supérieure ou égale à quatre. En fonction du niveau de classification une probabilité *a priori* est attribuée à chaque piste. En utilisant une approche Bayésienne, la probabilité de chaque piste est évaluée en fonction de la vraisemblance. Il devient possible de séparer les différents scénarii d'association et d'évaluer la probabilité de ces derniers qui est calculée à partir de la probabilité de chaque piste. L'approche proposée par Demos quant à elle, classe les pistes à partir de leur fonction "score ". Partant des hypothèses H_1 , "la mesure associée à la piste est originaire de la cible pistée ", et H_0 , "la mesure est soit une fausse alarme soit une nouvelle cible ", les auteurs définissent la fonction "score " qui représente le ratio entre la vraisemblance *a posteriori* de H_1 et la vraisemblance *a posteriori* de H_0 . Cette fonction permet d'évaluer la pertinence du scénario d'association et de déclarer la satisfaction de l'une des deux hypothèses lorsque le test séquentiel de Wald est satisfait. Le test est présenté dans [Blackman1986] et plus loin dans ce chapitre. L'utilisation de ce test permet de différer la décision. Cette approche est appelée branche structurée (Structure Branching : SB) et son implémentation dans le MHT est présentée dans cette partie. La métrique utilisée dans l'approche SB est la fonction score cumulée. Le score cumulé d'une piste permet de calculer la probabilité globale de chaque piste permettant de supprimer les pistes les moins probables. En supprimant certaines pistes avant la génération des hypothèses d'association, un grand nombre d'hypothèses invraisemblables ne sont jamais générées. C'est ce test qui sera utilisé tout au long du manuscrit.

1.9.2.1. Définition de la fonction score d'une piste

Dans cette partie, la démonstration du SB-MHT présentée dans [Demos1990] est reprise. La validité d'une piste $T^{k,j}$ *a posteriori* d'une mesure $z_j(k)$ est évaluée à partir de la probabilité associée à son événement $\theta^{l,j}(k)$ et que le mesure $z_j(k)$ soit la continuation de la piste l parmi les N pistes existantes à l'instant k . En utilisant la règle de Bayes, il vient :

$(\forall l \in \{1, \dots, N\}),$

$$P\{\theta^{l,j}(k) | z_j(k)\} = \frac{P\{z_j(k) | \theta^{l,j}(k)\} \cdot P\{\theta^{l,j}(k)\}}{P\{z_j(k)\}} \quad (56)$$

où $P\{z_j(k) | \theta^{l,j}(k)\}$ est la vraisemblance associée à la mesure $z_j(k)$ sachant que la cible l est présente. Le terme $P\{z_j(k)\}$ est le facteur de normalisation représentant la probabilité de recevoir la mesure $z_j(k)$. La probabilité d'initialisation $P\{\theta^{l,j}(k)\}$ d'une piste est définie par la probabilité β_N associée à l'apparition d'une nouvelle cible normalisée par la somme des probabilités d'apparition d'un plot (originaire d'une fausse alarme β_{fa} ou de la cible β_N). Ainsi,

$(\forall l \in \{1, \dots, N\})$,

$$P\{\theta^{l,j}(0)\} = \frac{\beta_N}{\beta_N + \beta_{fa}} \quad (57)$$

Dans l'approche *SB*, la validité d'une piste est basée sur l'évaluation de la vraisemblance de chaque piste construite sur le ratio entre la probabilité que la mesure $z_j(k)$ soit issue de la vraie piste et la probabilité que la mesure soit une nouvelle cible ou une fausse alarme. Sous les hypothèses H_1 (la mesure est originaire de la cible pistée) et H_0 (la mesure est originaire d'une fausse alarme), l'équation (57) devient :

$(\forall l \in \{1, \dots, N\})$,

$$P\{\theta^{l,j}(k)|z_j(k)\} = \frac{p\{z_j(k)|\theta^{l,j}(k)\} \cdot P\{\theta^{l,j}(k)\} / P\{z_j(k)|H_0\}}{[p\{z_j(k), H_1\} + p\{z_j(k), H_0\}] / P\{z_j(k)|H_0\}} \quad (58)$$

Soit

$(\forall l \in \{1, \dots, N\})$,

$$P\{\theta^{l,j}(k)|z_j(k)\} = \frac{LR_l(z_j(k)) \cdot P\{\theta^{l,j}(k)\}}{LR_l(z_j(k)) \cdot P\{\theta^{l,j}(k)\} + P\{H_0\} \cdot (1 - Pd_l(k))} \quad (59)$$

avec $LR_l(z_j(k)) = \frac{p\{z_j(k)|Z^{k-1}, \theta^{l,j}(k), H_1\}}{p\{z_j(k)|Z^{k-1}, \theta^{l,j}(k), H_0\}}$ où $LR_l(z_j(k))$ définit le ratio des vraisemblances (*LR* :

Likelihood Ratio) reçu au scan k . Le ratio des vraisemblances associées à une mesure z_j reçue au scan k est donné par la vraisemblance associée à une mesure détectée et appartenant à la fenêtre de validation et par la vraisemblance d'obtenir une fausse alarme dans la fenêtre de validation. Il vient :

$(\forall l \in \{1, \dots, N\})$,

$$LR_l(z_j(k)) = \frac{p\{z_j(k)|Z^{k-1}, \theta^{l,j}(k), H_1\}}{p\{z_j(k)|Z^{k-1}, \theta^{l,j}(k), H_0\}} = \begin{cases} \frac{P_D \cdot e^{-\frac{d_j^2}{2}}}{(\beta_{fa} + \beta_{NT}) \cdot \sqrt{|2 \cdot \pi \cdot S^l|}} & \text{si } z_j(k) \text{ est détectée} \\ \frac{1 - P_D}{\beta_{fa} + \beta_N} & \text{sinon} \end{cases} \quad (60)$$

Sous l'hypothèse H_0 (*i.e.* la mesure n'est pas issue de la cible pistée), la mesure z_j suit un processus de Poisson avec la densité spatiale "jointe" suivante :

$$\beta_{ex} = \beta_{fa} + \beta_N \quad (61)$$

Cette densité spatiale est la somme des densités de fausses alarmes et de nouvelles cibles.

1.9.2.2. Ratio logarithmique des vraisemblances cumulées

Le ratio logarithmique des vraisemblances cumulées permet d'obtenir de manière récursive la "qualité" ou "score" d'une piste $T^{k,j}$ depuis la genèse de cette dernière. Une forme récursive de l'équation est obtenue en considérant cette fois-ci l'ensemble des observations reçues jusqu'au temps t_k .

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}), \quad P\{\theta^{j,l}(k) | Z^k\} \quad (62)$$

D'après [Blackman1999], le ratio logarithmique des vraisemblances cumulées d'une piste $T^{k,l}$ à l'instant t_k est défini par :

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}), \quad L_{T^{k,l}}(k) = \ln \left(\frac{P(\theta^{j,l}(k) | Z^k)}{1 - P(\theta^{j,l}(k) | Z^k)} \right) \quad (63)$$

La probabilité de la piste $T^{k,l}$ à l'instant t_k n'étant pas connue, l'idée est de partir de la probabilité *a posteriori* des observations. En développant le calcul, le score de la piste $T^{k,l}$ à l'instant t_k peut être obtenu de façon récursive :

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}), \quad L_{T^{k,l}}(k) = LLR(z_j(k)) + \ln \left(\frac{P(\theta^{j,l}(k) | Z^{k-1})}{1 - P(\theta^{j,l}(k) | Z^{k-1})} \right) \quad (64)$$

soit,

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}), \quad L_{T^{k,l}}(k) = LLR(z_j(k)) + L_{T^{k,l}}(k-1) \quad (65)$$

où LLR est le logarithme népérien du ratio des vraisemblances (60) et $L_{T^j}(0) = \ln \left(\frac{\beta_N}{\beta_{ex}} \right)$. Dans [Blackman1999], l'auteur modifie le ratio des vraisemblances cumulées (64) en fonction du type de capteur utilisé. En effet si le capteur fournit des informations de type amplitude du signal ou même identité de la cible, il est possible d'introduire ces informations à ce niveau.

1.9.2.3. Définition d'une hypothèse d'association

Une hypothèse d'association est un ensemble cohérent de pistes avec des mesures. Parmi les pistes existantes, les différents scénarii d'associations, ou hypothèses d'associations, sont générés et évalués comme présenté au paragraphe 1.9.1. Le score $L_{H_n}(k)$ d'une hypothèse d'association H_n au temps t_k est alors défini comme étant la somme de toutes les fonctions scores $L_{T^{k,l}}(k)$ des pistes appartenant à l'hypothèse H_n .

$$L_{H_n}(k) = \sum_{T^{k,l} \in H_n} L_{T^{k,l}}(k) \quad (66)$$

Pour certaines fonctions du filtre, notamment pour évaluer la validité d'une hypothèse, il est nécessaire de déterminer la probabilité associée à l'hypothèse H_n parmi les $L+1$ hypothèses au temps t_k . En posant l'hypothèse H_0 associée à l'événement "toutes les mesures au temps courant sont des fausses alarmes", on détermine cette probabilité à partir de la règle des probabilités totales :

$$\sum_{n=1}^L P\{H_n | Z^k\} + P\{H_0 | Z^k\} = 1 \quad (67)$$

Soit,

$$\sum_{n=1}^L \frac{P\{H_n|Z^k\}}{P\{H_0|Z^k\}} + 1 = \frac{1}{P\{H_0|Z^k\}} \quad (68)$$

Le score d'une hypothèse H_n est défini comme étant le ratio de la probabilité associée à l'hypothèse d'association *a posteriori* $P\{H_n|Z^k\}$ des observations sur la probabilité *a posteriori* $P\{H_0|Z^k\}$ que toutes les mesures soient des fausses alarmes.

$$\frac{P\{H_n|Z^k\}}{P\{H_0|Z^k\}} = \frac{P\{z(k)|H_n\} \cdot P\{H_n|Z^{k-1}\}}{P\{z(k)|H_0\} \cdot P\{H_0|Z^{k-1}\}} \quad (69)$$

Or, en reprenant l'expression (66), il vient :

$$\frac{P\{H_n|Z^k\}}{P\{H_0|Z^k\}} = \prod_{T^{k,j} \in H_n} \frac{P\{\theta^{k,j}|Z^k\}}{1 - P\{\theta^{k,j}|Z^k\}} \quad (70)$$

$$\frac{P\{H_n|Z^k\}}{P\{H_0|Z^k\}} = \exp\left(\sum_{T^{k,j} \in H_n} L_{T^{k,j}}\right) \quad (71)$$

$$\frac{P\{H_n|Z^k\}}{P\{H_0|Z^k\}} = \exp(L_{H_n}) \quad (72)$$

Il vient ainsi

$$P\{H_n|Z^k\} = P\{H_0|Z^k\} \cdot \exp(L_{H_n}) \quad (73)$$

Finalement, la probabilité d'un scénario d'association n est donnée par l'expression suivante :

$$P\{H_n|Z^k\} = \frac{\exp(L_{H_n})}{1 + \sum_{n=1}^L \exp(L_{H_n})} \quad (74)$$

Et si toutes les mesures validées dans le "cluster" sont des fausses alarmes, il vient :

$$P\{H_0|Z^k\} = \frac{1}{1 + \sum_{n=1}^L \exp(L_{H_n})} \quad (75)$$

La probabilité des 28 hypothèses d'association données dans la partie 1.9.1 peut maintenant être calculée.

Chaque hypothèse est considérée comme étant un ensemble de pistes. Ainsi, une piste peut en général appartenir à plusieurs hypothèses. La probabilité globale d'une piste peut être obtenue par :

$$P_G\{\theta^{k,i}|Z^k\} = \sum_{j=1}^J P\{\theta^{k,i}|H_j\} \cdot P\{H_j|Z^k\} \quad (76)$$

où le terme $P\{\theta^{k,j} | H_j\} = 1$ si $T^{k,j} \in H_j$, et 0 sinon.

1.9.2.4. Synoptique de l'algorithme

L'approche MHT orientée "pistes" suppose que les pistes soient formées de manière indépendante. Partant de cette hypothèse, les mesures sont associées aux pistes sans imposer la contrainte qu'une mesure ne peut être associée au plus à une seule piste. Ainsi, les pistes utilisant la même mesure sont dites incohérentes. La cohérence devra être évaluée par la formation et l'évaluation des hypothèses d'association. Pour satisfaire les exigences combinatoires, le nombre de pistes devra être limité. La principale méthode est d'éliminer (phase de "pruning") les pistes les moins vraisemblables. Dans cette approche il y a deux phases d'élimination des pistes qui seront présentées dans les parties suivantes. Les pistes " survivantes " seront évaluées et présentées à l'opérateur. La Figure 18 présente les étapes de l'algorithme MHT orienté piste. Chaque élément structurant l'algorithme sera détaillé ultérieurement.

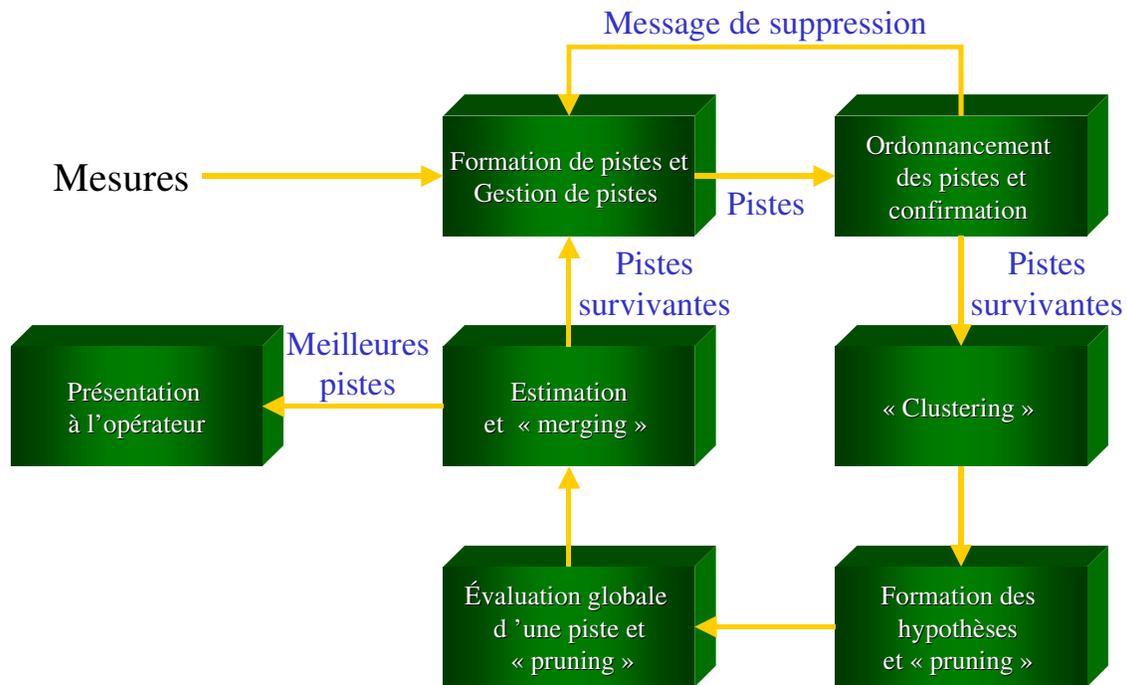


Figure 18 – Organigramme de l'algorithme SB-MHT

1.10. Formation de pistes et gestion des pistes

Le premier élément constituant ce MHT est la formation et la gestion des pistes. Chaque nouvelle mesure fournie par le capteur peut être originaire de la cible actuellement pistée, d'une nouvelle cible ou d'une fausse alarme. A partir d'un fenêtrage statistique centré sur la mesure prédite (cf. 1.8), elle est associée à l'ensemble des mesures présentes dans la fenêtre statistique. Chacune des pistes correspondant à l'association de la mesure prédite avec une mesure de la fenêtre est ainsi mises à jour, en conservant l'éventualité qu'une piste peut ne pas être mise à jour (parce que l'ensemble de mesures sont des fausses alarmes parce qu'il n'y pas de mesures dans la fenêtre statistique). Les pistes sont labellisées par "compatibles" lorsqu'elles n'ont pas de mesures en commun dans leur historique.

Après la phase de formation, le statut d'une piste doit être maintenu. C'est ici que les approches de Kurien et de Demos se distinguent. Kurien propose de définir le statut d'une piste par sa durée de vie. Une piste se distingue en 4 catégories : piste nouvelle (au scan k), piste intermédiaire (la piste est présente sur 2 scans), piste tentative (la piste est présente sur 3 scans) et piste confirmée (la piste est présente sur 4 scans au moins). L'approche de Demos classe les pistes en deux catégories (Confirmée ou non). La classification s'obtient à partir des fonctions scores de chaque piste mise à jour à travers la phase d'agencement et de confirmation. Dans la suite de la thèse, l'approche de Demos est utilisée.

1.10.1. Ordonnancement des pistes

Dans l'approche de Demos dans [Demos1990], la classification des pistes repose sur un test séquentiel basé sur le ratio des probabilités appelé test de Wald [Wald71]. Une piste devient confirmée, en attente de confirmation ou supprimée. En reprenant la fonction score d'une piste $T^{k,j}$ (106), la classification d'une piste s'obtient à partir du test suivant :

$$\begin{aligned} L_{T^{k,j}} &\geq T_2 && \text{piste confirmée} \\ T_1 &< L_{T^{k,j}} < T_2 && \text{piste non confirmée} \\ L_{T^{k,j}} &< T_1 && \text{piste supprimée} \end{aligned} \quad (77)$$

où les seuils T_1 et T_2 sont définis par :

$$T_1 = \ln\left(\frac{1-\beta}{\alpha}\right) \text{ et } T_2 = \ln\left(\frac{\beta}{1-\alpha}\right)$$

avec β et α , les seuils donnés dans [Blackman1986].

Les pistes survivantes, confirmées et non confirmée, sont ainsi labellisées et exportées vers l'étape suivante. La suppression d'une piste entraîne l'éradication de son historique et de sa mise à jour. Après confirmation des pistes, toutes les pistes (confirmées ou non) sont exportées pour l'étape de "clustering".

1.10.2. "Clustering"

Cette étape correspond à l'exemple développé dans la partie 1.9.1. Pour chaque "cluster", groupement de plusieurs mesures autour d'une même piste, plusieurs hypothèses d'association des mesures sont possibles. Le résultat de cette étape est la génération d'une liste de pistes qui interagissent entre elles (au moins une mesure en commun par fenêtre statistique).

Le "clustering" est une opération transitive. En effet si les pistes $T^{k,1}$ et $T^{k,2}$ appartiennent au même cluster, puis $T^{k,2}$ et $T^{k,3}$ appartiennent un même "cluster" alors $T^{k,1}$ et $T^{k,3}$ appartiennent au même "cluster".

1.10.3. Formation des hypothèses et "pruning"

Pour chaque "cluster", l'algorithme génère toutes les hypothèses d'association au temps courant. Ces hypothèses sont obtenues à partir d'un ensemble de pistes "compatibles". Après le calcul des probabilités associées à chaque hypothèse, vient la phase d'élimination des hypothèses les moins probables (étape de "pruning"). Une approche dite "N-scan pruning" présentée dans [Blackman1999], peut-être utilisée pour éliminer les branches de l'arbre les moins probables.

1.10.4. Evaluation globale d'une piste et "pruning"

La probabilité globale d'une piste est obtenue à partir de la somme des probabilités de chaque hypothèse d'association contenant la piste (76). Les pistes dont la probabilité globale est inférieure à un seuil sont éliminées.

1.10.5. Estimation et combinaison

Les états estimés ainsi que leur covariance sont obtenus à partir des pistes survivantes. Il devient important à cette étape de combiner (phase de "Merging") les pistes dont les états estimés sont relativement proches. Les hypothèses de probabilité les plus faibles étant supprimées, les hypothèses d'association dont les "effets" sont similaires peuvent encore être combinées. Deux hypothèses ont un effet similaire lorsque le nombre de pistes existantes au temps courant est le même et lorsque les états estimés des cibles sont proches statistiquement. Les méthodes permettant de décider si deux pistes sont effectivement "similaires", sont décrites dans la partie suivante.

1.10.6. Méthodes de combinaison d'hypothèses

La phase de "merging" ou "combining" a fait l'objet de plusieurs études ou thèses puisque l'enjeu opérationnel est assez important. En effet, quelle(s) technique(s) utilisée(s) lorsque le système piste deux cibles proches ? Faut-il conserver chaque piste pour assurer une bonne estimation de chaque état et augmenter considérablement la combinatoire ou faut-il fusionner les pistes pour afin d'obtenir une interprétation globale de la situation ? Dans cette partie, plusieurs techniques de "merging" sont présentées.

1.10.6.1. Technique d'appariement de pistes

Une première méthode décrite dans [Blackman1986], consiste à définir un critère d'appariement entre deux pistes afin de déterminer si les effets sont similaires. Deux pistes sont similaires si au bout de K scans si elles utilisent les mêmes mesures ou si la distance statistique des états estimés est faible. Deux pistes parmi N pistes sont dites proches statistiquement si sur chaque composante p de l'état, les règles suivantes sont satisfaites :

$$\begin{aligned}
 & (\forall i, j \in \{1, \dots, N\}, i \neq j), \\
 & 1) \quad \left| \hat{x}^i(k|k)_p - \hat{x}^j(k|k)_p \right| \leq \beta \cdot \sqrt{P^i(k|k)_{p,p} - P^j(k|k)_{p,p}} \\
 & 2) \quad \begin{cases} P^j(k|k)_{p,p} \leq \gamma \cdot P^i(k|k)_{p,p} \\ P^i(k|k)_{p,p} \leq \gamma \cdot P^j(k|k)_{p,p} \end{cases} \quad (78)
 \end{aligned}$$

où les valeurs représentatives $\beta = 0.1$ et $\gamma = 0.2$ sont données dans [Blackman1986].

Lorsque le critère d'appariement entre deux pistes $T^{k,i}$ et $T^{k,j}$ ($\forall i, j \in \{1, \dots, N\}, i \neq j$) sont satisfaites, les deux états estimés et matrices de covariance associées sont combinés en un état unique dont la moyenne statistique est donnée par :

$$\begin{aligned}
 & (\forall i, j \in \{1, \dots, N\}, i \neq j), \\
 & \hat{x}(k|k) = \frac{P\{\theta^{k,i}|Z^k\} \cdot \hat{x}^i(k|k) + P\{\theta^{k,j}|Z^k\} \cdot \hat{x}^j(k|k)}{P\{\theta^{k,i}|Z^k\} + P\{\theta^{k,j}|Z^k\}} \quad (79)
 \end{aligned}$$

La matrice de covariance associée est donnée par :

$$\begin{aligned}
 & (\forall i, j \in \{1, \dots, N\}, i \neq j), \\
 P(k|k) &= \frac{P\{\theta^{k,j} | Z^k\} \cdot P^i(k|k) + P\{\theta^{k,j} | Z^k\} \cdot P^j(k|k)}{P\{\theta^{k,j} | Z^k\} + P\{\theta^{k,j} | Z^k\}} + \\
 & \frac{P\{\theta^{k,j} | Z^k\} \cdot P\{\theta^{k,j} | Z^k\}}{P\{\theta^{k,j} | Z^k\} + P\{\theta^{k,j} | Z^k\}} \cdot (\hat{x}^j(k|k) - \hat{x}^i(k|k)) \cdot (\hat{x}^j(k|k) - \hat{x}^i(k|k))^T \\
 & \frac{P\{\theta^{k,j} | Z^k\} + P\{\theta^{k,j} | Z^k\}}{P\{\theta^{k,j} | Z^k\} + P\{\theta^{k,j} | Z^k\}}
 \end{aligned} \tag{80}$$

Une autre méthode de fusion de piste, proposée dans [Blackman1986], consiste à sélectionner la piste dont le déterminant de matrice de covariance est le plus faible.

1.10.6.2. Technique de réduction du mélange gaussien

Une technique pour combiner les pistes entre elles est une technique de réduction du mélange gaussien. En effet, la génération des différentes hypothèses d'association engendre la mise à jour de toutes les pistes correspondantes et sous les hypothèses de gaussianité, chaque densité de probabilité associée à chaque piste est calculée. Les techniques de réduction de mélange gaussien, dites technique MRA (Mixture Reduction Algorithm), évalue la densité de probabilité globale des pistes relativement proches statistiquement. L'avantage de cette approche est conserver par approximation la propriété statistique de chaque piste.

A partir du mélange densité de fonction des pistes, l'idée est de créer un ensemble de pistes, le plus petit possible, tel que le mélange Gaussien associé soit proche statistiquement du mélange Gaussien initial. L'introduction de fonctions de coût est faite à partir des distances statistiques : distance de Bhattacharyya, Distance de Kolmogorov, ou mesure de l'intégral des différences au carré (ISD)... La fonction de coût est alors minimisée par une méthode de minimisation (méthode de Newton par exemple). Les travaux de Williams [Williams2003] ont été conséquents dans ce domaine et montrent que l'ISD améliore de façon significative les performances de l'algorithme MHT dans le cas de pistage mono-cible. Dans le cas de pistage multi-cible, l'algorithme présente des faiblesses en complexité de calcul et au niveau de l'initialisation de la méthode de descente.

1.10.6.3. Synthèse

La phase de "merging" est la dernière opération permettant de réduire le nombre de pistes maintenues. Deux grandes familles de réduction du nombre d'hypothèses ont été présentées. Cependant l'approche d'appariement de pistes est le moins complexe en termes de coût algorithmique. C'est pourquoi cette dernière approche est désormais considérée. Par ailleurs, il ne faut pas confondre l'étape de combinaison d'hypothèses, permettant de diminuer le nombre de scénarii afin de pallier le problème de combinatoire, avec la combinaison de pistes pour l'affichage et simplifier l'interprétation de l'opérateur.

1.10.7. Visualisation d'une piste

Bien que le nombre d'hypothèses d'association et de pistes puisse être limité par différents procédés, la présentation des pistes survivantes à l'opérateur reste dans certains cas peu exploitable par ce dernier. En effet, le nombre de pistes, leur proximité, leur validité sont autant de paramètres qui ne peuvent être interprétés en temps réel par l'opérateur. Il existe plusieurs alternatives pour la présentation des pistes. La présentation coordonnée des données issues d'un MHT ("coordinated presentation of MHT data") est présentée dans cette partie.

La méthode de présentation coordonnée de données a été développée dans [Blackman1999], pour proposer une représentation statistique du nombre de cibles, des états estimés et de leur

incertitude. L'idée est de présenter à l'opérateur une combinaison de toutes les pistes appartenant à un même "cluster". Un "cluster" est formé par interaction entre les pistes, et chaque piste est évaluée par sa probabilité *a posteriori* $P\{\theta^{k,i} | Z^k\}$. Connaissant l'état estimé au temps courant $\hat{x}_{r^{k,i}}(k|k)$ de la piste et de sa matrice de covariance associée $P_{r^{k,i}}(k|k)$, il devient possible d'obtenir le barycentre du "cluster" et du nombre moyen de cibles par cluster.

Soit n le nombre de pistes présent dans le "cluster". Le barycentre de ce dernier est défini par :

$$\hat{x}_G(k|k) = \frac{\sum_{i=1}^n P\{\theta^{k,i} | Z^k\} \cdot \hat{x}^i(k|k)}{\sum_{i=1}^n P\{\theta^{k,i} | Z^k\}} \quad (81)$$

où n est le nombre de pistes mises à jours dans le "cluster". Le nombre moyen de cibles dans le cluster est :

$$E[N_r] = \sum_{i=1}^n P\{\theta^{k,i} | Z^k\} \quad (82)$$

La matrice de covariance associée au "cluster" est définie par :

$$P_G(k|k) = \frac{\sum_{i=1}^n P\{\theta^{k,i} | Z^k\} \cdot (P^i(k|k) + \hat{x}^i(k|k) \cdot \hat{x}^i(k|k)^T)}{\sum_{i=1}^n P\{\theta^{k,i} | Z^k\}} - \hat{x}_G(k|k) \cdot \hat{x}_G(k|k)^T \quad (83)$$

Ainsi l'opérateur perçoit trois informations sur le cluster : sa position, le nombre moyen de pistes qu'il comporte et l'incertitude sur l'estimation du barycentre du "cluster". Un exemple cette méthode est présentée dans le livre [Blackman1999].

1.11. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents capteurs opérationnels GMTI (Ground Moving Target Indicator) ainsi que leurs caractéristiques techniques. Les sorties des capteurs sont définies suivant un format spécifique qu'il est nécessaire de prendre en compte puisqu'il constitue la source d'informations indispensables pour assurer trajectographie de cibles terrestres. Le format présenté impose des conditions sur la nature de l'information à exploiter et l'algorithme à utiliser. En effet, un algorithme EKF (Extended Kalman Filter), par exemple, ne pourra être utilisé puisque la position des plots MTI (Moving Target Indicator) n'est pas donnée dans le repère polaire capteur mais en *WGS 84*.

Outre le format de données MTI, nous avons décrit dans ce chapitre l'information géographique disponible pour son introduction, comme information *a priori*, dans le processus de pistage qui est étudiée dans les chapitres suivant.

Afin d'estimer les caractéristiques cinématiques des objets détectés, les techniques usuelles de trajectographie ont été succinctement présentées. Ces techniques prennent en compte les différentes dynamiques possibles des cibles terrestres par interaction des modèles (IMM). Cette approche est ensuite introduite dans un algorithme de pistage multi-cible. L'étude menée sur ce thème a permis de dégager une technique particulière : l'IMM SB-MHT (Structured Branching Multiple Hypothesis Tracker). Le SB-MHT permet à partir des pistes existantes de les prolonger et d'évaluer tous les scénarii d'association. Cet algorithme est désormais considéré.

L'algorithme retenu n'est pas directement utilisable dans le cadre de pistage de plusieurs cibles terrestres. Néanmoins, en fusion, on ne peut qu'améliorer les résultats en ajoutant des données si celles-ci ne sont pas erronées. C'est pourquoi, dans la suite de l'étude, nous introduisons toute l'information contextuelle présentée dans cette partie dans les techniques usuelles de pistage.

Chapitre 2.

Pistage sous contrainte par utilisation du réseau routier *a priori*

2.1. Introduction

Les techniques usuelles de trajectographie de cibles aériennes ne sont pas directement exploitables pour le pistage de cibles terrestres. En effet, la longue période d'échantillonnage des capteurs aéroportés GMTI (Ground Moving Target Indicator) ainsi que la mauvaise précision des mesures engendrent une imprécision trop importante sur l'état de la cible pour assurer une discrimination raisonnable entre différentes cibles et garantir le maintien des pistes. Cependant, partant de l'hypothèse que l'ensemble des cibles terrestres évoluent sur un segment routier, il devient possible de limiter leur déplacement en imposant une dynamique liée à la direction du segment.

Par ailleurs, les outils cartographiques permettent d'obtenir une information précise sur la position des segments routiers par rapport à la position des plots MTI (Moving Target Indicator). Cette connaissance, stockée dans une base de données SIG, est directement utilisée pour évaluer la dynamique des cibles en fonction de la directivité des segments routiers. La mise à jour de la piste, par estimation de Kalman, ne donne pas *a priori* une piste sur le réseau puisque les plots MTI (Moving Target Indicator) et l'estimateur de l'état sont non contraints au réseau routier. C'est pourquoi, afin d'améliorer la précision de l'estimateur et garantir ainsi une meilleure discrimination entre les cibles, la position du segment routier sur lequel évolue la cible apparaît comme une information intéressante pour contraindre l'estimateur de l'état ou le plot MTI sur le segment routier. Ainsi, la contrainte assure le maintien de la position de la cible sur le segment soit dans l'espace des mesures soit dans l'espace des états.

Dans ce chapitre, les différentes approches proposées dans la littérature sont étudiées. Dans une première partie, la modélisation de la dynamique de la cible sur un segment est présentée. Le modèle dynamique proposé contraint alors la position de l'état prédit à appartenir au segment et à rendre colinéaire le vecteur vitesse prédit avec la direction du segment routier. Par ailleurs, en raison du bruit de mesure, le plot MTI et/ou l'état estimé n'appartient pas nécessairement au segment. Les différentes techniques pour contraindre le plot MTI ou l'estimateur de l'état, sont étudiées dans une deuxième partie. Puis, après modélisation de la dynamique sur le segment, les différentes approches pour contraindre la mesure ou l'état estimé sur le segment sont testées sur un cas particulier.

2.2. Modélisation de la dynamique d'une cible sur le réseau routier

2.2.1. Etat de l'art

2.2.1.1. Utilisation du mélange Gaussien

Dans cette partie, une approche d'estimation de la dynamique d'une cible terrestre par une méthode de sommation de gaussiennes est présentée. En 2000, Peter Shea propose [Shea2000] d'utiliser la position des routes et leur largeur afin d'améliorer dans un premier temps l'estimation de la dynamique d'une cible évoluant sur le réseau routier. Tout d'abord le modèle dynamique est contraint à la route suivant la position de l'état estimé $\hat{x}(k-1|k-1)$ à l'instant t_{k-1} et la proximité du réseau. Cet état estimé est associé à un segment de route s qui est défini par son orientation ϑ_s dans le plan local (O, X, Y) . Sous l'hypothèse que la cible évolue sur le réseau, l'auteur définit le modèle dynamique "Road" tel que la covariance associée au bruit sur le modèle à un écart type σ_d fort dans la direction (ϑ_s) de la route et un écart type σ_n dans la direction normale à la route égal à la moitié de la largeur de la route (Figure 19).

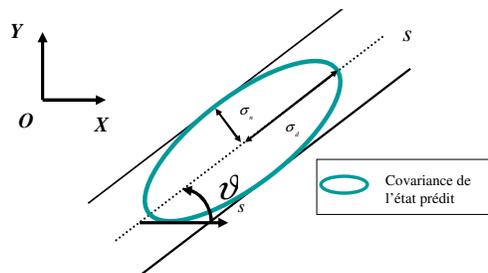


Figure 19 – Construction de la covariance de l'état prédit en fonction de la géométrie du réseau.

Le modèle dynamique sous contrainte est construit de manière à ce que l'écart type dans la direction de la route soit supérieur à l'écart type associé à la direction orthogonale à la route. Ce dernier est égal à la demi-largeur de la route.

Le réseau considéré est décomposé en une succession de gaussiennes centrées en des points p_i équi-répartis sur l'axe médian des routes et dont la covariance est fonction de la largeur de la route (Figure 20). Ainsi, la mesure prédite $\hat{z}(k|k-1)$ et sa covariance, obtenues par le filtre de Kalman, sont substituées respectivement par une pseudo mesure sous contrainte et à une covariance obtenues par mélange gaussien entre la mesure prédite et l'ensemble des points validés p_i de la route (Figure 21), un point validé étant un point de la route situé à une distance statistique de la mesure prédite qui est acceptée par un test du *Chi2*. Le mélange gaussien est obtenu par sommation des variables aléatoires gaussiennes pondérées par la distance statistique normalisée entre l'état prédit et le point p_i .

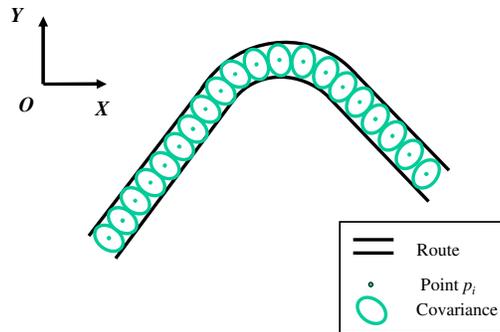


Figure 20 – Décomposition du réseau en gaussiennes centrées sur des points p_i .

Le réseau routier est composé d'une succession de points équi-répartis et situés sur l'axe médian du réseau. Un point est perçu comme un vecteur aléatoire gaussien dont la covariance est conditionnée par la largeur de la route.

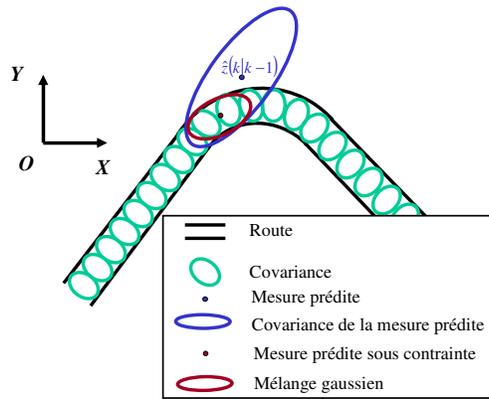


Figure 21 – Construction de la covariance de la mesure prédite par mélange gaussien.

La pseudo mesure et la covariance associée sont construites par un mélange gaussien entre la mesure prédite et les vecteurs aléatoires gaussiennes constituant le réseau.

Pour l'étape de mise à jour de l'état, la pseudo mesure prédite sous contrainte $\hat{z}(k|k-1)$ est combinée à une mesure validée $z(k)$. A partir de cette mesure, le filtre de Kalman fournit la matrice de covariance $S(k)$ associée à l'innovation.

Cette technique permet d'intégrer le réseau routier dans le processus de pistage. Les performances obtenues améliorent les techniques usuelles de trajectographie.

Cependant, plusieurs inconvénients se dégagent de cette technique :

- Le bruit associé à la dynamique sous contrainte ne garantit pas la validation d'au moins un point p_i appartenant au réseau. Typiquement si la cible s'approche d'un virage et pour des modèles dynamiques extrêmement fins, l'état prédit peut se situer à une distance non négligeable de la route de manière à ne valider aucun point p_i . C'est d'autant plus le cas avec le capteur GMTI du système HORIZON qui a une longue période d'échantillonnage, ce qui augmente l'imprécision sur la position prédite. Pour pallier le problème, l'auteur construit un IMM (Interacting Multiple Model [Blom1984] et [Blom1988]) à deux modèles, un à bruit faible et l'autre à bruit fort pour garantir la validation d'au moins un point appartenant au réseau.
- Lorsqu'aucun point p_i n'est validé et si la cible évolue sur le réseau routier, la modélisation des modèles sous contraintes de l'IMM sont dépendants de la direction engendrée par les segments routiers. Lorsque le réseau routier est précis, la position des états prédits n'appartiennent pas forcément au réseau routier (cas des virages par

exemple). C'est pourquoi, l'auteur justifie l'utilisation de deux IMM en parallèles, un sous contraintes et l'autre sans. Quand l'état prédit est en dehors du réseau (aucun point p_i n'est validé), le système change tout simplement de sortie de filtre IMM (il choisit les états estimés issus des modèles sans contraintes) pour corriger la dynamique et "rattraper" le réseau routier. Cette approche peut être perçue comme une erreur de modélisation liée à la non prise en compte de la topologie du réseau routier.

- Afin de simplifier la complexité de calcul, lorsque la cible aborde une jonction, le système utilise l'IMM soumis à aucune contrainte. Au bout d'un certain temps lorsque les points validés appartiennent à une seule route, le système retourne en mode "Road" et passe à un régime sous contrainte en sélectionnant les estimés issus des filtres sous contraintes. Ainsi, lorsque la cible s'approche d'une intersection il apparaît une augmentation de l'erreur sur l'estimateur qui peut engendrer la perte de la piste.

Bien que la technique de Shea *et al.* permet d'approcher la dynamique d'une cible évoluant sur le réseau (par modification de la mesure prédite ainsi que de sa covariance), le système ne délivre pas un état estimé appartenant au réseau lorsque la cible évolue sur ce dernier. De plus, dans le cas d'un réseau complexe (virages, intersections,...) les auteurs constatent une diminution des performances de l'estimateur pouvant nuire à la continuité du pistage dans un contexte multi-cible.

2.2.1.2. Réseau routier : contrainte sur l'abscisse curviligne

Une approche permettant de maintenir l'état prédit sur le réseau routier est de considérer un état dont ses composantes, positions et vitesse, sont associées à l'abscisse curviligne de la route. Noe et Collins proposent dans [Noe2000] de considérer un réseau où les segments routiers sont connexes. Connaissant leur position, un état sous contrainte est défini suivant trois paramètres : l'abscisse curviligne sur un segment s , la vitesse curviligne associée et un paramètre qui mesure la distance euclidienne L_{prep} entre la mesure et le segment s . Cette dernière composante s'avère utile pour activer ou désactiver le modèle sous contrainte associé au segment s lorsque la cible est respectivement proche ou éloignée du segment. Cependant dans cette article l'auteur ne projette ni la mesure ni l'état estimé sur le réseau routier. De plus, le réseau est constitué de plusieurs segments routiers et pour r segments routiers, auxquels la cible est susceptible d'appartenir (test effectué en mesurant la distance entre l'état prédit sans contrainte et le centre des segments routiers), les auteurs construisent les r modèles dynamiques associés aux segments et mettent à jour l'état pour chacun des modèles sous contraintes. En utilisant l'interaction entre les modèles (IMM), le système délivre un état estimé global sous contrainte mais n'appartenant pas au réseau puisqu'il est le barycentre probabilisé entre plusieurs états prédits appartenant au réseau avec la mesure. La structure de l'IMM est donc variable et s'adapte suivant la distance euclidienne entre les états prédits sous contrainte et les segments constituant le routier. En y intégrant un ensemble de modèles sans contrainte pour pister les cibles qui évoluent en dehors du réseau routier, un "super VS-IMM" (super Interacting Multiple Model with a Variable Structure) est considéré pour pister l'ensemble des cibles terrestres (Figure 22).

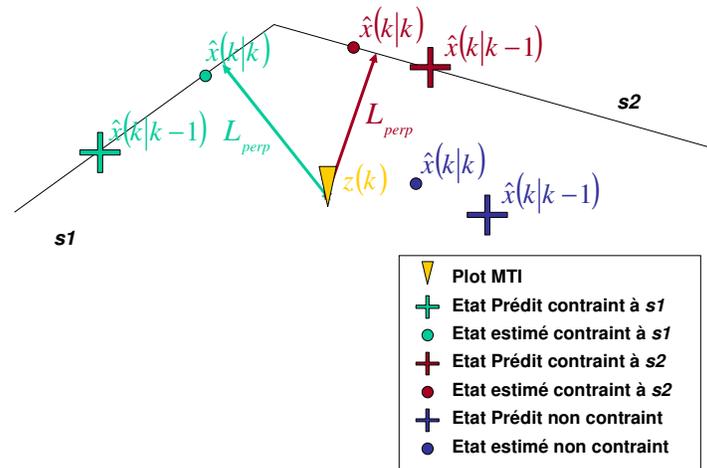


Figure 22 – Pistage sous contrainte par modélisation multiple suivant la position de la mesure et du réseau.

Les différents modèles dynamiques sous contraintes sont activés lorsque la distance L_{perp} est inférieure à un seuil. Le modèle sans contrainte est toujours activé.

Bien que cette approche exploite le réseau routier, l'utilisation de la distance entre le segment routier et la mesure n'assure pas toujours l'activation du modèle dynamique contraint au segment sur lequel évolue la cible. En effet, cette technique ne permet pas de lever l'ambiguïté entre plusieurs segments routiers lorsque le réseau est dense. De plus la combinaison de plusieurs modèles dynamiques sous contraintes engendre une augmentation de l'imprécision lorsque le nombre de modèles est important. C'est le cas des intersections où les auteurs constatent une augmentation de l'erreur en position entraînant la perte de la piste. Enfin, l'utilisation d'une structure aussi importante (*i.e.* plusieurs modèles) devient ingérable dans un contexte multi-cible pour lever l'ambiguïté d'association lorsque les cibles sont proches.

2.2.1.3. Emission de particules sur le réseau routier

Pour s'affranchir du nombre de modèles associés à chaque segment routier, des travaux récents dans le domaine du pistage GMTI [Agate2003], [Day2003], [Ristic2004] et [Umlke2003] montrent qu'une approche particulière peut être utilisée pour la localisation de l'état estimé d'une cible terrestre sur le réseau routier. Le principe consiste à générer des particules sur la route (la loi *a priori* sur les particules est une loi gaussienne de covariance contrainte à la route) et d'effectuer la mise à jour par sommation pondérée des particules estimées. Bien que cette approche écarte tout problème de choix de segment, elle devient plus coûteuse en termes de calcul puisque le nombre de particules générées est bien supérieur aux r modèles dynamiques présents dans le filtre IMM présenté précédemment.

2.2.1.4. Réseau routier : contrainte sur la dynamique

Dans les approches précédentes, les hypothèses reposent essentiellement sur un cadre de discernement exhaustif (*i.e.* la cible évolue sur plusieurs segments routiers et plusieurs hypothèses sont considérées simultanément). Depuis quelques années, cette approche a évolué vers un cadre de discernement non-exhaustif qui devient techniquement plus réalisable : la cible évolue sur un seul segment routier au temps courant. Le cadre non-exhaustif évite l'explosion de la combinatoire puisqu'une seule hypothèse, et donc un seul segment, est prise en compte. Lorsque le choix du segment routier est correct (*i.e.* le segment routier sur lequel la cible évolue), l'estimation de la dynamique de la cible est meilleure. Cependant, en raison des paramètres du capteur GMTI (longue période d'échantillonnage), le nombre de segments routiers sur lesquels la cible est susceptible

d'évoluer devient trop important, contrairement à des capteurs à faible période d'échantillonnage pour lesquels les techniques précédentes peuvent être utilisées. Kirubarajan *et al.* [Kirubarajan2000] utilisent la distance statistique entre un état prédit et la route pour décider si la piste est rattachable à la route. Si le test est concluant, les modèles dynamiques sont contraints à un segment routier (le plus probable) et constituent alors la nouvelle structure de l'IMM. Malgré l'amélioration des performances, cette technique permet de contraindre l'état prédit à appartenir au réseau routier mais pas la piste en raison du bruit de mesure. De plus, cette dernière pose quelques problèmes liés à la consistance du filtre lorsque l'algorithme converge. En effet, plus l'estimateur est précis et plus la covariance est faible. Ainsi à même distance euclidienne, la distance statistique entre l'état prédit et la route est plus faible au risque de ne plus activer le modèle contraint à la route.

Afin de modéliser uniquement la dynamique d'une cible sur le réseau et pallier le problème de consistance du filtre, Farina [Farina2003] modélise uniquement la trajectoire de mobiles sur un aéroport où chaque modèle est rattaché à une zone bien précise de l'aéroport. Ainsi, un ou plusieurs modèles dynamiques sous contraintes sont activés si l'état prédit appartient à l'une des zones associées aux modèles sous contraintes. L'utilisation de modèles affectés à des zones géographiques est très intéressante sur le plan de la combinatoire. La topologie du réseau routier peut alors être perçue comme une technique permettant d'activer suivant la position des états prédits un ensemble restreint de modèles dynamiques sous contraintes. Outre l'amélioration des performances en termes de précision et de complexité de calcul, cette technique n'assure pas le maintien de la piste sur le réseau routier.

2.2.1.5. Réseau routier : contrainte sur les mesures

La modélisation de la dynamique d'une cible sur le réseau routier constitue un atout majeur pour l'amélioration de la précision de l'estimateur. Cependant elle ne garantit pas le maintien de la piste sur le réseau routier. C'est pourquoi Ke *et al.* utilisent la position du segment routier associé au modèle dynamique afin de projeter orthogonalement la mesure ainsi que la covariance associée sur le segment routier [Ke2000a], [Ke2000b]. La projection de la mesure fournie par le capteur sur le même hyperplan que l'état prédit garantit une certaine homogénéité entre le réseau et la piste. Cependant, la projection orthogonale est obtenue par minimisation de l'erreur euclidienne et ne prend pas en compte l'erreur de mesure.

Les travaux récents de Herrero *et al.* dans [Herrero2003] traitent du pistage d'un mobile qui évolue sur un aéroport. En effet, il est difficile de suivre l'évolution des avions en raison du trafic assez dense des autres véhicules (taxi, bus, citerne,...). Cependant, ces véhicules sont soumis à des restrictions de déplacement sur des voies bien spécifiques qui leur sont attribuées. Par conséquent, les auteurs utilisent la position de ces voies et leur largeur afin de contraindre les mesures obtenues par le radar. Le réseau est alors décomposé en une succession de rectangles dont la largeur caractérise la largeur de la route, et l'axe médian est associé à un segment de route (Figure 23). A partir de la position de l'état prédit $\hat{x}(k|k-1)$ suivant le réseau routier et la matrice de covariance $P(k|k-1)$, un rectangle C est désigné comme étant la région dans laquelle la mesure issue du mobile doit se situer. Les auteurs maximisent la densité de probabilité $p\{\hat{z}(k)|z(k),C\}$ de la mesure conditionnellement à la mesure $z(k)$ fournie par le radar et au rectangle C . Ainsi, le rectangle C est perçu comme une contrainte dans laquelle la mesure doit apparaître. En utilisant l'estimateur du MAP (maximum *a posteriori*), il devient possible d'obtenir l'estimateur de la mesure sous contrainte d'appartenance. Lorsque la mesure appartient au rectangle, l'estimateur de la mesure est la mesure elle-même. En revanche, lorsque la mesure est en dehors du rectangle, cette dernière est projetée sur l'axe médian du rectangle C . Les coordonnées cartésiennes de cet axe L sont connues et permettent de maximiser la densité de la mesure conditionnelle sous la contrainte que l'estimateur de la mesure appartient à l'axe ou l'hyperplan L . Le théorème des multiplicateurs de Lagrange fournit l'expression analytique de l'estimateur de la mesure sous contrainte. La covariance associée

à cet estimateur est calculée à partir de la densité $p\{\hat{z}(k)|z(k), C\}$. Elle est alors orientée dans la direction de l'axe L et délimitée par la largeur de la route.

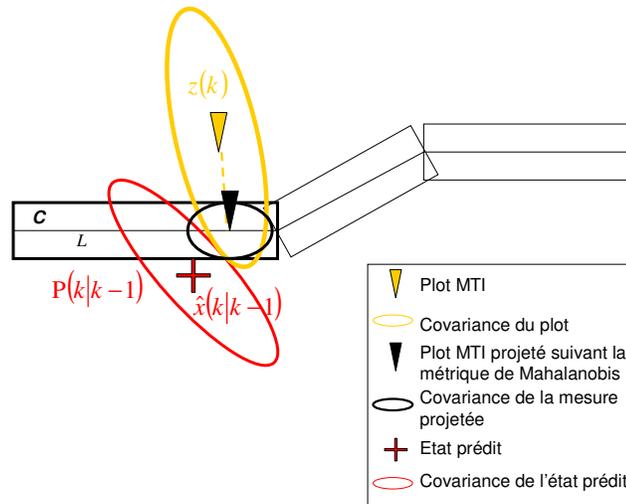


Figure 23 – Projection de la mesure $z(k)$ sur l'axe médian L .

En fonction du volume associé à l'intersection entre la covariance prédite et l'ensemble des rectangles constituant le réseau, un rectangle C dans lequel la mesure doit appartenir est sélectionné. Si la mesure $z(k)$ n'appartient pas au rectangle, cette dernière est projetée suivant la métrique de Mahalanobis.

Bien que cette technique contribue à améliorer les performances des techniques de trajectographie pour la surveillance de l'espace aéroportuaire, elle ne peut être directement appliquée dans un contexte GMTI. En effet, elle ne garantit pas le maintien des pistes sur le réseau routier, pouvant conduire à une ambiguïté sur le choix des segments routiers potentiellement empruntables par la cible pistée. De plus, cette approche n'utilise pas la modélisation de la dynamique d'une cible sur le réseau routier.

2.2.1.6. Réseau routier : contrainte sur les états

En 2000 et 2002, Nicholson *et al.* [Nicholson2000] et Simon *et al.* [Simon2002] proposent dans le cadre de l'utilisation du GPS, de contraindre les états estimés sur un segment routier. En considérant l'erreur sur le calcul de l'estimateur (*i.e.* après estimation), l'idée consiste à minimiser la distance statistique entre l'estimateur et le segment routier.

Contrairement à l'approche de Herrero, les auteurs se placent cette fois-ci dans l'espace des états (*i.e.* après filtrage de Kalman). Cette technique prend non seulement en compte l'incertitude sur la mesure mais aussi l'incertitude sur la dynamique de la cible. C'est pourquoi cette technique devrait présenter de meilleures performances dans l'espace des états.

2.2.1.7. Bilan

Les techniques de trajectographie prenant en compte le réseau routier dans le processus de pistage ont été présentées. Cependant la plupart des techniques ne sont pas directement utilisables pour le pistage GMTI. En effet, la technique de mélange gaussien (*cf.* 2.2.1.1) n'assure pas le maintien de la piste sur le réseau routier et elle entraîne une augmentation de l'erreur sur l'estimateur de l'état lorsque la densité du réseau est importante. De la même manière, l'utilisation de l'abscisse curviligne dans le "Super VS-IMM" (*cf.* 2.2.1.2) engendre une sur-paramétrisation qui augmente aussi l'erreur sur l'estimateur de l'état. Or, c'est la précision sur l'estimateur qui conditionne les performances des algorithmes de pistage multi-cible. Par ailleurs, les limitations des capacités des capteurs et les caractéristiques liées au pistage de cibles terrestres à partir de capteurs aéroportés

GMTI conditionnent le choix de la technique utilisée. En effet, la quantité d'information à traiter exclut l'utilisation d'une approche particulière (cf. 2.2.1.3). D'après Ristic *et al.* [Ristic2004] il est nécessaire de disposer de mille particules afin d'obtenir un estimateur de précision raisonnable. La combinatoire risque de perturber considérablement les contraintes temps réel pour une cinquantaine de plots MTI par scan et si on considère le problème d'association engendré par la proximité statistique entre les cibles.

L'utilisation de la contrainte s'avère donc intéressante afin d'assurer une amélioration des performances de l'estimateur et d'augmenter le pouvoir séparateur entre les cibles. C'est pourquoi, dans un premier temps, il faut estimer la modélisation de la dynamique d'une cible en la contraignant à appartenir au réseau (cf. 2.2.1.4). Puis, afin d'améliorer encore plus les performances de l'estimateur issu du filtre de Kalman, une technique de projection dans l'espace des mesures (cf. 2.2.1.5) ou des états (cf. 2.2.1.6) est considérée afin de maintenir la piste sur le réseau routier. En effet, partant de l'hypothèse que l'ensemble des cibles terrestres évoluent sur le réseau routier, il devient raisonnable de contraindre la mesure ou l'état sur le réseau routier.

La précision de l'estimateur conditionne les performances des techniques de pistage multi-cible. Différentes techniques de projection ont été présentées précédemment, mais il n'existe aucune étude comparative les concernant. C'est pourquoi, il devient nécessaire d'étudier et de mesurer leurs performances afin de sélectionner celle qui offre la meilleure précision sur l'estimateur.

2.2.2. Choix du modèle dynamique utilisé et introduction de la contrainte

Le modèle dynamique sous contrainte $M^i_s(k)$ de la cible permet d'obtenir l'état prédit sur un segment routier s issu du modèle M^i au temps t_k . Il est rappelé qu'un modèle dynamique M^i est défini par sa matrice de transition des états F_i et le vecteur de bruit de modèle v_i . Afin de modéliser correctement la dynamique de la cible sur le segment routier s , le bruit v_i associé au modèle ainsi que la matrice d'état du système F_i , (cf. 1.5.1), sont adaptés au segment. Pour cela, la modélisation de la dynamique de la cible à temps continu est discrétisée. Un état $x_{i,s}(t)$ associé au segment routier s et suivant une dynamique $M^i(t)$ est noté :

$$x_{i,s}(t) = \begin{bmatrix} x_{i,s}(t) \\ \dot{x}_{i,s}(t) \\ y_{i,s}(t) \\ \dot{y}_{i,s}(t) \end{bmatrix} \quad (84)$$

où $x_{i,s}(t)$ et $y_{i,s}(t)$ sont les coordonnées cartésiennes de l'état sur le segment routier s et $\dot{x}_{i,s}(t)$ et $\dot{y}_{i,s}(t)$ sont les composantes cartésiennes du vecteur vitesse associées au segment s dans le repère local (O, X, Y) .

L'idée est de modéliser la dynamique d'un mobile sachant que ce mobile se situe sur le segment routier s . Pour y parvenir, la dynamique de l'équation stochastique (1) est projetée orthogonalement sur le segment s . Il vient,

$$\dot{x}_{i,s}(t) = P_{\perp}^s \cdot C_i \cdot x_{i,s}(t) \quad (85)$$

où P_{\perp}^s est la matrice de projection orthogonale de l'état sur le segment s et $C_i(t)$ la matrice à temps continu de la dynamique du modèle CV donnée dans (4). La matrice P_{\perp}^s est creuse et seuls les termes associés à la position prennent les valeurs des composantes de la matrice de projection orthogonale $P_{p,\perp}^s$ associées au segment s dans le référentiel local (voir annexe 8.5).

$$P_{\perp}^s = \begin{pmatrix} P_{\perp 11}^s & 0 & P_{\perp 12}^s & 0 \\ 0 & P_{\perp 11}^s & 0 & P_{\perp 12}^s \\ P_{\perp 21}^s & 0 & P_{\perp 22}^s & 0 \\ 0 & P_{\perp 21}^s & 0 & P_{\perp 22}^s \end{pmatrix} \quad (86)$$

avec pour matrice de projection sur le segment routier s :

$$P_{\rho \perp}^s = \frac{1}{(1 + \tan(\vartheta_s)^2)} \begin{pmatrix} \tan(\vartheta_s)^2 & -\tan(\vartheta_s) \\ -\tan(\vartheta_s) & 1 \end{pmatrix} \quad (87)$$

où ϑ_s représente l'angle de la direction engendrée par le segment s dans le plan local (O, X, Y) .

Comme pour le modèle sans contrainte (cf. 1.5.1), la matrice d'état $F_{i,s}$ du modèle M^i associée au segment s est obtenue à partir du procédé de discrétisation suivant (voir [Fortmann1988]):

$$F_{i,s}(k) = e^{P_{\perp}^s \cdot C_i \cdot \Delta_k} \quad (88)$$

où Δ_k est la période d'échantillonnage. L'expression de la matrice d'état dans le référentiel local est obtenue par développement limité à l'ordre deux tel que :

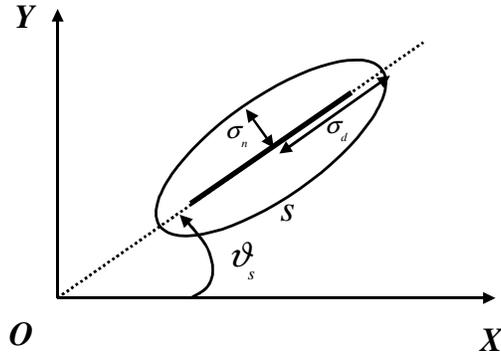
$$F_{i,s}(k) = Id(4) + P_{\perp}^s \cdot C_i \cdot \Delta_k \quad (89)$$

soit

$$F_{i,s}(k) = \begin{pmatrix} 1 & \Delta_k \cdot P_{\perp 11}^s & 0 & \Delta_k \cdot P_{\perp 12}^s \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta_k \cdot P_{\perp 21}^s & 1 & \Delta_k \cdot P_{\perp 22}^s \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (90)$$

2.2.3. Modification du bruit de modèle lié à la directivité du réseau routier

La précédente transformation affine de l'état est effectuée séparément du bruit. Or, la cible est contrainte à rester sur le segment ce qui implique la projection du bruit sur ce dernier. Cependant, le bruit sur le modèle est associé par définition à une légère variation de l'accélération. La composante normale à l'accélération ne peut être nulle puisque l'accélération n'est pas nécessairement sur la route (cas des virages). Dans le plan (O, X, Y) du repère $\{R_{rcf}\}$ un bruit normal au segment de variance σ_n est donc introduit (incertitude faible dans cette direction), ce dernier reste faible par rapport à la valeur du bruit σ_d dans la direction de la route (incertitude forte dans la direction de la route). C'est pourquoi une rotation de la matrice de covariance associée au bruit est faite dans la direction du segment routier (Figure 24) cette approche est présentée dans l'article [Kirubarajan2000].


 Figure 24 – Orientation de l'écart type associé au bruit du modèle $M_s^i(k)$.

Lorsque la cible appartient au segment s la matrice de covariance $Q_i(k)$ (6) associée au bruit devient $Q_{i,s}(k)$:

$$Q_{i,s}(k) = R_s \cdot Q_i(k) \cdot R_s^T \quad (91)$$

où R_s est la matrice de rotation affine de l'état dans la direction ϑ_s engendrée par le segment s telle que :

$$R_s = \begin{pmatrix} \cos(\vartheta_s) & 0 & \sin(\vartheta_s) & 0 \\ 0 & \cos(\vartheta_s) & 0 & \sin(\vartheta_s) \\ -\sin(\vartheta_s) & 0 & \cos(\vartheta_s) & 0 \\ 0 & -\sin(\vartheta_s) & 0 & \cos(\vartheta_s) \end{pmatrix} \quad (92)$$

et $Q_i(k)$ est la matrice de covariance du bruit $v_i(k)$ (6). En intégrant dans le processus gaussien du modèle la contrainte imposée par le réseau, il vient que l'incertitude n'est plus uniformément répartie dans les directions (O,X) et (O,Y) . Ainsi, $Q_i(k)$ est définie par :

$$Q_i(k) = \Gamma(k) \cdot E[v_i(k) \cdot v_i(k)^T] \cdot \Gamma(k)^T \quad (93)$$

où

$$E[v_i(k) \cdot v_i(k)^T] = \begin{pmatrix} \sigma_d^2 & 0 \\ 0 & \sigma_n^2 \end{pmatrix} \quad (94)$$

avec $\sigma_d^2 \gg \sigma_n^2$ et l'expression de $\Gamma(k)$ est donnée dans (7).

Le modèle dynamique $M_s^i(k)$ d'une cible contraint au segment routier s s'écrit finalement :

$$x_{i,s}(k+1) = F_{i,s}(k) \cdot x_{i,s}(k) + R_s \cdot \Gamma_k \cdot v_i(k) \quad (95)$$

Ainsi, le modèle sous contrainte $M_s^i(k)$ est défini par la covariance (91) du bruit du modèle M^i , associé à la direction ϑ_s du segment s (comme le proposent Kirubarajan *et al.*), mais aussi par la matrice de transition dynamique de l'état (90) contraint au segment s .

Il reste maintenant à contraindre soit la mesure ou l'état estimé à appartenir au segment routier s .

2.3. Techniques de pistage sous contraintes

Lorsque le système reçoit une mesure, avec les techniques de filtrage classique, l'opérateur voit sur l'écran des plots MTI en dehors du réseau routier (Figure 25) bien que la cible évolue sur un segment de route. D'où l'idée de projeter, sur le segment routier le plus proche, soit le plot MTI concerné, soit l'état estimé en supposant que la cible appartient effectivement au segment s .

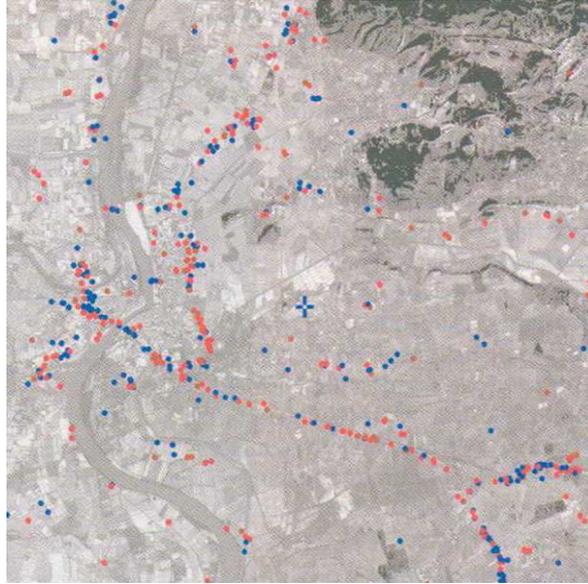


Figure 25 – Plots MTI de véhicules terrestres se déplaçant dans la direction du capteur (en bleu) et s'éloignant du capteur (en rouge).

2.3.1. Evènement d'appartenance

Dans la suite de l'étude, l'introduction de l'information *a priori* permettant d'obtenir des états estimés appartenant au réseau, est faite dans un cadre probabiliste exclusif (*i.e.* a cible appartient à un unique segment routier s). Ces approches se sont développées récemment dans la littérature. Partant d'une hypothèse simple de scénario : la route est constituée d'un unique segment routier s , deux évènements sont considérés : soit "la mesure $z(k)$ issue du capteur appartient à s ", noté $\{z(k) \in s\}$, soit "l'état estimé est un élément du réseau", noté $\{x(k) \in s\}$. Soient $l_s(k)$ l'évènement $\{z(k) \in s\}$ et $e_s(k)$ l'évènement $\{x(k) \in s\}$ qui caractérisent respectivement l'appartenance de la mesure au segment et l'appartenance de l'état au segment qui se traduisent par les expressions suivantes :

$$l_s(k) = \{z(k) \in s\} \equiv \{(x(k), y(k)) \in [A_s, B_s]\} \quad (96)$$

avec $[A_s, B_s]$ qui représente les extrémités du segment s_i dans le plan (O, X, Y) du repère local $\{R_{TCF}\}$. Lorsque l'évènement est vrai, la relation (96) contraint la position de la mesure à appartenir au segment s . Il en est de même pour l'évènement $e_s(k)$:

$$e_s(k) = \{x(k) \in s\} \equiv \left\{ (x(k), y(k)) \in [A_s, B_s] \left[\left\langle \begin{bmatrix} \dot{x}(k) \\ \dot{y}(k) \end{bmatrix} \middle| \vec{n}_s \right\rangle = 0 \right] \right\} \quad (97)$$

où le vecteur \vec{n}_s représente le vecteur normal au segment s et $\langle \cdot | \cdot \rangle$ est le produit scalaire usuel. Lorsque l'événement est vrai, la première relation contraint la position de l'état à appartenir au segment s tandis que la seconde relation contraint le vecteur vitesse à être colinéaire à la direction ϑ_s du segment routier s .

A partir de ces événements, une approche probabiliste est proposée afin de déterminer la mesure et l'état estimé appartenant au réseau.

2.3.2. Mesure sous contrainte

Plusieurs techniques de projection sont alors présentées afin de contraindre directement les plots MTI sur le réseau.

2.3.2.1. Projection orthogonale de la mesure

Dans les articles [Ke2000a] et [Ke2000b], les auteurs proposent de projeter orthogonalement la mesure $z(k)$ fournie par le capteur sur le segment routier s ainsi que la covariance $R(k)$ (Figure 26). La mise en équation de cette approche déterministe consiste à minimiser la distance euclidienne $\| \cdot \|_2$ entre la mesure fournie par le capteur et l'ensemble z des points appartenant au segment s . Ce qui donne la relation suivante :

$$z_s(k) = \arg \min_{z \in s} \|z(k) - z\|_2 \quad (98)$$

La mesure projetée $z_s(k)$ et la matrice de covariance associée $R_s(k)$ sont donc obtenues par projection orthogonale sur le segment.

L'expression de la mesure contrainte au segment s est obtenue à partir de la matrice de projection orthogonale P_{\perp}^s sur le segment s telle que :

$$z_s(k) = z(k) - P_{\perp}^s \cdot (z(k) - A_s) \quad (99)$$

La matrice de covariance de la mesure sous contrainte est donnée par l'expression suivante :

$$R_s(k) = P_{\perp}^s \cdot R(k) \cdot P_{\perp}^{sT} \quad (100)$$

Le détail des calculs est donné en annexe (cf. 8.6).

2.3.2.2. Projection optimisée de la mesure

Une seconde technique [Herrero2003] prend en compte la distribution de l'erreur sur les mesures. Partant de la densité de probabilité associée aux mesures, l'auteur détermine la mesure appartenant au segment s à partir du critère du maximum *a posteriori* conditionné par l'événement $l_s(k)$.

La mesure sous contrainte est obtenue à partir de la relation suivante :

$$z_s(k) = \arg \max_z p\{z | z(k), l_s(k)\} \quad (101)$$

L'utilisation de la règle de Bayes conduit à l'expression suivante de la mesure sous contrainte :

$$z_s(k) = \arg \max_z \frac{p\{z, l_s(k)|z(k)\}}{p\{l_s(k)|z(k)\}} \quad (102)$$

Or sous l'hypothèse que la mesure évolue sur le réseau routier, l'événement $l_s(k)$ devient un événement certain (*i.e.* $p\{l_s(k)|z(k)\}=1$) et permet alors de faire apparaître la contrainte d'égalité. La relation (102) devient alors :

$$z_s(k) = \arg \max_{z \in S} p\{z|z(k)\} \quad (103)$$

Sous les hypothèses de gaussianité, la densité de probabilité $p\{z|z(k)\}$ est telle que :

$$p\{z|z(k)\} = \frac{1}{\sqrt{|2 \cdot \pi \cdot R(k)|}} \cdot e^{\left(-\frac{1}{2}(z-z(k)) \cdot R(k)^{-1} (z-z(k))\right)} \quad (104)$$

soit

$$p\{z|z(k)\} = \frac{1}{\sqrt{|2 \cdot \pi \cdot R(k)|}} \cdot e^{\left(-\frac{1}{2}\|z-z(k)\|_{R(k)^{-1}}^2\right)} \quad (105)$$

La relation (103) peut donc s'exprimer comme la minimisation de la distance de Mahalanobis $\|z\|_{R(k)^{-1}}^2$. Il vient que :

$$z_s(k) = \arg \min_{z \in S} \|z(k) - z\|_{R(k)^{-1}}^2 \quad (106)$$

Les expressions finales de la mesure sous contrainte $z_s(k)$ et de la matrice de covariance associée $R_s(k)$ sont obtenues à partir du théorème des multiplicateurs de Lagrange. La contrainte est définie par :

$$D \cdot z(k) + c = 0 \quad (107)$$

où D est telle que $D = [a \ b]$, et a , b , et c sont les coefficients de l'équation cartésienne dans le plan (O, X, Y) du repère $\{R_{rcf}\}$ de la droite engendrée par le segment s (*i.e.* $a \cdot x + b \cdot y + c = 0$).

Le calcul de la mesure et de la covariance sous contrainte est laissé en annexe (*cf.* 8.6). Leurs expressions sont telles que :

$$z_s(k) = z(k) - R(k) \cdot D^T \cdot (D \cdot R(k) \cdot D^T)^{-1} \cdot (D \cdot z(k) + c) \quad (108)$$

L'expression de la matrice de covariance est :

$$R_s(k) = (Id(2) - W_k) \cdot R(k) \cdot (Id(2) - W_k)^T \quad (109)$$

avec $W_k = R(k) \cdot D^T \cdot (D \cdot R(k) \cdot D^T)^{-1} \cdot D$.

2.3.2.3. Bilan sur les techniques de projection de la mesure

Bien que la technique de projection orthogonale de la mesure (Figure 26) améliore les techniques classiques de pistage [Herrero2003], elle ne prend pas en compte la modélisation du bruit sur les mesures. L'estimateur de la mesure définie au sens du maximum de vraisemblance (106), dépend de la modélisation du bruit. L'estimé sous contrainte est obtenu par projection "optimisée" ou pseudo-projection de la mesure sur le segment (Figure 27). L'orientation de la covariance $R(k)$ associée au bruit dépend de la position du capteur [Bar-Shalom2000].

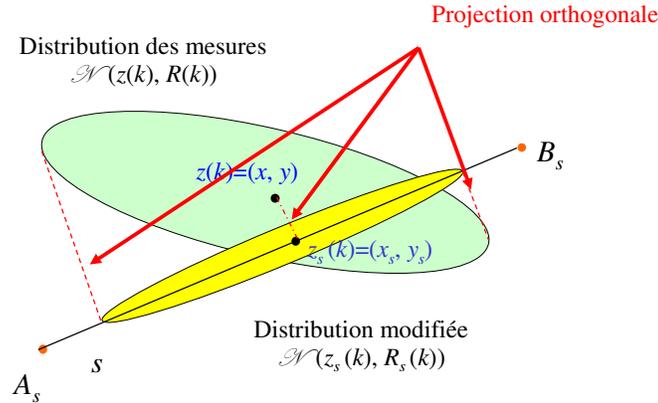


Figure 26 – Projection orthogonale de la mesure et de la covariance.

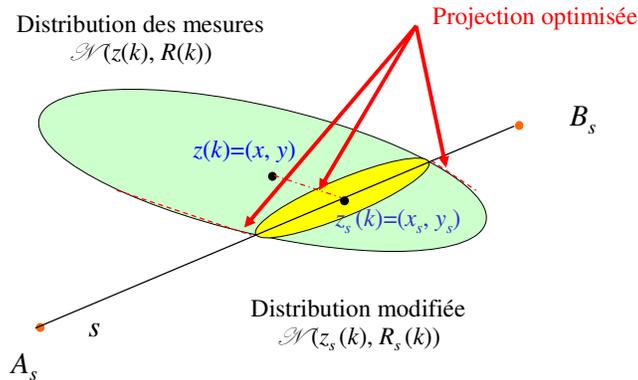


Figure 27 – Projection optimisée (suivant la métrique de Mahalanobis) de la mesure et de la covariance.

2.3.3. Etat estimé sous contrainte

Contraindre la mesure $z(k)$ à appartenir à un segment routier ne garantit pas l'appartenance de l'état $x(k)$ au réseau. En effet si l'état prédit $\hat{x}_{s_i}(k|k-1)$ se situe sur un segment routier s_i et la mesure sous contrainte $z_{s_j}(k)$ sur un segment s_j avec $i \neq j$, l'état mis à jour $\hat{x}(k|k)$ (barycentre probabilisé entre la mesure et l'état prédit) se situe en dehors du réseau routiers (Figure 28). C'est pourquoi, afin d'améliorer la précision sur l'état estimé $\hat{x}(k|k)$, une approche où cette fois-ci l'état $\hat{x}(k|k)$ est contraint d'appartenir au segment s_i est présentée.

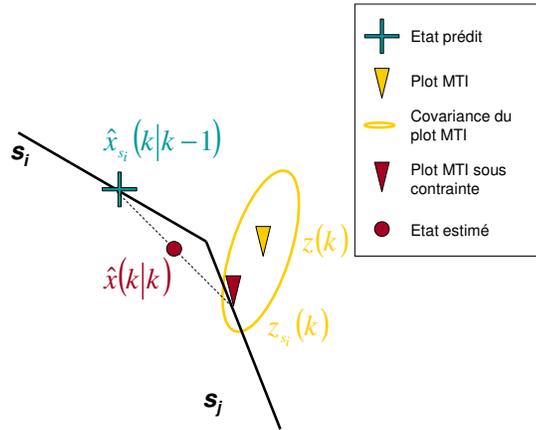


Figure 28 – Etat estimé non contraint au réseau malgré la contrainte sur la mesure.

2.3.3.1. Estimateur au sens des moindres carrés

L'étape de construction de l'estimateur de Kalman consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne conditionnée par la mesure. La condition peut être modifiée en y ajoutant l'événement $e_{s_i}(k)$. Il vient que l'estimateur sous contrainte est obtenu à partir de la minimisation de l'erreur quadratique conditionnellement à l'événement $e_{s_i}(k)$. Il vient l'équation suivante :

$$\hat{x}_{s_i}(k|k) = \arg \min_{x(k)} E \left[\|x(k) - \hat{x}(k|k)\|_2^2 \mid Z^k, e_{s_i}(k) \right] \quad (110)$$

Sous l'hypothèse que la cible évolue sur le réseau, l'événement $e_{s_i}(k)$ est entièrement réalisé. Ainsi, l'équation (110) se réécrit de la manière suivante afin de faire apparaître la contrainte d'égalité:

$$\hat{x}_{s_i}(k|k) = \arg \min_{x(k) \in s_i} E \left[\|x(k) - \hat{x}(k|k)\|_2^2 \mid Z^k \right] \quad (111)$$

Le calcul de l'estimateur sous contrainte est détaillé en annexe (cf. 8.7). Ce calcul aboutit à la remarque suivante : il s'agit de la projection orthogonale sur le segment s_i de l'état estimé sans contrainte $\hat{x}(k|k)$ (17).

L'expression de l'estimateur projeté orthogonalement est donc :

$$\hat{x}_{s_i}(k|k) = \hat{x}(k|k) - P_{\perp}^{s_i} \cdot \left(\hat{x}(k|k) - \begin{bmatrix} A_s(1) \\ 0 \\ A_s(2) \\ 0 \end{bmatrix} \right) \quad (112)$$

et sa matrice de covariance associée par :

$$P_{s_i}(k|k) = P_{\perp}^{s_i} \cdot P(k|k) \cdot P_{\perp}^{s_i \top} \quad (113)$$

où $P_{\perp}^{s_i}$ est la matrice de projection orthogonale de l'état sur le segment routier s_i (86).

2.3.3.2. Estimateur au sens du MAP

Dans [Nicholson2000], l'auteur présente l'estimateur au sens du MAP (Maximum *A Posteriori*) sous le nom de projection géométrique. Cependant, l'argument justifiant l'utilisation de la métrique de Mahalanobis est un argument géométrique de projection "oblique" de la position de l'état uniquement. Aucune démonstration et référence n'apparaissent pour le calcul de l'estimateur sous contrainte. De plus, l'estimateur proposé ne prend pas en compte de contrainte sur le modèle dynamique. L'article [Simon2002] détaille cette technique mais à nouveau sans contraindre le modèle dynamique au réseau. L'estimateur optimal de l'état au sens du maximum *a posteriori* et conditionnellement à l'événement $e_{s_i}(k)$ est présenté dans cette partie. Il est rappelé que sans information *a priori*, *i.e.* sans connaissance de l'événement $e_{s_i}(k)$, le filtre de Kalman nous fournit cet estimateur [Fortmann1988].

$$\hat{x}(k|k) = \arg \max_{x(k)} p\{x(k)|Z^k\} \quad (114)$$

Or d'après nos hypothèses, la cible appartient au segment routier s_i . L'objectif est alors de déterminer l'estimateur qui maximise la probabilité de l'état *a posteriori* des observations est conditionné à l'événement $e_{s_i}(k)$. L'estimateur représentant l'état le plus probable sachant que cet état appartient au segment routier s_i est formulé comme suit :

$$\hat{x}_{s_i}(k|k) = \arg \max_{x(k)} p\{x(k)|Z^k, e_{s_i}(k)\} \quad (115)$$

D'après les hypothèses l'événement $e_{s_i}(k)$ est certain. L'expression (115) peut s'exprimer de façon à faire apparaître la contrainte d'égalité :

$$\arg \max_{x(k)} p\{x(k)|Z^k, e_{s_i}(k)\} = \begin{cases} \arg \max_{x(k)} p\{x(k)|Z^k\} \\ x(k) \in s(k) \end{cases} \quad (116)$$

En reprenant les hypothèses du filtre de Kalman, *i.e.* l'état est gaussien de matrice de covariance $P(k|k)$. L'équation (116) devient alors :

$$\hat{x}_{s_i}(k|k) = \arg \min_{\substack{x(k) \\ e_{s_i}(k)}} \|x(k) - \hat{x}(k|k)\|_{P(k|k)^{-1}}^2 \quad (117)$$

Il s'agit d'un problème d'optimisation sous contrainte d'égalité. D'après le théorème des multiplicateurs de Lagrange et après vérification des hypothèses d'utilisation, l'expression analytique de l'état estimé de la cible sous contrainte est donnée par la relation suivante :

$$\hat{x}_{s_i}(k|k) = \hat{x}(k|k) - P(k|k) \cdot \tilde{D}^T \cdot (\tilde{D} \cdot P(k|k) \cdot \tilde{D}^T)^{-1} \cdot (\tilde{D} \cdot \hat{x}(k|k) - L) \quad (118)$$

où \tilde{D} et L expriment la contrainte telles que, $\tilde{D} = \begin{bmatrix} a & 0 & b & 0 \\ 0 & a & 0 & b \end{bmatrix}$, $L = \begin{bmatrix} -c \\ 0 \end{bmatrix}$, où a , b , et c sont les coefficients de l'équation cartésienne dans le plan (O, X, Y) de la droite engendrée par le segment s_i (*i.e.* $a \cdot x + b \cdot y + c = 0$).

La matrice de covariance associée est obtenue en développant l'espérance quadratique :

$$P_{s_i}(k|k) = E\left[\left(x(k) - \hat{x}_{s_i}(k|k)\right) \cdot \left(x(k) - \hat{x}_{s_i}(k|k)\right)^T\right] \quad (119)$$

Soit,

$$P_{s_i}(k|k) = (Id - W_k) \cdot P(k|k) \cdot (Id - W_k)^T \quad (120)$$

Avec $W_k = P(k|k) \cdot \tilde{D}^T \cdot (\tilde{D} \cdot P(k|k) \cdot \tilde{D}^T)^{-1} \cdot \tilde{D}$. Le détail des calculs est donné en annexe (cf. 8.7).

2.3.3.3. Bilan sur les techniques de projection de l'état estimé

Bien que la technique de projection orthogonale de l'état (Figure 29) améliore les techniques classiques de pistage, elle ne prend pas en compte la modélisation du bruit sur les mesures et sur la dynamique.

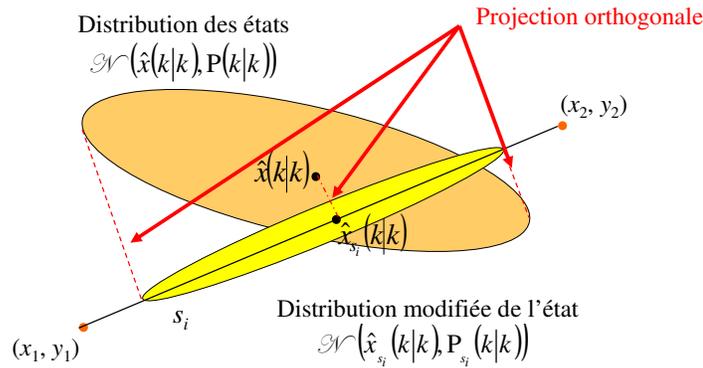


Figure 29 – Projection orthogonale de l'état et de la covariance.

L'estimateur de l'état défini au sens du maximum *a posteriori* (118), dépend de la matrice de covariance estimée, fonction de la covariance associée, à l'état prédit et de la covariance associée aux mesures. L'estimé sous contrainte est obtenu par projection "optimisée" ou pseudo projection de l'état sur le segment (Figure 30). La covariance estimée $P(k|k)$ est fonction de la covariance sur les mesures $R(k)$ et de la covariance $Q_s(k)$ du modèle dynamique sous contrainte $M_s(k)$.

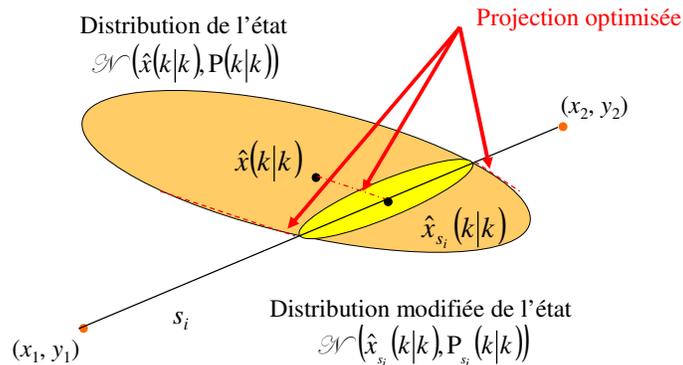


Figure 30 – Projection optimisée (suivant la métrique de Mahalanobis) de l'état et de la covariance.

2.3.4. Remarque

En observant l'équation (116) et en supposant que la prédiction n'apporte pas d'information (*i.e.* densité de probabilité associée est équirépartie), il serait équivalent de considérer l'estimateur au sens du MAP dans l'espace des états et l'estimateur au sens du maximum de vraisemblance (106) dans l'espace des mesures. Mais grâce à l'information *a priori*, la prédiction apporte de l'information sur la direction empruntée par la cible. L'état prédit devient plus précis en modélisant correctement la cinématique de la cible sur le réseau. Ainsi, l'estimé au sens du MAP doit être plus performant que l'estimateur au sens du maximum de vraisemblance en terme de précision sur l'estimateur.

2.3.5. Propriétés

Dans cette partie, diverses propriétés sur les différents estimateurs sont données afin dégager les performances théoriques de ces derniers.

- Propriété 1 :

L'estimateur optimal au sens du MMSE (Minimum Mean Square Error) ou MAP respectivement projeté sur le segment s suivant la distance euclidienne et la métrique de Mahalanobis, sont des estimateurs sans biais (*cf.* annexe 8.8). L'égalité suivante est donc satisfaite :

$$E[x(k)] = E[\hat{x}_s(k|k)] \quad (121)$$

Cela implique que l'utilisation de la contrainte n'injecte aucun biais sur l'estimateur qui pourrait nuire à la précision sur l'estimateur.

- Propriété 2 :

Les estimateurs sous contraintes $\hat{x}_s(k|k)$ obtenus ont une covariance plus faible que celle de l'état estimé sans contrainte $\hat{x}(k|k)$ (*cf.* annexe 8.8).

$$E\left[\left(x(k) - \hat{x}_s(k|k)\right) \cdot \left(x(k) - \hat{x}_s(k|k)\right)'\right] < E\left[\left(x(k) - \hat{x}(k|k)\right) \cdot \left(x(k) - \hat{x}(k|k)\right)'\right] \quad (122)$$

L'utilisation de la contrainte doit ainsi théoriquement améliorer les performances de l'estimateur sans contrainte.

- Propriété 3:

L'estimateur $\hat{x}_s(k|k)_{MAP}$, obtenu avec le critère du MAP, est admissible au sens du risque quadratique moyen. Un estimateur est dit admissible s'il n'existe pas de meilleur estimateur. Afin de comparer l'estimateur du MMSE avec celui du MAP, la fonction de perte quadratique est utilisée et il vient :

$$E\left[\left(x(k) - \hat{x}_s(k|k)_{MAP}\right) \cdot \left(x(k) - \hat{x}_s(k|k)_{MAP}\right)'\right] < E\left[\left(x(k) - \hat{x}(k|k)_{MMSE}\right) \cdot \left(x(k) - \hat{x}(k|k)_{MMSE}\right)'\right] \quad (123)$$

où $\hat{x}_s(k|k)_{MMSE}$ l'estimateur obtenu au sens du MMSE (*cf.* annexe 8.8). Ce qui implique, que théoriquement, l'estimateur obtenu au sens du MAP doit présenter de meilleures performances que l'estimateur du MMSE.

Ces propriétés mettent en avant que les estimateurs obtenus par projection optimisée de l'état estimé ou estimateur obtenu au sens du MAP (118) présente théoriquement de meilleures performances que les estimateurs obtenus au sens du MMSE (111). Aucune étude n'avait été menée sur le comportement de ces estimateurs en fonction de la direction de déplacement de la cible. C'est pourquoi nous avons mené une étude comparative [Pannetier2004] pour mesurer les performances des différents estimateurs en fonction du déplacement de la cible.

2.4. Simulation et résultats sur les différentes techniques de projection

Dans cette partie, deux techniques de pistage sous contraintes sont étudiées dans un cas simple où une unique cible évolue uniformément sur un segment routier s dans un environnement pauvre en fausses alarmes. L'objectif est d'étudier les performances des ces techniques dans l'espace des mesures puis des états suivant l'orientation du segment routier s par rapport au capteur GMTI.

2.4.1. Evaluation des performances

Afin de mesurer les performances entre les différentes techniques de projection, la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE : Root Mean Square Error) de l'estimation de l'état, la trace moyenne de la matrice de covariance sont considérées et l'erreur quadratique moyenne moyennée sur un run (ARMSE : Average Root Mean Square Error). Les performances sont mesurées sur 100 réalisations de Monte-Carlo. Les mesures de performances sont alors définies au temps t_k par la racine de l'erreur quadratique moyenne en position :

$$RMSE_{pos}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} (x(k) - \hat{x}(k|k)_n)^2 + (y(k) - \hat{y}(k|k)_n)^2} \quad (124)$$

où x et y sont les positions vraies de la cible, et $\hat{x}(k|k)_n$, $\hat{y}(k|k)_n$ les positions estimées dans le plan local (O, X, Y) de la $n^{ième}$ réalisation. De même, l'erreur quadratique en vitesse est définie par la relation suivante :

$$RMSE_{vir}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} (\dot{x}(k) - \hat{\dot{x}}(k|k)_n)^2 + (\dot{y}(k) - \hat{\dot{y}}(k|k)_n)^2} \quad (125)$$

où x et y sont les composantes de la vitesse vraie de la cible, et $\hat{\dot{x}}(k|k)_n$, $\hat{\dot{y}}(k|k)_n$ les composantes de la vitesse estimée dans le plan local (O, X, Y) de la $n^{ième}$ réalisation. La trace moyenne, quant à elle, est obtenue en moyennant les traces obtenues pour chaque réalisation de Monte Carlo telle que :

$$Trace_m(k) = \frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} Trace(P(k|k)) \quad (126)$$

2.4.2. Simulations et résultats

2.4.2.1. Description du scénario

Un segment routier s est considéré et son centre est localisé à $(65\ 500\ m, 65\ 500\ m)$ dans le plan (O, X, Y) du repère $\{R_{ref}\}$. Le segment routier est entièrement défini par ses extrémités [A,B] et le milieu M du segment, telles que les points A et B ont pour coordonnées respectives $(63\ 000\ m, 68\ 000\ m)$ et $(68\ 000\ m, 63\ 000\ m)$. Le segment s change d'orientation par rotation dans le sens indirect autour du point M en fonction de l'angle de rotation Θ . L'angle $\Theta = 0$, correspond au segment [A,B] de coordonnées respectives $(63\ 000\ m, 68\ 000\ m)$ et $(68\ 000\ m, 63\ 000\ m)$.

Le capteur GMTI est supposé fixe et situé à l'origine du repère local (O, X, Y) . La fréquence d'échantillonnage est de 0,1 Hertz avec une résolution de 30 m en distance et de 0,001 rad en azimut. Les paramètres ont été choisis de manière à être cohérents par rapport aux caractéristiques du système HORIZON.

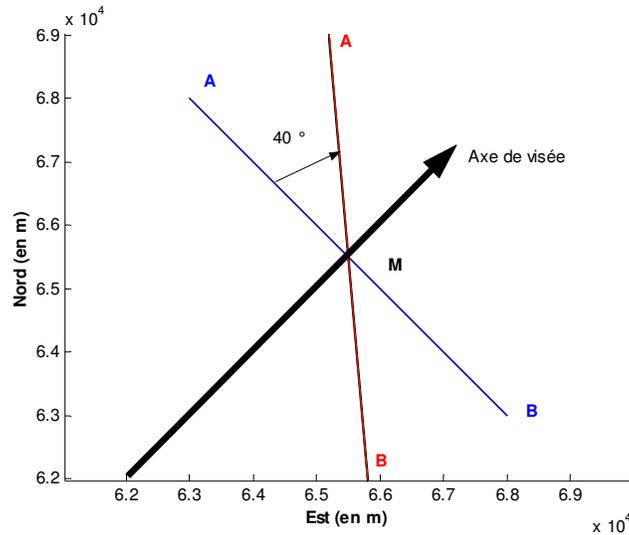


Figure 31 – Changement d'orientation du segment $[A, B]$ par rotation d'un angle Θ autour du point M .

Les conditions expérimentales sont les suivantes:

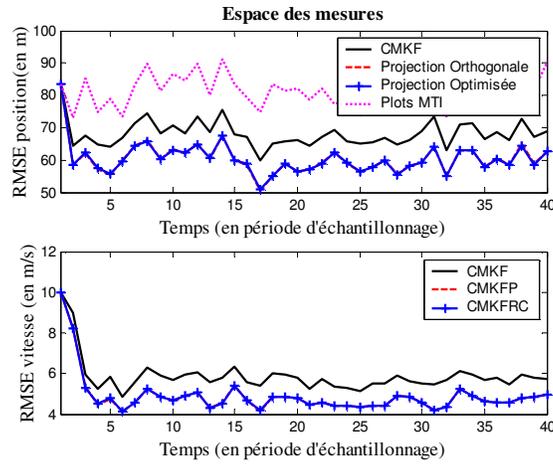
- La cible se déplace du point A vers le point B, elle évolue uniformément avec une vitesse de 10 m/s et elle est toujours détectée.

Six algorithmes de pistages ont été testés :

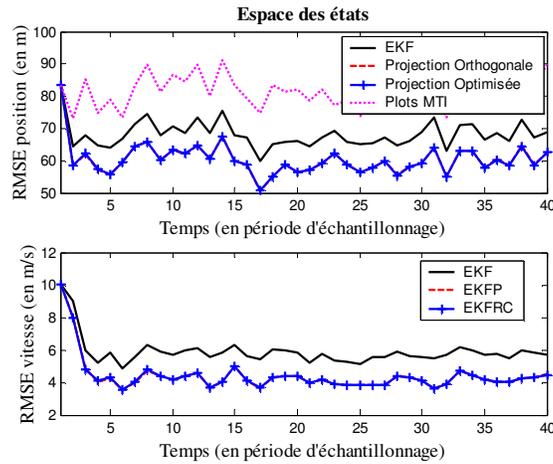
- Un filtre de Kalman CMKF dont les mesures MTI polaires fournies par le capteur sont converties dans le repère local (O, X, Y) (CMKF: Converted Measurement Kalman Filter).
- Un filtre CMKF, dont le modèle est contraint au segment s et les mesures MTI, converties dans le repère local (O, X, Y) , sont projetées orthogonalement sur le segment routier s , noté CMKFP.
- Un filtre CMKF, noté CMKFRP, dont le modèle est contraint au segment s et les mesures MTI, converties dans le repère local (O, X, Y) , sont projetées sur le segment s suivant la métrique de Mahalanobis dans l'espace des mesures.
- Un filtre de Kalman étendu (EKF : Extended Kalman Filter) pour traiter directement au niveau du filtre les mesures MTI non-linéaires.
- Un filtre EKF, noté EKFP, où les états estimés $\hat{x}(k|k)$ sont projetées orthogonalement sur le segment routier s .
- Un filtre EKF, noté EKFRP, où les états estimés $\hat{x}(k|k)$ sont projetées sur le segment s suivant la métrique de Mahalanobis dans l'espace des états.

L'initialisation des filtres est faite à partir de la première mesure et de la covariance associée. Le bruit σ sur le modèle dynamique CV (i.e. Constant Velocity) sans contrainte est de 0.9 m/s^{-2} et les bruits du modèle sous contrainte σ_d et σ_n sont respectivement égaux à 0.9 m/s^{-2} et 0.5 m/s^{-2} .

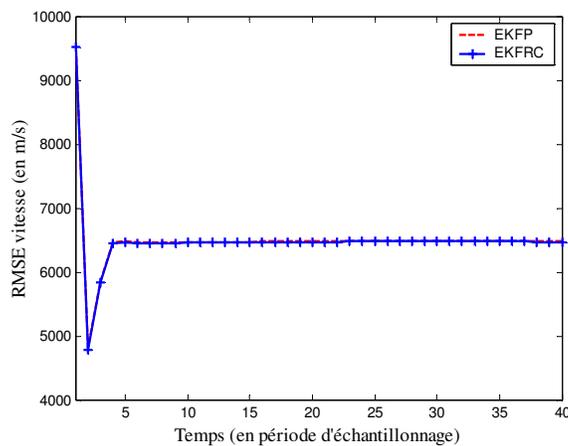
2.4.2.2. Résultats

Figure 32 – RMSE de l'état par projection dans l'espace des mesures pour $\Theta = 0^\circ$.

La courbe de la projection orthogonale est confondue avec la courbe de la projection optimisée.

Figure 33 – RMSE de l'état par projection dans l'espace des états $\Theta = 0^\circ$.

La courbe de la projection orthogonale est confondue avec la courbe de la projection optimisée.

Figure 34 – Trace de la matrice de covariance de l'état estimé pour $\Theta = 0^\circ$.

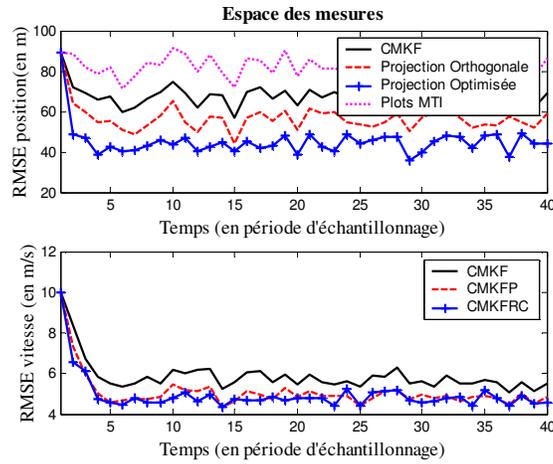


Figure 35 – RMSE de l'état par projection dans l'espace des mesures pour $\Theta = 20^\circ$.

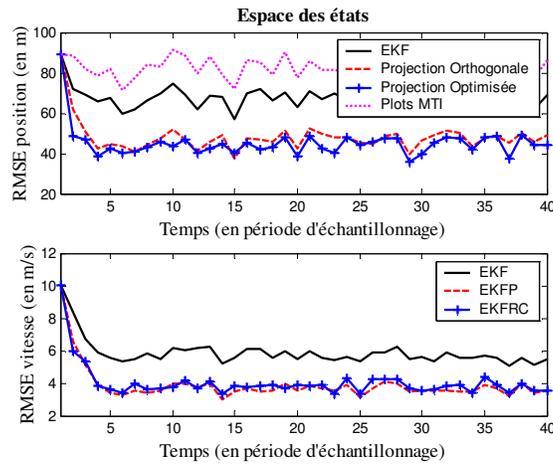


Figure 36 – RMSE de l'état par projection dans l'espace des états pour $\Theta = 20^\circ$.

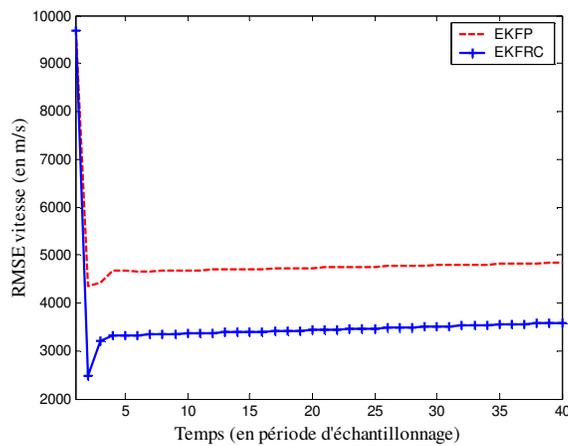


Figure 37 – Trace de la matrice de covariance de l'état estimé pour $\Theta = 20^\circ$.

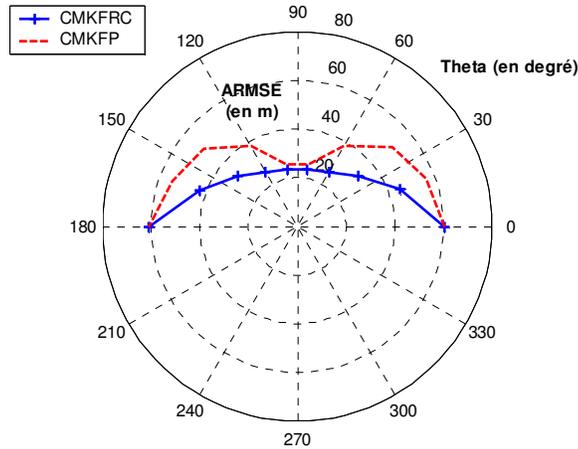


Figure 38 – RMSE moyennée en position de l'état estimé obtenu par projection dans l'espace des mesures pour chaque valeur d'angle Θ .

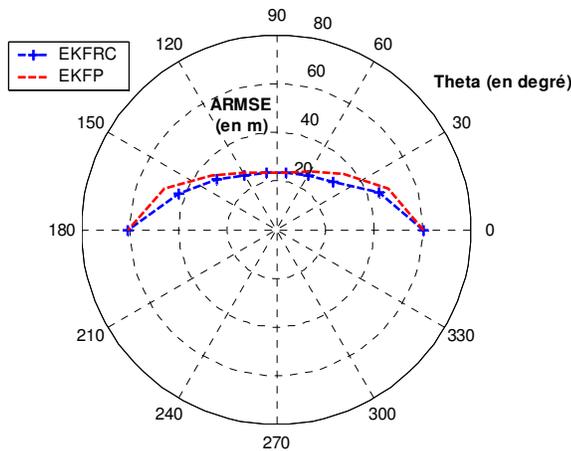


Figure 39 – RMSE moyennée en position de l'état estimé obtenu par projection dans l'espace des états pour chaque valeur d'angle Θ .

2.4.2.3. Interprétation des résultats

L'objectif de ce scénario simple est de comparer les performances des différentes techniques de projection dans l'espace des mesures puis des états en fonction du déplacement de la cible.

Lorsque la cible se déplace dans une direction orthogonale à l'axe de visée du capteur (*i.e.* $\Theta = 0^\circ$), les états estimés obtenus par le filtre de Kalman utilisant la projection optimisée de la mesure (CMKFRC) ou de l'état (EKFRFC), présentent les mêmes performances que la technique de projection orthogonale de la mesure (CMKFP) ou de l'état (EKFP). Les courbes des erreurs quadratiques de ces estimateurs sont effectivement confondues (Figure 32 et Figure 33). En effet, pour cette configuration, la covariance associée à la mesure est orientée dans la même direction que la covariance associée à l'état prédit. Ainsi la projection orthogonale est équivalente à la projection optimisée de l'état puisque l'estimateur le plus proche statistiquement est identique à l'estimateur le

plus proche géométriquement. Cependant, l'introduction de la contrainte sur la dynamique et sur la mesure ou l'état, améliore les techniques de pistage sans contrainte (CMKF et EKF). Par ailleurs, lorsque la direction de déplacement du mobile varie (*i.e.* $\Theta = 20^\circ$), les performances des estimateurs varient. En effet, les estimateurs obtenus par la technique de projection optimisée présente une erreur quadratique plus faible que l'erreur des estimateurs obtenus par la technique de projection orthogonale (Figure 35 et Figure 36). De plus, pour cette configuration, la covariance de la mesure est orientée différemment par rapport à la covariance associée à la prédiction. De plus la trace de la matrice de covariance de l'EKFRC est plus faible que la trace de la matrice de covariance de l'EKFP (Figure 37) ce qui reste cohérent avec la propriété 3 définie en 2.3.5.

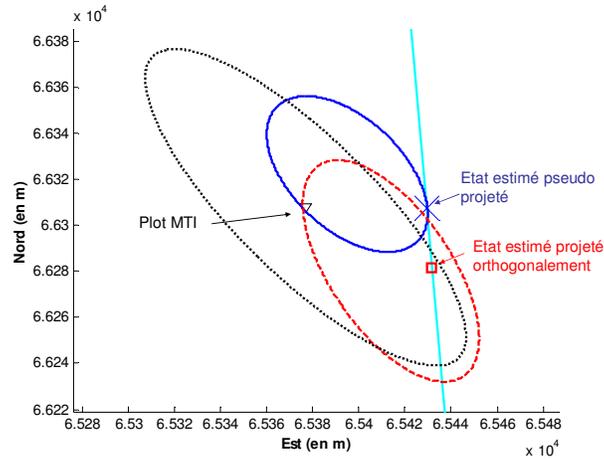


Figure 40 – Variation de l'orientation de l'ellipsoïde d'incertitude de l'état estimé suivant la technique de projection.

L'état mis à jour à partir de la mesure ▼ est soit projeté orthogonalement □ soit en fonction de la métrique de Mahalanobis x. Cette dernière projection dépend de l'orientation de la covariance estimée.

Pour différentes orientation du segment s (*i.e.* $\Theta \in [0^\circ, 90^\circ]$), la RMSE en position est moyennée (Figure 38 et Figure 39). Il vient que lorsque la cible se déplace dans l'axe de visée du capteur (*i.e.* $\Theta = 90^\circ$) ou dans une direction orthogonale (*i.e.* $\Theta = 0^\circ$), les différentes techniques de projections sont équivalentes, en revanche lorsque le déplacement du mobile s'effectue dans une autre direction, les techniques de projection optimisée présentent de meilleures performances. Cette inversion des tendances se justifie par la non colinéarité entre la covariance associée aux mesures et la covariance associée à la prédiction. L'orientation de la covariance estimée est alors différente de la direction du segment routier s . La direction induite par la projection optimisée n'est plus équivalente à la direction orthogonale au segment engendrée par la projection orthogonale. Néanmoins ces performances varient suivant le bruit de mesure et/ou le bruit de modèle puisque l'orientation de la covariance estimée est dépendante de ces paramètres.

Les performances entre les techniques de projections optimisées de la mesure ou de l'état estimé se distinguent essentiellement au niveau de la vitesse estimée, puisque la projection optimisée de la mesure ne contraint pas la direction du vecteur vitesse à la route, contrairement à la projection optimisée de l'état. Cependant, le bruit de modèle choisi pour la simulation précédente est un bruit de modèle "fort", adapté lorsque l'incertitude sur la dynamique de la cible est importante. Afin de comparer la technique de projection optimisée dans l'espace des mesures et des états, il est supposé que la cinématique de la cible est parfaitement connue à l'instant initial ce qui permet de prendre des bruits de modèles relativement faibles. Pour un angle Θ , fixé à 40° , l'erreur quadratique moyenne est mesurée lorsque la position initiale de la cible est connue. Les bruits du modèle sous contrainte σ_d et σ_n sont respectivement égaux à 0.05 m/s^{-2} et 0.01 m/s^{-2} .

La courbe de l'erreur quadratique moyenne (Figure 41) montre qu'à l'initialisation, l'estimateur obtenu par la technique de projection optimisée de l'état présente de meilleures

performances lorsque les bruits du modèle sous contrainte sont faibles. En outre, les deux techniques convergent vers la même asymptote au bout d'un certain temps. Cependant, les performances varient suivant la distance de la cible au capteur, la direction de déplacement de la cible et les paramètres du capteur. Néanmoins la technique de projection optimisée de l'état reste toujours au moins aussi bonne que la technique de projection optimisée de la mesure.

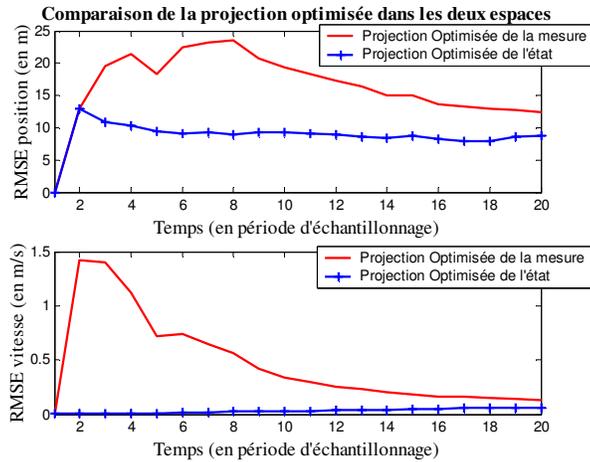


Figure 41 – RMSE de l'état estimé obtenu par projection optimisée dans l'espace des mesures et des états pour un modèle sous contrainte à faible bruit et $\Theta = 40$.

2.5. Conclusion sur l'utilisation de la technique de projection optimisée dans l'espace des états

L'étude bibliographique a montré trois grands axes permettant de contraindre la cinématique de la cible (position et vitesse) sur un segment routier : soit la dynamique de la cible sur le segment est modélisée, soit les mesures MTI sont contraintes au segment, soit les états estimés sont contraints au segment. Le modèle sous contrainte ne garantit pas le maintien de la piste sur le réseau en raison du bruit sur les mesures c'est pourquoi nous avons proposé de modéliser d'une part la dynamique de la cible sur le segment puis de contraindre soit la mesure soit l'état estimé par projection orthogonale ou optimisée. Nous avons cherché à déterminer quelle approche convenait le mieux pour optimiser l'erreur quadratique moyenne quelque soit le bruit de modèle. Au vu des tests menés sur les différentes techniques de projection, il s'avère que la technique de projection optimisée présente de meilleurs résultats que la projection orthogonale quelque soit l'espace de projection. En effet, la technique de projection orthogonale ne prend pas en compte l'incertitude sur la distribution de la mesure ou de l'état. Par ailleurs, la projection optimisée de l'état est plus robuste à l'initialisation lorsque le bruit de modèle est faible.

Par conséquent la technique de projection optimisée présente les meilleures performances lorsque le bruit du modèle varie. De plus, les cibles terrestres sont extrêmement manœuvrables et nécessitent l'utilisation d'un algorithme à plusieurs modèles à bruit variable afin d'éviter la perte de la piste. Etant donné que les bruits des différents modèles sont soit faibles, soit forts, l'utilisation de la technique de projection optimisée de l'état devient alors la technique offrant les meilleures performances.

Chapitre 3.

Variation de l'ensemble des modèles dynamiques pour le pistage de cibles mobiles

3.1. Introduction

La technique de projection optimisée assure une bonne estimation de l'état lorsque la cible associée évolue sur un segment de route. Néanmoins, un réseau routier est composé de plusieurs segments de routes sur lesquels la cible peut évoluer. Il faudrait donc déterminer à chaque instant sur quel segment se déplace la cible afin d'adapter la dynamique de la cible au segment et projeter l'état estimé sur ce segment. Le cas des intersections est particulièrement délicat à traiter puisque plusieurs segments de routes sont potentiellement empruntables par la cible ce qui engendre un nombre important de cas à traiter. A partir de la topologie du réseau routier, nous proposons une approche qui permet de prédire l'état de la cible sur le réseau et contraindre l'état à un segment après mise à jour de ce dernier.

Par ailleurs, les cibles terrestres sont continuellement en manœuvre sur le réseau routier. Effectivement, l'ensemble des cibles terrestres accélèrent et décélèrent sur le réseau routier, s'arrêtent, font demi-tour... C'est pourquoi un seul modèle dynamique sous contrainte n'est pas suffisant pour garantir une bonne estimation de l'état et garantir la continuité du pistage puisqu'il n'est pas adapté à l'ensemble des différents comportements d'une cible. Ainsi, une technique de pistage multi-modèle sous contraintes doit être étudiée afin de considérer les éventuelles manœuvres des cibles sur le réseau. Nous proposons une technique permettant de considérer un nombre minimum de modèles dynamiques sous contraintes pour pallier la manœuvre des cibles terrestres sur le réseau.

3.2. Utilisation de la topologie du réseau pour la modélisation de la dynamique

Dans le chapitre précédent, différentes techniques de projection ont été présentées en supposant que le segment routier s sur lequel évolue la cible est connu. Cependant, dans un contexte plus réaliste, le réseau routier est composé de plusieurs segments. A chaque instant, il s'agit d'identifier le segment routier sur lequel évolue la cible afin d'adapter la dynamique de cette dernière au segment puis d'effectuer la projection optimisée sur le segment. A partir d'un ensemble de segments potentiellement "empruntables" par la cible, une approche est présentée dans cette partie afin d'adapter la dynamique de l'objet en fonction des segments routiers sur lesquels se situent les cibles.

3.2.1. Le futur a priori associé à la prédiction : cas du tronçon de route

D'après la définition du réseau routier (cf. 1.4.2), un tronçon de route Tr_i est constitué d'une suite connexe de segments routiers. Par ailleurs, l'estimateur optimal (118) calculé précédemment est obtenu en prenant uniquement en compte l'information présente (i.e. $e_{s_j}(k)$: "l'état de la cible appartient au segment s_j au temps t_k "). Désormais, il existe alors un nombre N_{k+1} fini de segments s_j de Tr_i sur lesquels la cible peut évoluer. Or, considérer les N_{k+1} segments risque de dégrader fortement les performances du filtre si l'état estimé est projeté sur chacun de ces segments. C'est pourquoi il est nécessaire de sélectionner un seul segment routier et si possible celui sur lequel se situe la cible.

Par ailleurs, la connaissance de la position des segments routiers et leur connexité permet de conjecturer sur les futurs états possibles de la cible à partir de la position de l'estimateur sur le réseau. Une information supplémentaire est ainsi disponible et peut être injectée dans la modélisation de la dynamique afin de prédire plus précisément l'état de la cible à l'instant $k+1$. C'est pourquoi, dans un cadre probabiliste, l'union des différents événements est introduite dans la densité de probabilité associée à la prédiction et définie sur l'ensemble des segments possibles.

La densité de probabilité de la prédiction est obtenue en considérant l'ensemble $E^{k+1} = \bigcup_{i=1}^{N_{k+1}} e_{s_i}(k+1)$ caractérisant l'union disjointe des N_{k+1} événements exprimant l'appartenance de la cible, à l'instant $k+1$, aux N_{k+1} segments routiers du tronçon. Par ailleurs, puisqu'une cible ne peut appartenir qu'à un seul segment routier, les événements $e_{s_i}(k+1)$ ($\forall i \in \{1, \dots, N_{k+1}\}$) sont disjoints. Sous l'hypothèse que la cible appartient au réseau, la densité de probabilité associée à l'état futur sachant la séquence de mesures Z^k et l'appartenance au segment s_j est telle que :

$$(\forall j \in \{1, \dots, N_k\}),$$

$$p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_j}(k)\} = p\left\{x(k+1), \bigcup_{i=1}^{N_{k+1}} e_{s_i}(k+1) | Z^k, e_{s_j}(k)\right\} \quad (127)$$

or, en utilisant la disjonction des événements il vient :

$$(\forall j \in \{1, \dots, N_k\}),$$

$$p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_j}(k)\} = \sum_{i=1}^{N_{k+1}} p\{x(k+1), e_{s_i}(k+1) | Z^k, e_{s_j}(k)\} \quad (128)$$

En appliquant la règle de Bayes, on obtient la densité de probabilité de l'état $x(k)$ sachant la séquence de mesures Z^k , l'appartenance au segment s_j et l'appartenance au futur segment s_i , multipliée par la probabilité de transition entre les segments s_j et s_i :

$(\forall j \in \{1, \dots, N_k\})$,

$$p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_j}(k)\} = \sum_{i=1}^{N_{k+1}} p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_j}(k), e_{s_i}(k+1)\} \cdot P\{e_{s_i}(k+1)|e_{s_j}(k)\} \quad (129)$$

La probabilité de transition $P\{e_{s_i}(k+1)|e_{s_j}(k)\}$ entre les événements $e_{s_i}(k)$ ($\forall i \in \{1, \dots, N_{k+1}\}$) et $e_{s_j}(k+1)$ ($\forall j \in \{1, \dots, N_{k+1}\}$), qui signifie que la cible se situe sur s_i à l'instant $k+1$ si elle était sur s_j à l'instant k , est égale à un lorsque les segments appartiennent au même tronçon. En effet, le réseau étant connexe, il existe toujours un chemin entre les différents segments d'un même tronçon.

La densité de probabilité de l'état *a priori* s'écrit finalement :

$(\forall j \in \{1, \dots, N_k\})$,

$$p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_j}(k)\} = \sum_{i=1}^{N_{k+1}} p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_j}(k), e_{s_i}(k+1)\} \quad (130)$$

Sous l'hypothèse $N_{k+1} = 1$ (*i.e.* le tronçon de route est composé d'un unique segment routier, soit $i=j$) et sous l'hypothèse de "gaussianité" de l'état, la modélisation de la dynamique sous contrainte (95) implique que la densité de probabilité de l'état prédit est définie comme étant une distribution gaussienne centrée sur la prédiction de l'état sous contrainte $\hat{x}_{s_j}(k+1|k)$ et de covariance sous contrainte notée $P_{s_j}(k+1|k)$. Ainsi la densité (130) s'écrit avec $i = j$:

$(\exists! s_i \in \text{Tr}_i)$

$$p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_i}(k), e_{s_i}(k+1)\} = \mathcal{N}(\hat{x}_{s_i}(k+1|k), P_{s_i}(k+1|k)) \quad (131)$$

Dans un cas plus général et réaliste (*i.e.* $N_{k+1} > 1$), deux approches sont envisageables :

- soit une approche probabiliste où l'ensemble des N_{k+1} événements est considéré. Lors de l'étape de prédiction, il existe N_{k+1} segments routiers appartenant au même tronçon et potentiellement "empruntables" par la cible. La densité de probabilité est alors obtenue par mélange gaussien (130). En utilisant un mélange gaussien, un nouvel état prédit est défini ainsi que la covariance associée. Les techniques utilisant cette approche se différencient par la modélisation de la densité $p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_j}(k), e_{s_i}(k+1)\} (\forall i \in \{1, \dots, N_{k+1}\})$.

Cette dernière peut être modélisée par projection orthogonale sur les différents segments (Figure 42) ou obtenue par un mélange gaussien entre l'état prédit et un ensemble de vecteurs aléatoires gaussiens constituant le réseau routier (*cf.* approche de Shea décrite dans la partie 2.2.1.1). Cette approche garantit qu'au moins l'un des segments sur lequel l'état a été projeté est celui sur lequel évolue réellement la cible. L'inconvénient est que la somme pondérée risque de perturber considérablement la densité de probabilité associée au bon segment routier dès lors que le nombre de segments est supérieur à 1. Une erreur sur la densité de probabilité entraîne une erreur de modélisation qui peut nuire au pistage.

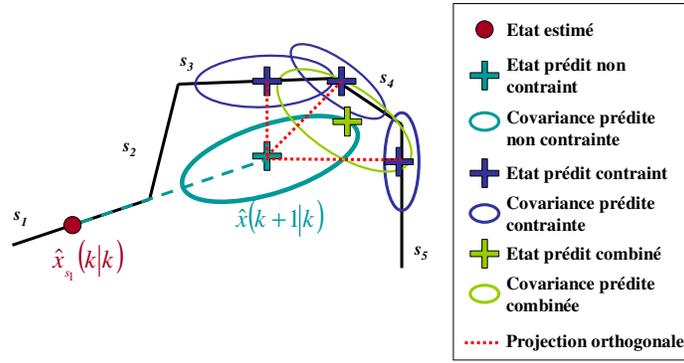


Figure 42 – Modélisation de la prédiction en fonction des différents segments potentiels.

Après l'étape de prédiction un ensemble de segments potentiellement empruntables est défini. Les différents états prédits et covariances associées sont contraints à l'ensemble de ces segments par projection. L'état prédit sous contrainte est finalement obtenu par mélange gaussien.

- soit une approche déterministe où seul un des événements parmi les N_{k+1} est considéré. L'utilisation de la topologie du réseau assure le maintien de l'état prédit (par rotations successives) sur le réseau routier. Ainsi l'unique segment à considérer est celui sur lequel se situe l'état prédit. Dans son article [Koch2001], Koch utilise l'abscisse curviligne afin de déterminer la longueur prédite parcourue par la cible et en déduire la position de l'état sur le réseau en fonction de la longueur des segments routiers. Etant donné que la rotation est une isométrie, les deux approches (contrainte par rotation ou par utilisation de l'abscisse curviligne) sont équivalentes. Par ailleurs, la technique de sélection d'un unique segment assure la réduction de la combinatoire par rapport à une approche probabiliste où l'état prédit résulte de la fusion de différents états prédits contraints à plusieurs segments. Cependant la décision de prendre un segment parmi les N_{k+1} peut engendrer une erreur de modélisation si le segment choisi n'est pas celui sur lequel évolue la cible. La densité (130) s'écrit:

$$(\exists i \in \{1, \dots, N_{k+1}\}), (\forall j \in \{1, \dots, N_k\}),$$

$$p\{x(k+1) | Z^k, e_{s_j}(k), e_{s_j}(k+1)\} = \mathcal{N}(\hat{x}_{s_j}(k+1|k), P_{s_j}(k+1|k)) \quad (132)$$

Dans la relation précédente, la notation $(\exists i \in \{1, \dots, N_{k+1}\})$ peut être remplacée par $(\exists! s_i \in \text{Tr}_i)$.

Malgré les inconvénients de l'approche déterministe, nous choisissons d'étudier cette dernière puisque les performances de la technique de projection optimisée de l'état permettent de minimiser l'erreur de précision et donc contribue à diminuer le risque sur le choix du segment routier sur lequel la cible est susceptible d'évoluer.

3.2.2. Transformation de la prédiction par l'approche déterministe

Après avoir calculé l'état estimé $\hat{x}_{s_j}(k|k)$ contraint au segment s_j et sa matrice de covariance associée $P_{s_j}(k|k)$ à l'instant k , la position prédite de la cible, obtenue à partir de la dynamique $M_{s_j}(k)$, peut se situer en dehors du réseau puisque le modèle ne contraint pas la position de l'état à appartenir à d'autres segments que s_j . En adoptant une approche non exhaustive du problème (*i.e.* l'état n'appartient qu'à un seul segment routier), la densité de probabilité devient :

$(\exists ! s_i \in \text{Tr}_i)$

$$p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_j}(k)\} \approx p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_i}(k+1), e_{s_j}(k)\} \quad (133)$$

avec $e_{s_j}(k+1) = \{x(k+1) \in s_j\}$ et s_i est l'identifiant du segment sur lequel la cible peut potentiellement se situer à l'instant $k+1$. L'information (observations, segments empruntés) portée sur tous les événements antérieurs à l'instant $k+1$ est supposée contenue dans l'estimateur optimal déterminé à l'instant k . Afin de déterminer le segment s_i , à partir de l'état prédit $\hat{x}_{s_j}(k+1|k)$, la fonction $T_{s_j \rightarrow s_i}$ permettant de prédire l'état de la cible appartenant au segment s_j , sur le segment s_i est considérée.

A partir du modèle dynamique sous contrainte $M_{s_j}(k)$ la distance prédite parcourue de la cible est obtenue (il s'agit de la distance euclidienne entre l'état estimé $\hat{x}_{s_j}(k|k)$ et l'état prédit $\hat{x}_{s_j}(k+1|k)$). La cible doit parcourir sur le tronçon Tr_i une distance égale à la distance prédite parcourue. Dans un cas simple où les segments s_j et s_i sont connexes entre eux, la fonction $T_{s_j \rightarrow s_i}$ n'est autre qu'une fonction qui réalise la rotation entre les segments s_j et s_i (Figure 43). En effet, puisque la rotation est une isométrie, les distances sont conservées.

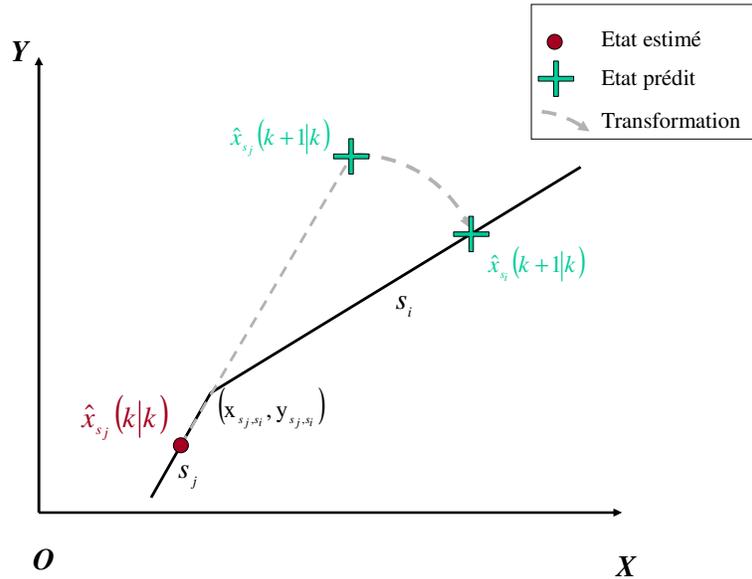


Figure 43 – Rotation entre deux segments connexe.

Le point de coordonnées $(x_{s_j, s_i}, y_{s_j, s_i})$ est l'unique point reliant les segments s_j et s_i dans le repère local (O, X, Y) .

L'équation du modèle dynamique $M_{s_i}(k)$ devient alors :

$$x(k+1) = T_{s_j \rightarrow s_i}(F_{s_j}(k) \cdot x(k)) + \Gamma_k \cdot v_{s_i}(k) \quad (134)$$

où $F_{s_j}(k)$ est la matrice de transition de l'état (89) contraint au segment s_j , Γ_k est le vecteur de transition du bruit de modèle et $v_{s_i}(k)$ et le bruit de modèle contraint au segment s_i (cf. 2.2.3).

L'état prédit obtenu s'écrit alors :

$$\hat{x}_{s_i}(k+1|k) = T_{s_j \rightarrow s_i}(\hat{x}_{s_j}(k|k)) \quad (135)$$

où la fonction $T_{s_j \rightarrow s_i}$ est définie par :

$$T_{s_j \rightarrow s_i}(x_{s_j}) = R_{s_j, s_i} \cdot (x_{s_j} - sa(s_j, s_i)) + sa(s_j, s_i) \quad (136)$$

où la matrice de rotation R_{s_j, s_i} de l'état (92) est définie en remplaçant ϑ_s par $\vartheta_{s_i} - \vartheta_{s_j}$ telle que:

$$R_{s_j, s_i} = \begin{bmatrix} \cos(\vartheta_{s_i} - \vartheta_{s_j}) & 0 & \sin(\vartheta_{s_i} - \vartheta_{s_j}) & 0 \\ 0 & \cos(\vartheta_{s_i} - \vartheta_{s_j}) & 0 & \sin(\vartheta_{s_i} - \vartheta_{s_j}) \\ -\sin(\vartheta_{s_i} - \vartheta_{s_j}) & 0 & \cos(\vartheta_{s_i} - \vartheta_{s_j}) & 0 \\ 0 & -\sin(\vartheta_{s_i} - \vartheta_{s_j}) & 0 & \cos(\vartheta_{s_i} - \vartheta_{s_j}) \end{bmatrix} \quad (137)$$

et $sa(s_j, s_i)$ est le vecteur tel que :

$$sa(s_j, s_i) = \begin{bmatrix} x_{s_j, s_i} \\ 0 \\ y_{s_j, s_i} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (138)$$

avec $(x_{s_j, s_i}, y_{s_j, s_i})$ les coordonnées dans le plan local (O, X, Y) de l'unique point commun entre les segments s_i et s_j .

La matrice de covariance de l'état prédit $\hat{x}_{s_i}(k+1|k)$ est telle que:

$$P_{s_i}(k+1|k) = E \left[(x(k+1) - T_{s_j \rightarrow s_i}(\hat{x}_{s_j}(k|k))) \cdot (x(k+1) - T_{s_j \rightarrow s_i}(\hat{x}_{s_j}(k|k)))^T \right] \quad (139)$$

En reprenant l'expression (136) de la fonction $T_{s_j \rightarrow s_i}$ et l'expression (134) du modèle dynamique la relation (139) devient :

$$P_{s_i}(k+1|k) = R_{s_j, s_i} \cdot P_{s_j}(k|k) \cdot R_{s_j, s_i}^T + Q_{s_i}(k) \quad (140)$$

Dans un cas plus général où les segments s_j et s_i ne sont plus connexes mais appartiennent toujours au même tronçon Tr_1 . La fonction $T_{s_0 \rightarrow s_i}$ est définie comme étant une combinaison de fonctions de transformation entre différents segments connexes telle que $T_{s_j \rightarrow s_i} = T_{s_{j-1} \rightarrow s_i} \circ T_{s_{j-2} \rightarrow s_{j-1}} \circ \dots \circ T_{s_j \rightarrow s_{j+1}}$. Ainsi, une relation de récurrence apparaît et s'écrit :

$$\begin{cases} \hat{x}_{s_j}(k+1|k) = F_{s_j}(k) \cdot \hat{x}_{s_j}(k|k) \\ \hat{x}_{s_i}(k+1|k) = T_{s_{l-1} \rightarrow s_i}(\hat{x}_{s_{l-1}}(k+1|k)) \quad (\forall l \in \{j+1, \dots, i-1, i\}) \end{cases} \quad (141)$$

La fonction de rotation $T_{s_{l-1} \rightarrow s_i}$ entre deux segments s_i et s_{l-1} est définie par :

$$(\forall l \in \{j+1, \dots, i-1, i\}),$$

$$T_{s_{l-1} \rightarrow s_i}(x_{s_{l-1}}) = R_{s_{l-1}, s_i} \cdot (x_{s_{l-1}} - sa(s_{l-1}, s_i)) + sa(s_{l-1}, s_i) \quad (142)$$

La matrice de rotation R_{s_{l-1}, s_i} de l'état entre deux segments est définie en (137) et $sa(s_{l-1}, s_i)$ est définie en (138).

La matrice de covariance prédite est alors donnée par la relation suivante :

$$P_{s_i}(k+1|k) = R_{s_{i-1}s_i} \cdot \dots \cdot R_{s_j s_{j+1}} \cdot F_{s_j}(k) \cdot P_{s_j}(k|k) \cdot F_{s_j}(k)^T \cdot \left(R_{s_{i-1}s_i} \cdot \dots \cdot R_{s_j s_{j+1}} \right)^T + Q_{s_i}(k) \quad (143)$$

Sous les hypothèses de "gaussianité", la densité de probabilité conditionnée par la contrainte route associée à l'état prédit est considérée comme une distribution gaussienne centrée sur la prédiction. Il vient, d'après (133), la construction de la densité de probabilité de l'état prédit contraint au réseau :

$$(\exists ! s_i \in \text{Tr}_i) \quad p\{x(k+1)|Z^k, e_{s_j}(k)\} = \mathcal{N}(\hat{x}_{s_i}(k+1|k), P_{s_i}(k+1|k)) \quad (144)$$

Ainsi, à partir de la position de l'état estimé sur le réseau et de la topologie de ce dernier, il devient possible de construire un unique état prédit sous contrainte par rotations successives de l'état non contraint. Dans le cas d'un unique tronçon de route, un unique état prédit appartenant à un segment et sa covariance associée sont obtenus (Figure 44). Cette approche déterministe garantit la réduction du nombre de calculs par rapport à une approche probabiliste. Cependant, la densité du réseau routier peut conduire à un choix erroné du segment (*i.e.* un segment qui n'est pas celui sur lequel évolue la cible). La direction de la matrice de covariance en est alors affectée, ce qui dégrade la qualité du pistage en terme de précision sur l'estimateur. C'est pourquoi, dans la phase de prédiction une erreur de modélisation peut être introduite et il est nécessaire d'en mesurer l'impact sur l'estimation.

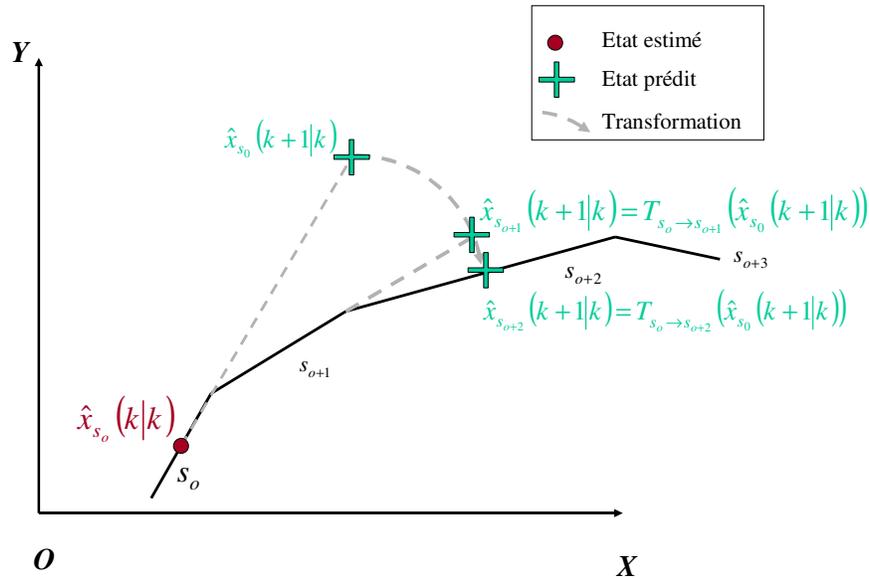


Figure 44 – Transformation de la prédiction par rotations successives.

A partir de la position estimée de l'état au temps t_k , l'état est prédit au temps t_{k+1} . Sous l'hypothèse que la cible appartient au réseau, l'état prédit est contraint à ce dernier par rotations successives.

3.3. Choix du segment routier

La technique de projection optimisée de l'état estimé prend bien évidemment en compte la connaissance *a priori* de la position des segments routiers. C'est à partir de cette information supplémentaire que l'algorithme génère en temps réel un modèle dynamique adapté au réseau (cf. 3.2.2). Cette technique de projection est construite à partir d'une hypothèse simple : la cible évolue sur un segment routier. La projection de l'état estimé (118) s'effectue alors sur une droite engendrée par un segment routier particulier (celui associé à la prédiction). Cependant, dans certains cas, il existe un doute sur le segment sur lequel évolue réellement la cible. En effet, en raison de la longue période d'échantillonnage du capteur GMTI, du bruit sur les mesures, de la densité et de la géométrie du réseau, le risque d'erreur sur le choix du segment routier est important. Par conséquent, l'état estimé peut potentiellement être projeté sur un segment routier autre que celui sur lequel évolue la cible. La solution n'est plus optimale au sens où le choix du segment sur lequel la projection est effectuée n'est pas celui sur lequel évolue la cible, ce qui risque de nuire à la qualité du pistage. L'idée consiste à considérer dans un premier temps un ensemble de tronçons routiers sur lesquels la cible peut potentiellement évoluer (*i.e.* un ensemble de tronçons proches au regard de la résolution du capteur pour lesquels la situation est ambiguë). Puis, afin de réduire la complexité de calcul, un test de maximum de probabilités est utilisé permettant de sélectionner le segment le plus probable de chaque tronçon sélectionné. Cette simplification réduit la combinatoire et le nombre d'hypothèses à tester puisqu'un état estimé sous contrainte et un seul n'appartient qu'à un unique tronçon routier. Ensuite, dans une troisième partie, le cas particulier des intersections ou des tronçons proches est étudié. Afin de lever le doute entre plusieurs tronçons routiers, un test séquentiel de Wald basé sur la propagation du ratio des probabilités est proposé, différant la décision et concluant sur le tronçon de route emprunté par la cible.

3.3.1. Sélection de l'ensemble de segments routiers potentiels

A partir de la position $(x_{s_0}(k|k-1), y_{s_0}(k|k-1))$ prédite de l'état sur un segment s_0 , il est possible de déterminer l'ensemble des segments routiers sur lesquels l'état estimé doit être pseudo projeté. Kirubarajan *et al.* proposent dans [Kirubarajan2000] de sélectionner l'ensemble des segments routiers sur lesquels la cible est susceptible d'appartenir c'est à dire l'ensemble des segments routiers qui appartiennent à un certain voisinage de la position prédite (Figure 43). A partir du test du Chi2 à deux degrés de liberté, la stratégie consiste à considérer les segments dont les extrémités sont proches statistiquement de la position prédite sur le segment s_0 . Il vient que l'ensemble des segments routiers $\xi(k)$ considéré à l'instant k est :

$$\xi(k) = \left\{ s_i, \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \in s_i \text{ et } \begin{bmatrix} x - x_{s_0}(k|k-1) \\ y - y_{s_0}(k|k-1) \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} P_{s_0}(k|k-1)_{11} & P_{s_0}(k|k-1)_{13} \\ P_{s_0}(k|k-1)_{31} & P_{s_0}(k|k-1)_{33} \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} x - x_{s_0}(k|k-1) \\ y - y_{s_0}(k|k-1) \end{bmatrix} \leq \alpha \right\} \quad (145)$$

où x et y représentent les extrémités d'un segment dans le plan local (O, X, Y) . Le seuil α est déterminé préalablement par expertise. Une approche optimale consisterait cependant à tester tous les points x et y d'un même segment ce qui devient rapidement complexe en temps de calcul lorsque le nombre de segments est important.

Une fois que l'ensemble $\xi(k)$ de segments est construit, il reste à lever l'ambiguïté et choisir le tronçon sur lequel évolue la cible. En effet, le test (145) utilisé par Kirubarajan *et al.* permet de sélectionner un ensemble de segments qui peuvent se situer sur différents tronçons routiers. Les auteurs considèrent un IMM composé de modèles dynamiques adaptés à chaque segment présent dans l'ensemble $\xi(k)$. Cette approche sous-entend qu'une cible peut appartenir à plusieurs tronçons routiers. La modélisation devient alors rapidement complexe et le résultat obtenu est une piste non contrainte au réseau ce qui est incohérent avec la réalité du terrain puisqu'une cible ne peut évoluer

sur différents tronçons routiers à la fois. Néanmoins, cette technique garantit la stabilité du filtre engendrée par l'erreur de modélisation.

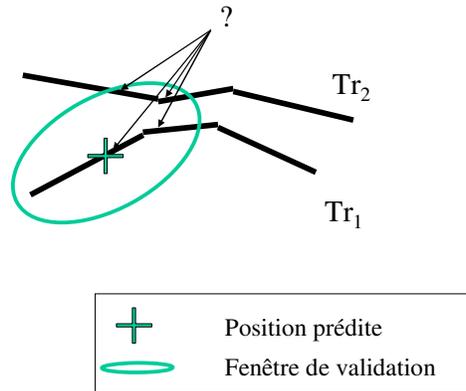


Figure 45 – Sélection de plusieurs segments routiers au voisinage de la prédiction.

Un test est effectué afin de sélectionner les segments routiers appartenant à un voisinage statistique de la position prédite. La configuration et la densité du réseau conduisent à une ambiguïté sur le choix du tronçon routier à emprunter lorsque les tronçons sont proches.

Par ailleurs, les travaux d'El Najjar [El Najjar2003b], quant à eux, utilisent la connexité du réseau pour lever l'ambiguïté. En effet étant donné que la cible évolue sur le tronçon Tr₁ et qu'il n'existe pas de connexion entre le tronçon Tr₁ et le tronçon Tr₂, la cible ne peut évoluer sur un des segments appartenant à Tr₂ (Figure 46). Ainsi, cette technique permet de réduire le nombre de segments dans $\xi(k)$ et de lever l'ambiguïté sur le tronçon de route emprunté par la cible.

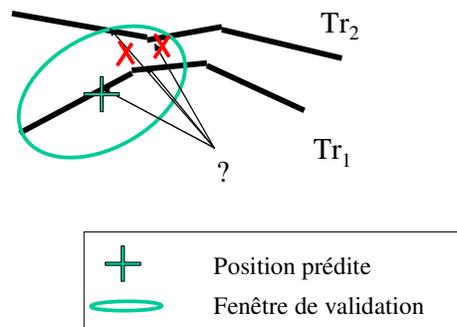


Figure 46 – Choix des segments non ambigu.

Pour diminuer la combinatoire, les segments routiers qui ne sont pas connexes au segment Tr₁ (segment sur lequel se trouve la prédiction) dans la fenêtre statistique $\xi(k)$ sont éliminés (i.e. il n'existe pas de chemin possible parmi l'ensemble de segments appartenant à $\xi(k)$).

Une autre technique proposée par Bar-Shalom dans [Bar-Shalom1995] et reprise dans [Gattein2004] consiste à ne sélectionner uniquement que les segments routiers atteignables par la cible. A partir de la vitesse maximale de déplacement des cibles terrestres, un seuillage en vitesse est effectué afin de ne pas sélectionner dans $\xi(k)$ des segments pour lesquels la cible devrait dépasser la vitesse maximale de déplacement pour les atteindre.

Finalement, afin de sélectionner l'ensemble des segments routiers sur lesquels la cible peut appartenir et d'effectuer la projection optimisée, nous proposons dans un premier temps de sélectionner un ensemble $\xi(k)$ de segments proches statistiquement de la position prédite (approche

de Kirubarajan) puis, partant de l'hypothèse que la cible évolue sur le segment routier (*i.e.* elle ne peut pas sortir de la route), sélectionner parmi l'ensemble des tronçons présents dans $\xi(k)$, les tronçons routiers qui sont connexes entre eux (approche d'El Najjar).

3.3.2. Le cas des tronçons routiers : test du maximum de probabilité

Lorsque l'ensemble $\xi(k)$ contient un ensemble de segments routiers appartenant à un seul et même tronçon, la projection optimisée de l'état peut être faite sur le segment appartenant à $\xi(k)$ et associé à l'état prédit sous contrainte. Néanmoins, en raison de la géométrie du réseau, cet état estimé pseudo projeté n'est pas forcément associé à l'état le plus probable appartenant au réseau mais à l'état le plus probable appartenant à un segment routier particulier. Afin de sélectionner l'état sous contrainte le plus probable $\hat{x}_{s_{opt}}$ et le segment routier associé s_{opt} , le test statistique du maximum de probabilité présenté par El Najjar [El Najjar2003b] est effectué. Ce test conduit à sélectionner le segment s_{opt} sur lequel se situe l'état le plus probable sur l'ensemble des segments $\xi(k)$:

$$(\forall s \in \xi(k)),$$

$$s_{opt} = \arg \max_s p\{x(k) = \hat{x}_s(k|k) | Z^k\} \quad (146)$$

Sous les hypothèses du filtre de Kalman, la densité de probabilité $p\{x(k) = \hat{x}_s(k|k) | Z^k\}$ est une distribution gaussienne. Il vient que l'équation (146) s'écrit :

$$(\forall s \in \xi(k)),$$

$$s_{opt} = \arg \min_s \|\hat{x}_s(k|k) - \hat{x}(k|k)\|_{P(k|k)}^2 \quad (147)$$

où $\hat{x}(k|k)$ et $P(k|k)$ sont respectivement l'état estimé et la matrice de covariance associée issus du filtre de Kalman à l'instant k et $\hat{x}_s(k|k)$ est l'état estimé pseudo-projeté sur le segment routier s . Le segment candidat dans le cas où l'ensemble $\xi(k)$ comporte au plus un tronçon routier, est le segment le plus probable (*i.e.* le segment le plus proche statistiquement de l'état estimé).

L'utilisation d'une technique crédibiliste, pour sélectionner le segment routier emprunté par la cible, n'est pas recommandée dans un contexte GMTI. En effet, cette approche proposée par Royère *et. al* [Royère2000] et El Najjar [El Najjar2003b], permet, à partir de la position estimée et de la vitesse estimée, de définir la masse sur un des segments appartenant à $\xi(k)$. Cette masse résulte de la combinaison entre la masse associée au critère "la cible est proche du segment" et la masse associée au critère "la direction de déplacement de la cible est colinéaire à la direction du segment". Ces masses sont obtenues à partir d'une modélisation floue du problème. La crédibilité assure un résultat cohérent en fonction de la rectitude de l'information obtenue. Si plusieurs segments sont crédibles, le conflit est important et aucune décision n'est prise sur le choix du segment emprunté par la cible. L'approche proposée s'avère performante pour l'aide à la navigation automobile qui utilise les données issues de capteurs embarqués précis (GPS, odomètre,...). Etant donné que les mesures MTI sont extrêmement bruitées (à titre d'exemple un plot MTI du système HORIZON peut se situer à 200 mètres de la cible lorsque le champ de bataille est à 40 kilomètres du capteur) et la période d'échantillonnage est relativement longue (environ 10 secondes au mieux avec le système HORIZON), le choix du segment routier sur lequel évolue la cible peut s'avérer rapidement fastidieux. En effet, la convergence du filtre du Kalman est beaucoup plus longue avec des données MTI et l'ensemble de segments $\xi(k)$ varie constamment en fonction de la vitesse

estimée de la cible ce qui rend difficile le choix d'un segment puisqu'il risque de ne pas être présent dans l'ensemble $\xi(k+1)$. C'est pourquoi l'approche crédibiliste n'est pas retenue.

Par conséquent le test de maximum de probabilité est utilisé afin de projeter et contraindre l'état estimé sur un ensemble de segments $\xi(k)$ associés à un unique tronçon routier.

3.3.3. Le cas des intersections : test séquentiel de Wald

Lorsque la cible s'approche d'une intersection, une ambiguïté apparaît sur le choix du tronçon emprunté par la cible. A cet instant, en raison de l'imprécision des capteurs utilisés, une mesure n'est pas suffisante pour sélectionner le bon segment sur lequel évolue la cible. C'est pourquoi une nouvelle stratégie doit être étudiée pour pallier le problème lié au choix du tronçon au niveau des intersections. Dans la littérature, le problème des intersections est abordé soit par une modélisation des différentes dynamiques possibles (un modèle dynamique pour chaque tronçon) et l'estimateur est ainsi obtenu par combinaison de tous les états estimés propres à chaque modèle comme l'utilise Noe *et al.* [Noe2000] et Ulmke [Ulmke2003], soit en levant la contrainte au niveau des intersections [Shea2000]. Ces approches assurent la continuité de la piste dès lors que la cible n'est pas proche d'une autre cible. En effet, l'inconvénient de ces méthodes est l'augmentation de l'imprécision sur l'estimateur qui peut nuire au pistage lors d'une mauvaise association entre une piste et un plot MTI. C'est pourquoi, dans cette partie, une nouvelle approche permettant de différer la décision est présentée.

Maintenant, l'ensemble $\xi(k)$ contient des segments appartenant à plusieurs tronçons de routes communicants (N_k tronçons). Un tronçon est dit communicant à un autre tronçon si il existe un chemin possible (*i.e.* une succession de segments routiers) parmi l'ensemble de segments routiers $\xi(k)$. C'est à partir des segments associés à chaque tronçon que le tronçon emprunté par la cible est déterminé. La sélection du "bon" tronçon permet de sélectionner le segment routier s au sens du maximum de probabilité (défini dans la partie précédente) et d'adapter le modèle dynamique $M_s(k)$ associé à la cible.

3.3.3.1. Probabilité associée aux tronçons routiers

Dans cette partie la probabilité associée à un tronçon routier est construite. L'idée est de considérer l'historique d'une piste afin de propager et de mettre jour cette probabilité pour améliorer la décision. Ainsi, au temps courant t_k , N_k tronçons routiers de l'ensemble $\xi(k)$ sont considérés. La probabilité associée à un tronçon de route Tr_j ($\forall Tr_j \in \xi(k)$) est définie *a posteriori* de la séquence de mesures Z^k obtenue depuis l'origine des temps. La probabilité que l'état appartienne au tronçon Tr_j est notée par:

$$(\forall Tr_j \in \xi(k)), \quad \mu_{Tr_j}(k) = P\{Tr_j | Z^k\} \quad (148)$$

Il est rappelé que l'événement $e_{s_{ij}}(k) = \{x(k) \in s_{ij}\} (\forall Tr_j \in \xi(k)) (\exists! s_{ij} \in Tr_j)$ caractérise l'appartenance de la cible à un unique segment routier s_{ij} du tronçon Tr_j . La notation s_{ij} exprime le $i^{\text{ème}}$ segment du tronçon j . Il devient donc équivalent de considérer l'appartenance au tronçon Tr_j ($\forall Tr_j \in \xi(k)$) au segment s_{ij} validé par le test du maximum de probabilité (147). La sélection, par le test de maximum de probabilité, d'un unique segment routier s_{ij} d'un tronçon Tr_j ($\forall j \in \{1, \dots, N_k\}$) permet de substituer l'appartenance du tronçon au segment. En considérant que l'appartenance à un tronçon Tr_j ($\forall Tr_j \in \xi(k)$) est représentée par l'événement $e_{s_{ij}}(k) = \{x(k) \in s_{ij}\} (\forall Tr_j \in \xi(k)) (\exists! s_{ij} \in Tr_j)$, il vient:

$$(\forall \text{Tr}_j \in \xi(k))(\exists! s_{ij} \in \text{Tr}_j), \quad \mu_{\text{Tr}_j}(k) = P\{x(k) \in s_{ij} | Z^k\} \quad (149)$$

La vraisemblance au temps t_k apparaît en distinguant la séquence de mesures Z^{k-1} à l'instant $k-1$ du plot MTI $z(k)$ obtenu à l'instant k telle que:

$$(\forall \text{Tr}_j \in \xi(k))(\exists! s_{ij} \in \text{Tr}_j), \quad \mu_{\text{Tr}_j}(k) = P\{x(k) \in s_{ij} | Z^{k-1}, z(k)\} \quad (150)$$

En utilisant la règle de Bayes il vient :

$$(\forall \text{Tr}_j \in \xi(k))(\exists! s_{ij} \in \text{Tr}_j), \quad \mu_{\text{Tr}_j}(k) = \frac{p\{z(k) | Z^{k-1}, x(k) \in s_{ij}\} \cdot P\{x(k) \in s_{ij} | Z^{k-1}\}}{\int p\{z(k) | Z^{k-1}, x(k) \in s_{ij}\} \cdot P\{x(k) \in s_{ij} | Z^{k-1}\} \cdot dz(k)} \quad (151)$$

où $p\{z(k) | Z^{k-1}, x(k) \in s_{ij}\}$ est la vraisemblance et $P\{x(k) \in s_{ij} | Z^{k-1}\}$ la probabilité *a priori* que la cible appartienne au segment s_{ij} . Il est désormais possible d'introduire dans la probabilité (151) l'information concernant la trajectoire antérieure au temps t_k de la cible sur le réseau. L'information passée associée à un tronçon Tr_i ($\forall \text{Tr}_i \in \xi(k)$) est intégrée en effectuant une marginalisation. En posant $c = \int p\{z(k) | Z^{k-1}, x(k) \in s_{ij}\} \cdot P\{x(k) \in s_{ij} | Z^{k-1}\} \cdot dz(k)$ Il vient:

$$(\forall \text{Tr}_j \in \xi(k))(\exists! s_{ij} \in \text{Tr}_j), (\forall \text{Tr}_i \in \xi(k-1))(\exists! s_{mi} \in \text{Tr}_i), \quad \mu_{\text{Tr}_j}(k) = \frac{1}{c} \cdot p\{z(k) | Z^{k-1}, x(k) \in s_{ij}\} \cdot \sum_{\text{Tr}_i \in \xi(k-1)} P\{x(k) \in s_{ij}, x(k-1) \in s_{mi} | Z^{k-1}\} \quad (152)$$

soit en utilisant la règle de Bayes:

$$(\forall \text{Tr}_j \in \xi(k))(\exists! s_{ij} \in \text{Tr}_j), (\forall \text{Tr}_i \in \xi(k-1))(\exists! s_{mi} \in \text{Tr}_i), \quad \mu_{\text{Tr}_j}(k) = \frac{1}{c} \cdot p\{z(k) | Z^{k-1}, x(k) \in s_{ij}\} \cdot \sum_{\text{Tr}_i \in \xi(k-1)} P\{x(k) \in s_{ij} | x(k-1) \in s_{mi}\} \cdot P\{x(k-1) \in s_{mi} | Z^{k-1}\} \quad (153)$$

L'expression de la probabilité associée à un tronçon routier s'écrit finalement:

$$(\forall \text{Tr}_j \in \xi(k))(\exists! s_{ij} \in \text{Tr}_j), (\forall \text{Tr}_i \in \xi(k-1))(\exists! s_{mi} \in \text{Tr}_i), \quad \mu_{\text{Tr}_j}(k) = \frac{1}{c} \cdot p\{z(k) | Z^{k-1}, x(k) \in s_{ij}\} \cdot \sum_{\text{Tr}_i \in \xi(k-1)} \Omega_{ji}(k) \cdot \mu_{\text{Tr}_i}(k-1) \quad (154)$$

Finalement, la probabilité que la cible appartienne à un tronçon Tr_j ($\forall \text{Tr}_j \in \xi(k)$) au temps t_k dépend de la vraisemblance entre la mesure $z(k)$ et la mesure prédite appartenant à un unique segment s_{ij} du tronçon Tr_j (représentée par l'événement joint $\{Z^{k-1}, x(k) \in s_{ij}\}$), de la matrice des probabilités de transition Ω_{ji} entre deux tronçons routiers Tr_j et Tr_i ($\forall \text{Tr}_j \in \xi(k)$), ($\forall \text{Tr}_i \in \xi(k-1)$) et de la probabilité $\mu_{\text{Tr}_i}(k-1)$ que la cible appartienne au tronçon Tr_i ($\forall \text{Tr}_i \in \xi(k-1)$) à l'instant $k-1$.

3.3.3.2. Matrice des probabilités de transition dynamique

Dans cette partie, la matrice des probabilités de transition $\Omega(k)$ à l'instant k caractérise les différentes transitions possibles entre différents tronçons routiers. Les éléments de la matrice de transition dynamique sont définis par :

- Les éléments lignes caractérisant les N_{k-1} tronçons routiers sur lesquels appartiennent N_{k-1} états filtrés à l'instant $k-1$.
- Les éléments colonnes caractérisant les N_k tronçons routiers sur lesquels appartiennent les N_k états prédits à l'instant k .

Un élément de la matrice de transition à l'instant k se note $\Omega_{jl}(k)$ ($\forall j \in \{1, \dots, N_k\}$), ($\forall l \in \{1, \dots, N_{k-1}\}$) et représente la probabilité d'être sur le tronçon Tr_j sachant que la cible était sur le tronçon Tr_l à l'instant $k-1$.

La transition entre les différents segments routiers est un mouvement Markovien. En effet, il est envisageable qu'une information liée au contexte puisse modifier voire interdire la transition entre différents tronçons routiers. Si un tronçon de route Tr_j n'est pas "empruntable" par une cible évoluant sur un tronçon Tr_l ($j \neq l$), la probabilité de transition entre Tr_j et Tr_l est nulle. La modification de la matrice de transition permet d'éliminer des hypothèses de direction et/ou de garantir une meilleure efficacité du test.

Pendant la probabilité de transition n'est pas quantifiable suivant le contexte. Il est impossible de déterminer la probabilité de transition si un véhicule provenant d'une route Tr_l se dirige vers une route Tr_j excepté si la route Tr_j présente une ou des informations permettant de modifier la transition comme la nature de la route (route goudronnée, chemin forestier,...), une information contextuelle (la route Tr_j est minée, présente un pont endommagé) ou bien, une information sur la densité du trafic routier (route fréquentée, peu fréquentée,...). Sur cette dernière information l'approche consistera à privilégier la transition entre une route moins fréquentée avec une route fréquentée. Pour le moment, ces informations ne sont pas disponibles, c'est pourquoi, la modification de la matrice de transition dynamique qui est faite pour le moment par un opérateur, est binaire : la transition est possible (1) ou non (0).

Ainsi, à l'instant k , un système dispose de N_k états prédits sur N_k tronçons différents, et donc de N_k ensembles $\xi_j(k)$ ($\forall j \in \{1, \dots, N_k\}$). La notation $\xi_j(k)$ ($\forall j \in \{1, \dots, N_k\}$) caractérise un ensemble de segments routiers du tronçon Tr_j validés par le test (145). A partir de l'ensemble $\xi(k) = \bigcup_{j=1}^{N_k} \xi_j(k)$, toutes les transitions entre les tronçons communicants dans les fenêtres $\xi_j(k)$ sont indexées par 1 (*i.e.* toutes les transitions sont possibles dans la fenêtre $\xi_j(k)$) et par 0 ailleurs. L'opérateur via une IHM (Interface Homme Machine) peut modifier à cet instant ou préalablement les différentes transitions entre les tronçons. Puis les valeurs de chaque ligne sont normalisées par la somme des éléments de la ligne afin de manipuler des probabilités.

3.3.3.3. Test séquentiel

L'objectif est de déterminer au plus tôt, à partir de la probabilité (154), le tronçon de route emprunté par le mobile afin d'adapter rapidement la dynamique de la cible terrestre. En raison de la position du capteur et de la géométrie du réseau, une observation n'est pas suffisante pour sélectionner le tronçon routier le plus probable. En effet, le calcul des probabilités associées à chaque segment est fonction de la vraisemblance des mesures, c'est à dire en fonction de la distance statistique entre la mesure prédite et la mesure fournie par le capteur. Or en raison du bruit sur les observations et certaines configurations du réseau, la mesure $z(k_0)$ à l'instant k_0 (premier instant où

la prédiction peut se situer sur différents segments) peut se trouver à proximité d'un tronçon routier qui ne correspond pas à celui sur lequel la cible évolue réellement. La probabilité associée à ce tronçon est alors élevée par rapport au "bon" tronçon routier. C'est pourquoi la décision sur le choix du tronçon est différée en attendant les prochaines mesures.

Le test séquentiel de Wald [Wald1947] est effectué pour chaque probabilité (154) calculée afin de prendre une décision au plus tôt sur le tronçon emprunté par la cible :

$$(\forall (Tr_l, Tr_j) \in \xi_{k_0} \times \xi_{k_0}), (l \neq j),$$

$$\text{Dans l'ensemble } \xi_{k_0}, \text{ suppression du tronçon } Tr_j \text{ et modèles associés si } \frac{\mu_{Tr_l}(k_0)}{\mu_{Tr_j}(k_0)} \geq B_{l,j} \quad (155)$$

$$\text{Dans l'ensemble } \xi_{k_0}, \text{ suppression du tronçon } Tr_l \text{ et modèles associés si } \frac{\mu_{Tr_l}(k_0)}{\mu_{Tr_j}(k_0)} \leq A_{l,j}$$

où ξ_{k_0} est l'ensemble des tronçons possibles à l'instant k_0 (145), et $A_{l,j}$ et $B_{l,j}$ sont des seuils explicités dans le paragraphe suivant. Si le nombre de tronçons présents dans ξ_{k_0} est supérieur à un, la décision est différée et le test réitéré à l'instant $k_0 + 1$. Par construction de la probabilité d'un tronçon routier (154), la probabilité à l'instant k_0 sur chaque tronçon est propagée et combinée avec la vraisemblance obtenue à l'instant $k_0 + 1$.

Finalement, en généralisant le test séquentiel de Wald pour un instant k , il vient:

$$(\forall (Tr_l, Tr_j) \in \xi_k \times \xi_k), (l \neq j),$$

$$\text{Dans l'ensemble } \xi_k, \text{ suppression du tronçon } Tr_j \text{ et modèles associés si } \frac{\mu_{Tr_l}(k)}{\mu_{Tr_j}(k)} \geq B_{l,j} \quad (156)$$

$$\text{Dans l'ensemble } \xi_k, \text{ suppression du tronçon } Tr_l \text{ et modèles associés si } \frac{\mu_{Tr_l}(k)}{\mu_{Tr_j}(k)} \leq A_{l,j}$$

Tant que $\text{card}(\xi_k) \neq 1$, le procédé est réitéré.

où ξ_k est l'ensemble des tronçons possibles à l'instant k (145), et $A_{l,j}$ et $B_{l,j}$ sont tels que :

$$A_{l,j} \geq \frac{\beta_l}{1 - \alpha_j} \text{ et } B_{l,j} \leq \frac{1 - \beta_l}{\alpha_j} \quad (157)$$

D'après les travaux de Koell [Koell1995], les probabilités β_l et α_j représentent respectivement la probabilité que l'on détecte la cible évoluant sur le tronçon Tr_l sachant qu'elle évolue réellement sur le tronçon Tr_j et la probabilité que l'on détecte que la cible évolue sur le tronçon Tr_j sachant qu'elle évolue réellement sur le tronçon Tr_l . Théoriquement, ces probabilités sont difficilement calculables et peuvent varier suivant la géométrie du réseau. En effet, suivant la proximité des tronçons entre eux au regard de la résolution du capteur, les probabilités de manque et de non décision vraie peuvent être plus ou moins importante. C'est pourquoi, les probabilités β_l et α_j sont obtenues par expertise comme le propose Rong-Li [Rong-Li2000b]. La suppression d'un tronçon de l'ensemble ξ_k entraîne la suppression de tout l'historique associé (Modèles dynamiques, états prédits,...). La suppression d'un élément de ξ_k diminue ainsi le nombre d'hypothèses du test. Cet algorithme appelé RSS-SPRT pour "Road Set Segment based on Sequential Probability Ratio Test" a fait l'objet d'une publication dans [Pannetier2004].

3.3.3.4. Déroulement du test séquentiel de sélection des segments routiers (RSS-SPRT)

Les différentes étapes de l'algorithme RSS-SPRT (Road Set Segment based on Sequential Probability Ratio Test) sont présentées dans un cas simple mono-modèle, mono-cible et sans fausses alarmes.

- Etape 0 : Initialisation.

A l'instant k_0 , N_{k_0} tronçons routiers sont "empruntables" par la cible, soit N_{k_0} hypothèses. Soit l'ensemble $\xi(k_0) = \{\text{Tr}_1, \dots, \text{Tr}_{N_{k_0}}\}$. La probabilité initiale que la cible soit sur un tronçon Tr_j ($\forall \text{Tr}_j \in \xi(k_0)$) est représentée par la probabilité d'obtenir la mesure $z(k_0)$ sachant toutes les mesures antérieures Z^{k_0-1} et que l'état $x(k_0)$ soit sur le $i^{\text{ème}}$ segment du tronçon Tr_j noté s_{ij} :

$$(\forall \text{Tr}_j \in \xi(k_0)) (\exists! s_{ij} \in \text{Tr}_j) \quad \mu_{s_{ij}}(k_0) = p(z(k_0) | Z^{k_0-1}, x(k_0) \in s_{ij}) \quad (158)$$

- Etape 1 : Pour un temps t_k , construction des N_k états estimés sous contrainte par rotations successives.

Au temps t_k , le système dispose de N_k états estimés contraints aux N_k tronçons routiers de $\xi(k)$. Pour chaque état sous contrainte, un état prédit est obtenu au temps t_{k+1} à partir du modèle dynamique et contraint au réseau par rotations successives (cf. 3.2.2).

- Etape 2 : Au temps t_{k+1} , construction de la matrice de probabilité de transition dynamique.

A partir des états prédits, obtenus à l'étape précédente, un nouvel ensemble $\xi(k+1)$ de tronçons routiers est créé. La matrice de probabilité de transition $\Omega(k+1)$ entre les tronçons de l'ensemble $\xi(k+1)$ avec les tronçons de l'ensemble $\xi(k)$ est construite à partir de l'information contextuelle sur les tronçons.

- Etape 3 : Propagation des probabilités associées aux tronçons au temps t_{k+1} .

Pour chaque tronçon routier de l'ensemble $\xi(k+1)$, la probabilité que la cible appartienne à un tronçon Tr_j ($\forall \text{Tr}_j \in \xi(k+1)$) est calculée (154).

$$(\forall \text{Tr}_j \in \xi(k+1)) (\exists! s_{ij} \in \text{Tr}_j) \quad \mu_{\text{Tr}_j}(k+1) = \frac{1}{c} \cdot p\{z(k+1) | Z^k, x(k+1) \in s_{ij}\} \cdot \sum_{\text{Tr}_i \in \xi(k)} \Omega_{ij}(k+1) \cdot \mu_{\text{Tr}_i}(k) \quad (159)$$

où s_{ij} est le segment du tronçon Tr_i sur lequel se situe la prédiction.

- Etape 4 : Test séquentiel (156) pour la sélection d'ensemble de tronçons routiers.
- Etape 5 : Choix du tronçon et du segment.

– si $|\xi(k)| \neq 1$, retour à l'étape 1.

- Sinon, retour à l'instant origine du test et sélection de l'historique associé au tronçon survivant.

3.3.3.5. Exemple de construction dynamique de la matrice de transition

Soit l'exemple à trois tronçons Tr_1, Tr_2 et Tr_3 représentés par la Figure 47 où Tr_1 est formé des segments s_1 et s_2 , Tr_2 des segments s_3 et s_4 et Tr_3 des segments s_5 et s_6 . Le cas suivant est étudié : à l'instant $k-1$, le filtre sous contrainte fournit un état estimé $\hat{x}_{s_1}(k-1|k-1)$ et la fenêtre statistique associée $\xi(k-1) = \{\text{Tr}_1\}$. A l'instant k , deux états prédits $\hat{x}_{s_3}(k|k-1)$ associé au tronçon Tr_2 et $\hat{x}_{s_5}(k|k-1)$ associé au tronçon Tr_3 sont obtenus à partir de (141). Le fenêtrage statistique (145) permet de construire $\xi(k)$ tel que $\xi(k) = \xi_{\hat{x}_{s_3}(k|k-1)}(k) \cup \xi_{\hat{x}_{s_5}(k|k-1)}(k) = \{\text{Tr}_1, \text{Tr}_2, \text{Tr}_3\}$ (Figure 47). Les ensembles $\xi_{\hat{x}_{s_3}(k|k-1)}(k)$ et $\xi_{\hat{x}_{s_5}(k|k-1)}(k)$ sont construits respectivement autour des états $\hat{x}_{s_3}(k|k-1)$ et $\hat{x}_{s_5}(k|k-1)$.

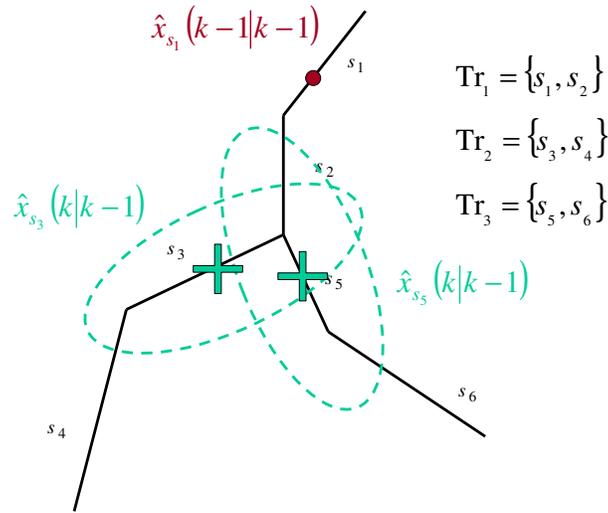


Figure 47 – Construction de l'ensemble $\xi(k)$

A partir de la position des différents états prédits, la sélection de l'ensemble $\xi(k)$ des segments constituants est l'union des segments potentiellement rattachables à chaque état prédit.

Avant de déterminer les probabilités associées à chaque tronçon, le système doit construire dynamiquement la matrice de probabilité de transition $\Omega(k)$ parmi tous les tronçons présents dans l'ensemble $\xi(k)$ sachant que $\xi(k-1) = \{\text{Tr}_1\}$. D'après les propriétés de construction de la matrice $\Omega(k)$ (3.3.3.2), les colonnes contiennent les éléments présents de $\xi(k)$ et les lignes les éléments passés constituant $\xi(k-1)$. Les tronçons sont communicants dans $\xi(k)$. La matrice de probabilité de transition permet d'obtenir, pour cet exemple, la probabilité de transition des tronçons Tr_1, Tr_2 et Tr_3 si la cible était au temps t_{k-1} sur le tronçon Tr_1 .

$$\Omega(k) = \begin{matrix} & \text{Tr}_1 & \text{Tr}_2 & \text{Tr}_3 \\ \text{Tr}_1 & 1 & 1 & 1 \end{matrix} \quad (160)$$

Les probabilités $\mu_{\text{Tr}_1}(k)$, $\mu_{\text{Tr}_2}(k)$ et $\mu_{\text{Tr}_3}(k)$ sont mises à jour en mesurant la vraisemblance entre la mesure fournie par le capteur et la mesure prédite.

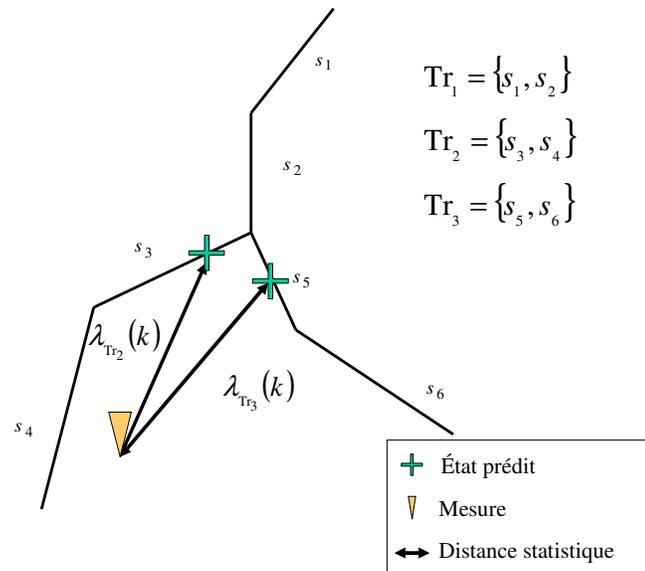


Figure 48 – Distance statistique avec les tronçons appartenant à $\xi(k)$.

Phase 1 : Initialisation

Etant donné qu'aucun état prédit n'appartient au tronçon Tr_1 , la vraisemblance associée sera nulle $\lambda_{Tr_1}(k)=0$. Pour éviter de manipuler des hypothèses nulles, la matrice de transition (160) s'écrit :

$$\Omega(k) = \begin{matrix} & Tr_2 & Tr_3 \\ Tr_1 & 1 & 1 \end{matrix} \quad (161)$$

Phase 2 : Intervention de l'opérateur si nécessaire.

Dans le cas où l'opérateur bénéficierait d'une information sur un tronçon routier du type le tronçon comporte un pont détruit, via une IHM (Interface Homme Machine), il peut interdire la transition avec un tronçon en mettant à 0 les éléments colonne du tronçon.

Phase 3 : normalisation des coefficients de la matrice.

Si le test RSS-SPRT n'est pas concluant (*i.e.* le choix du tronçon n'est pas déterminé), le procédé est réitéré au scan suivant :

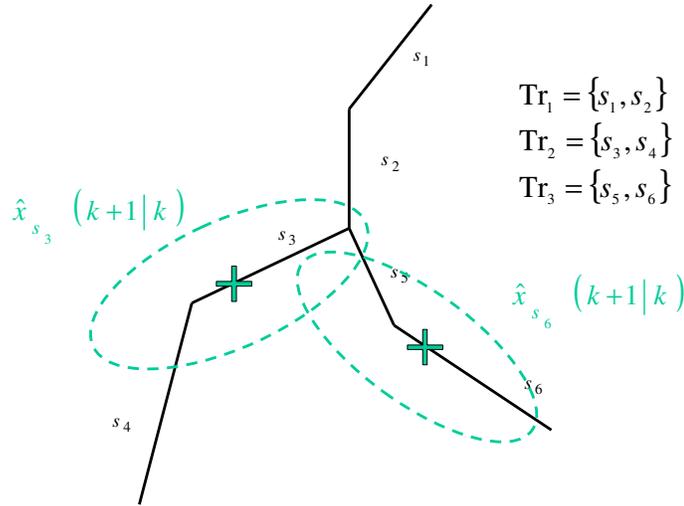


Figure 49 – Distance statistique avec les tronçons appartenant à $\xi(k+1)$.

Au scan $k+1$, les états prédits permettent de définir l'ensemble de segments $\xi(k+1) = \xi_{\hat{x}_{s_5}(k+1|k)}(k+1) \cup \xi_{\hat{x}_{s_3}(k+1|k)}(k+1) = \{Tr_2, Tr_3\} \cup \{Tr_3\}$. Or dans l'ensemble $\xi_{\hat{x}_{s_3}(k+1|k)}(k+1)$, Tr_2 et Tr_3 sont non communicants. La matrice $\Omega(k+1)$ devient avant la phase 1 :

$$\Omega(k+1) = \begin{matrix} & Tr_2 & Tr_3 \\ Tr_2 & 1 & 0 \\ Tr_3 & 1 & 1 \end{matrix} \quad (162)$$

3.3.4. Bilan

Dans cette partie, nous avons traité le choix des segments routiers en deux phases. Tout d'abord nous avons utilisé une approche déterministe pour contraindre l'état prédit à appartenir au réseau. A partir de la position de l'état prédit sur le réseau une approche "voisinage statistique" a été proposée afin de sélectionner un ensemble restreint de tronçons et de segments routiers auxquels la cible peut appartenir. Puis, afin de contraindre l'état à appartenir au réseau, le segment routier le plus probable est calculé avant d'effectuer la projection de l'état sur ce dernier. Par ailleurs, nous proposons une nouvelle approche pour traiter la problématique liée aux intersections. Afin d'activer les modèles dynamiques adaptés au tronçon routier emprunté par la cible, un test séquentiel de Wald est proposé pour différer la décision et garantir une meilleure décision du test. La probabilité associée à chaque tronçon dépend de la vraisemblance au modèle, de la transition entre les différents tronçons et de la probabilité précédente.

3.4. Algorithme à Interaction Multiple entre les Modèles (IMM) contraints à un segment

L'ensemble des cibles est soumis à des modes caractérisant l'univers U des différentes dynamiques possibles c'est à dire qu'une cible terrestre dispose d'un ensemble de modes de comportement dynamique. La transition entre ces modes suit une chaîne de Markov puisque le mode d'une cible au temps courant est conditionné par le mode dynamique précédent. Si bien qu'un seul modèle dynamique n'est pas suffisant pour représenter l'univers U des différents modes d'une cible terrestre. Par ailleurs, contrairement aux cibles aériennes et suivant le type de la cible terrestre, les transitions entre les modes sont plus nombreuses et plus rapides pour les cibles terrestres. En effet, un char peut entre deux instants d'échantillonnage manœuvrer dans toutes les directions,

évoluer à vitesse constante, s'arrêter ou accélérer. En revanche la dynamique d'une cible aérienne est fortement conditionnée par son état précédent puisqu'une cible aérienne ne peut ni s'arrêter, ni évoluer dans toutes les directions. C'est pourquoi l'ensemble des modèles considéré pour le pistage GMTI est beaucoup plus important et la matrice de transition entre les modèles plus homogène. De plus, si le filtre de Kalman ne dispose pas de modèle dynamique proche du mode de la cible, l'augmentation de l'erreur sur l'état engendre la perte de la piste. Ainsi il devient nécessaire de disposer de plusieurs modèles pour mieux pister la cible lors d'une manœuvre. Cependant, la sélection d'un ensemble trop important de modèles dynamiques engendre une sur-paramétrisation du problème qui dégrade les performances de l'estimateur et nuit au pistage.

Dans le domaine du pistage GMTI, l'approche proposée par Gattein *et al.* dans [Gattein2005] ne prend pas en compte les manœuvres d'une cible sur le réseau par souci d'opérabilité, contrairement à l'approche de Noe *et al.* [Noe2000] qui propose d'utiliser plusieurs modèles pour chaque segment routier sur lesquels la cible est susceptible de se trouver. Dans le premier cas, il n'existe pas de modèle dynamique pour prévoir la manœuvre de la cible ce qui peut engendrer la perte de la piste lorsque la cible manœuvre brutalement et dans le second cas un nombre important de segments routiers validés par le système entraîne une sur-paramétrisation du problème.

Dans la littérature, il existe plusieurs techniques permettant de combiner un ensemble de modèles dynamiques différents comme le GPB (Generalized Pseudo-Bayesian) [Bar-Shalom1993] ou l'IMM (Interacting Multiple Model) proposé par Blom en 1988 [Blom1988]. L'avantage de l'IMM par rapport au GPB est qu'il permet d'approcher la solution optimale tout en conservant une complexité raisonnable [Roy1999]. Cette approche a fait ses preuves depuis plusieurs années et son utilisation est reconnue. Dans cette partie, l'introduction de la contrainte route dans l'IMM est étudiée afin de prévoir la manœuvre de la cible sur le réseau routier. Il est proposé de reprendre chaque étape de calcul de l'IMM afin d'adapter ce dernier à la contrainte "route" par introduction de l'événement $e_s(97)$. Puisque le modèle dynamique sous contrainte change dans le temps (en fonction de la position de l'état prédit et de la position de l'état estimé), l'ensemble des modèles dynamiques constituant l'IMM doit varier afin de s'adapter à la configuration du réseau. La structure est effectivement variable (un modèle dynamique est propre à un segment routier) puisque le nombre r de modèles dynamiques sous contraintes évolue avec les différents tronçons routiers sur lesquels la cible est susceptible d'évoluer. Plusieurs modèles dynamiques sont considérés : vitesse constante (CV : Constant Velocity) à faible erreur sur le modèle, vitesse constante (CV) forte erreur sur le modèle, stop... De plus chaque modèle est contraint au segment auquel il se rapporte.

Dans cette partie, un IMM à structure variable sous contraintes, appelé VS IMMC (Interacting Multiple Model under Constraints with a Variable Structure), est ainsi présenté et détaillé.

3.4.1. Probabilités associées aux modèles dynamiques sous contraintes

Le système obéit à un nombre r fini de types de modèles dynamiques préalablement définis. Chaque modèle dynamique est caractérisé par des variables aléatoires continues (caractérisant l'incertitude sur le modèle ou bruit de modèle) et la matrice de transition discrète entre les états définis au temps t_{k-1} avec les états définis au temps t_k .

Soit $M^l_{s_{\varphi(l)}}(k)$ ($\forall l \in \{1, \dots, r\}$), où r est le nombre de modèles dynamiques possibles, le modèle dynamique associé au segment routier $s_{\varphi(l)}$ au temps t_k . La fonction $\varphi(l)$ représente le numéro du segment routier associé au type de modèle dynamique l . Les figures suivantes (Figure 50, Figure 51 et Figure 52) rappellent la construction du bruit de modèle contraint à un segment s (cf. 2.2.3) pour trois modèles dynamiques génériques (*i.e.* $r=3$) : un modèle M^1 à vitesse constante (CV) à faible erreur sur le modèle, un modèle M^2 à vitesse constante (CV) à forte erreur sur le modèle et un modèle M^3 représentant l'arrêt de la cible.

La probabilité *a posteriori* $\mu_l(k)$ que le modèle $M^l_{s\varphi(l)}(k)$ soit correct à l'instant k sachant la séquence de mesures Z^k (i.e. la dynamique de la cible soit associée au segment routier $s_{\varphi(l)}$ avec les contraintes sur le bruit propre au modèle l) est définie par:

$$(\forall l \in \{1, \dots, r\}), \quad \mu_l(k) = P\{M^l_{s\varphi(l)}(k) | Z^k\} \quad (163)$$

où l'événement $M^l_{s\varphi(l)}(k)$ caractérise l'appartenance de l'état au modèle $M^l_{s\varphi(l)}(k)$ et est telle que:

$$(\forall l \in \{1, \dots, r\}), \quad M^l_{s\varphi(l)}(k) = \{e_{s\varphi(l)}(k) \cap M^l(k)\} \quad (164)$$

Il s'agit maintenant de reprendre les étapes de construction de l'IMM et d'y introduire la contrainte. Les étapes de l'IMM usuel sont détaillées dans l'article de Blom dans [Blom1988].

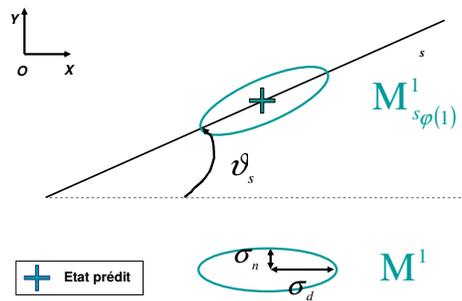


Figure 50 – Modélisation du bruit de modèle sous contrainte d'un modèle CV à bruit faible.

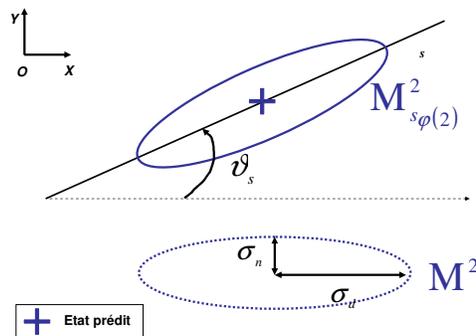


Figure 51 – Modélisation du bruit de modèle sous contrainte d'un modèle CV à bruit fort.

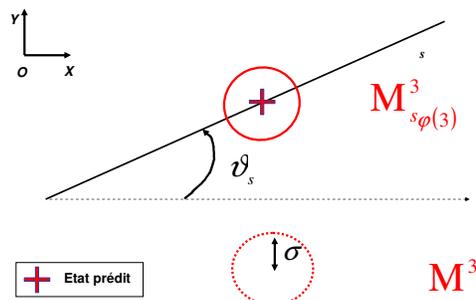


Figure 52 – Modélisation du bruit de modèle sous contrainte d'un modèle STOP.

3.4.2. Marginalisation de la densité de probabilité a posteriori

Dans l'approche IMM usuelle [Bar-Shalom1995], l'estimation de l'état est programmée à l'instant k en utilisant les r modèles dynamiques disponibles au temps courant. La densité de probabilité *a posteriori* de l'état est obtenue en effectuant une marginalisation des modèles dynamiques présents dans la structure du filtre. Il vient:

$$(\exists s_{opt} \in Ro),$$

$$p\{x(k)|Z^k, e_{s_{opt}}(k)\} = \sum_{l=1}^r p\{x(k)|Z^k, M_{s_{\varphi(l)}}^l(k)\} \cdot P\{M_{s_{\varphi(l)}}^l(k)|Z^k\} \quad (165)$$

où Ro constitue l'ensemble des segments routiers du réseau. Le choix du segment routier s_{opt} peut être obtenu soit en considérant le segment associé au modèle sous contrainte le plus probable, soit en effectuant un test de maximum de probabilité (144). Dans l'approche proposée, le second choix a été retenu.

L'estimateur optimal global est obtenu par maximisation de la densité *a posteriori* (165). L'expression de l'estimateur global s'écrit alors:

$$(\exists s_{opt} \in Ro),$$

$$\hat{x}_{s_{opt}}(k|k) = \arg \max_{\substack{x(k) \\ e_{s_{opt}}(k)}} \left(\sum_{l=1}^r p\{x(k)|Z^k, M_{s_{\varphi(l)}}^l(k)\} \cdot P\{M_{s_{\varphi(l)}}^l(k)|Z^k\} \right) \quad (166)$$

Ainsi, en reprenant l'expression analytique de l'estimateur sous contrainte (118), l'estimateur global est projeté sur le segment s_{opt} après combinaison des estimateurs linéaires et des estimateurs locaux sous contrainte. La covariance associée $P_{s_{opt}}(k|k)$ est ensuite obtenue en appliquant la formule (119).

3.4.3. Probabilités de mélange gaussien

La base de l'IMM tient dans la façon de mettre à jour la densité *a posteriori* en partant de l'expression de la densité *a priori* connue à l'instant antérieur $k-1$ et de la mesure courante $z(k)$ (cf. 1.6). En effet, la probabilité de changement de modèle à l'instant $k-1$ s'effectue par mélange gaussien entre les différents modèles de l'IMM, sachant la séquence de mesures antérieures et connaissant le futur modèle dynamique à l'instant k . La probabilité de mélange à l'entrée du modèle l représente la probabilité que la dynamique de la cible soit de modèle $M_{s_{\varphi(l)}}^l(k-1)$ à l'instant $k-1$ (conditionnellement aux observations précédentes) et sachant qu'à l'instant k la cible a pour modèle $M_{s_{\varphi(m)}}^m(k)$. Il vient ainsi :

$$(\forall (m,l) \in \{1, \dots, r\}^2) (\exists s_i, s_j)$$

$$\mu_{l|m}(k-1|k-1) = P\{M_{s_{\varphi(l)}}^l(k-1) | M_{s_{\varphi(m)}}^m(k), Z^{k-1}\} \quad (167)$$

soit,

$$(\forall (m,l) \in \{1, \dots, r\}^2) (\exists s_i, s_j)$$

$$\mu_{l|m}(k-1|k-1) = \frac{P_{ml} \cdot \mu_l(k-1)}{\bar{c}_m} \quad (168)$$

où p_{lm} est la probabilité de transition entre les modèles (*a priori* connue), $\mu_i(k-1)$ la probabilité d'appartenir au modèle $M_{s_{\varphi(l)}}^l$ à l'instant $k-1$ sachant toutes les observations précédentes, \bar{c}_m est la constante de normalisation propre au filtre m telle que :

$$\left(\forall (m,l) \in \{1,\dots,r\}^2 \right) \left(\exists s_i, s_j \right)$$

$$\bar{c}_m = \sum_{l=1}^r p_{ml} \cdot \mu_l(k-1) \quad (169)$$

3.4.4. Estimateurs initiaux

L'estimateur initial sous contrainte du modèle $M_{s_{\varphi(m)}}^m$ est l'estimateur obtenu après "mélange" (*cf.* 1.6.3), disponible à l'entrée du filtre m au temps k et appartenant au segment routier $s_{\varphi(m)}$. Ce qui change de l'approche usuelle est l'appartenance des estimateurs initiaux qui doivent être contraints au réseau routier. L'estimateur initial sous contrainte est alors défini par :

$$\left(\forall m \in \{1,\dots,r\} \right),$$

$$\hat{x}_{0m,s_{\varphi(m)}}(k-1|k-1) = \sum_{p=1}^r \hat{x}_{p,s_{\varphi(p)}}(k-1|k-1) \cdot \mu_{p|m}(k-1|k-1) \quad (170)$$

où l'exposant 0 représente l'estimateur initial et l'indice $m, s_{\varphi(m)}$ caractérise l'estimateur issu du modèle m et contraint au segment $s_{\varphi(m)}$ associé au modèle m . La matrice de covariance correspondante est alors :

$$\left(\forall m \in \{1,\dots,r\} \right),$$

$$P_{0m,s_{\varphi(m)}}(k-1|k-1) = \sum_{l=1}^r \left\{ P_{l,s_{\varphi(l)}}(k-1|k-1) + A_{l|m} \cdot A_{l|m}^T \right\} \cdot \mu_{l|m}(k-1|k-1) \quad (171)$$

où $A_{l|m} = \hat{x}_{l,s_{\varphi(l)}}(k-1|k-1) - \hat{x}_{0m,s_{\varphi(m)}}(k-1|k-1)$.

Dans l'algorithme IMM usuel [Bar-Shalom1993], les estimateurs $\hat{x}_{p,s_{\varphi(p)}}(k-1|k-1)$ ($\forall p \in \{1,\dots,r\}$), issus de chaque filtre à l'instant $k-1$, sont pondérés par leur probabilité de mixture $\mu_{l|j}(k-1|k-1)$ avec un *a priori* sur l'état à cet instant. L'estimateur initial $\hat{x}_{0m,s_{\varphi(m)}}(k-1|k-1)$ ($\forall m \in \{1,\dots,r\}$) est donc le barycentre des états estimés locaux $\hat{x}_{p,s_{\varphi(p)}}(k-1|k-1)$ ($\forall p \in \{1,\dots,r\}$), associés à des segments routiers (qui peuvent être différents) et pondérés par la probabilité de mélange $\mu_{p|m}(k-1|k-1)$ ($\forall p \in \{1,\dots,r\}$) ($\forall m \in \{1,\dots,r\}$). Ainsi, l'estimateur initial sous contrainte $\hat{x}_{0m,s_{\varphi(m)}}(k-1|k-1)$ n'appartient pas forcément au réseau (Figure 53). Il est donc nécessaire de modifier l'estimateur initial $\hat{x}_{0m,s_{\varphi(m)}}(k-1|k-1)$ ($\forall m \in \{1,\dots,r\}$) pour obtenir l'estimateur initial sous contrainte $\hat{x}_{0m,s_{\varphi(m)} \times 2}(k-1|k-1)$ ($\forall m \in \{1,\dots,r\}$) appartenant au réseau.

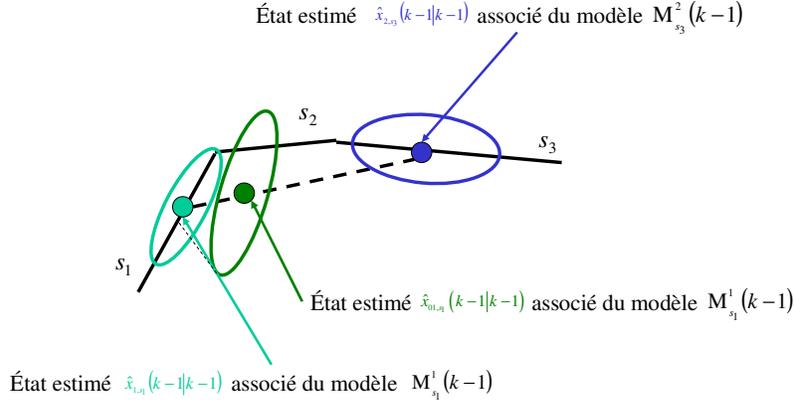


Figure 53 – Etat estimé local du modèle 1 non contraint au réseau.

Il est rappelé que la définition de $M^m_{s_{\varphi(i)}}(k)$ implique que la cible au temps t_k a un modèle dynamique associé au segment routier $s_{\varphi(m)}$ (i.e. l'état $x(k)$ appartient au segment routier $s_{\varphi(m)}$) dont le bruit est paramétré par l'indice sur le modèle (i.e. m). C'est pourquoi, pour l'étape de calcul des estimateurs initiaux, il est proposé de modifier les estimateurs (170) et (171) en calculant l'argument maximum sous contrainte de la densité de probabilité de l'estimateur initial. Il vient :

$$\hat{x}_{0m,s_{\varphi(m)} \times 2}(k-1|k-1) = \arg \max_{x(k-1) \in s_{\varphi(m)}} \left(p \left\{ x(k-1) \middle| M^m_{s_{\varphi(m)}}(k), Z^{k-1} \right\} \right) \quad (172)$$

où la densité de l'état après le mélange gaussien est définie par :

$$p \left\{ x(k-1) \middle| M^m_{s_{\varphi(m)}}(k), Z^{k-1} \right\} \approx \mathcal{N} \left(\sum_{p=1}^r \hat{x}_{p,s_{\varphi(p)}}(k-1|k-1) \cdot \mu_{p|m}(k-1|k-1), \text{cov}(\cdot) \right) \quad (173)$$

L'expression de l'estimateur initial sous contrainte, noté $\hat{x}_{0m,s_{\varphi(m)} \times 2}(k-1|k-1)$, ainsi que la matrice de covariance associée, notée $P_{0m,s_{\varphi(m)} \times 2}(k-1|k-1)$, sont obtenues sens du MAP (cf. (118) et (120)).

Finalement, l'estimateur initial de chaque modèle dynamique est contraint au réseau (Figure 54).

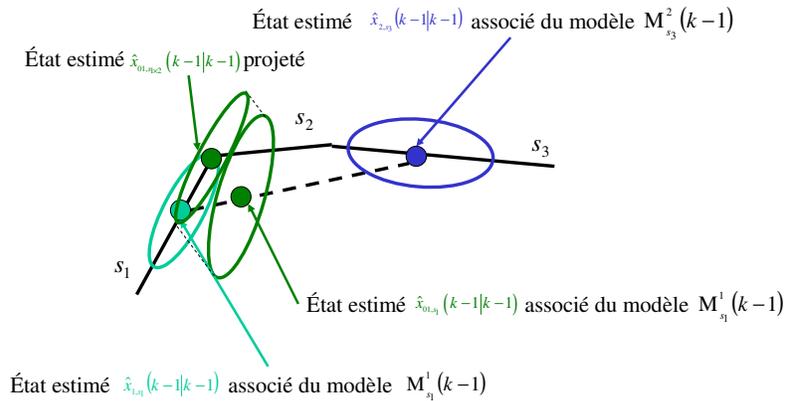


Figure 54 – Projection optimisée de l'estimateur initial issu du modèle 1.

3.4.5. Estimateurs locaux

Par définition du modèle dynamique $M_{s_{\phi(m)}}^m(k)$ ($\forall m \in \{1, \dots, r\}$), les estimateurs locaux (*i.e.* propres à chaque modèle dynamique) sont contraints d'appartenir au réseau routier. Cependant, en raison du bruit sur les mesures, l'état estimé n'appartient pas nécessairement au réseau malgré la contrainte sur les états prédits. Dans la partie 3.3.2, un test de maximum de probabilité est utilisé pour sélectionner le segment le plus probable afin d'effectuer la projection optimisée de l'état estimé. Ainsi, pour chaque modèle dynamique contraint au réseau, le segment optimal s_{opt} est obtenu au sens du maximum de probabilité (144) parmi l'ensemble $\xi_m(k)$ de segments sur lesquels la cible peut potentiellement évoluer. L'ensemble $\xi_m(k)$ ($\forall m \in \{1, \dots, r\}$) est déterminé par le test (145). Une fois le segment sélectionné, les estimateurs locaux de l'état $\hat{x}_m(k|k)$ et de la covariance $P_m(k|k)$ ($\forall m \in \{1, \dots, r\}$) sont projetés sur s_{opt} en appliquant respectivement les relations (118) et (120).

3.5. Variation de la structure de l'IMM suivant la géométrie du réseau routier

Dans cette partie, un algorithme d'adaptation des modèles dynamiques, constituant la structure de l'IMM sous contrainte, est proposé. En effet, lors de l'étape de prédiction au temps t_{k+1} , le modèle dynamique $M_{s_{\phi(m)}}^m(k+1)$ doit être adapté à la géométrie du réseau routier. En particulier, si un modèle m ($\forall m \in \{1, \dots, r\}$) est toujours contraint au même segment routier qu'au temps t_k , et que la géométrie du réseau varie, alors l'état prédit peut ne plus appartenir au réseau routier (Figure 55), puisque le modèle dynamique est toujours adapté au même segment.

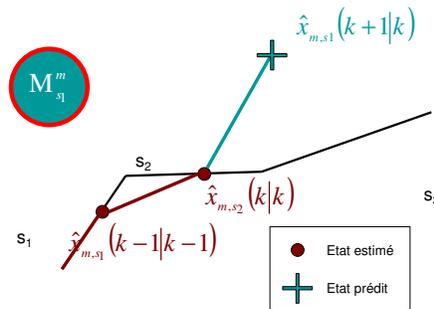


Figure 55 – Erreur de prédiction liée à l'erreur de modélisation.

Lorsque le modèle $M_{s_1}^m(k)$ est activé en permanence, l'état prédit $\hat{x}_{m,s_1}(k+1|k)$ peut se situer en dehors du réseau dès lors que l'état estimé $\hat{x}_m(k|k)$ est situé sur un segment différent de s_1 . Afin que l'état prédit se situe sur le réseau, il aurait fallu changer de modèle dynamique et prendre le modèle $M_{s_2}^m(k)$.

Dans cette partie, nous proposons une nouvelle technique afin d'adapter la structure de l'IMM suivant la configuration du réseau. Par ailleurs, les travaux de Rong-Li dans le domaine des filtres à plusieurs modèles dont la structure est variable (VS MM: Variable Structure - Multiple Model) s'avèrent d'un intérêt particulier, puisque Rong-Li propose plusieurs approches d'activation d'ensemble de modèles dynamiques en fonction de la correspondance cinématique entre les modèles. Par ailleurs, la topologie du réseau routier peut aussi contribuer à activer des modèles dynamiques qui sont cette fois-ci géométriquement proches.

3.5.1. Activation de l'ensemble des modèles dynamiques en fonction de la topologie du réseau

Dans les articles [Rong-Li1999] et [Rong-Li2000a], Rong-Li *et al* présentent deux familles d'algorithme de VS MM à adaptation récursive d'ensembles de modèles : RMSA (Recursive Model Set Adaptation). Ces méthodes reposent essentiellement sur la hiérarchisation des modèles sous

forme de graphes orientés. La méthode MGS (Model Group Switching) permet de sélectionner un groupe de modèles dont les caractéristiques cinématiques sont proches. Ainsi, les auteurs établissent un graphe dont chaque nœud représente un modèle dynamique et les nœuds sont connectés entre eux en fonction de la similarité entre les modèles. La méthode LMS (Likely Model Set), quant à elle, permet de sélectionner les ensembles de modèles les plus vraisemblables parmi l'ensemble des modèles dynamiques représentant l'univers U des modes d'une cible. L'activation d'un groupe de modèles s'effectue soit à partir de la position du modèle actif dans le graphe soit en fonction de la vraisemblance. Ces techniques contribuent ainsi à diminuer le nombre de modèles dans la structure de l'IMM évitant une sur-paramétrisation qui dégrade les performances de l'estimateur. Les auteurs montrent ainsi que la sélection adaptative de l'ensemble des modèles au temps courant améliore les performances de l'estimateur.

Ces techniques sont adaptées et appliquées dans un contexte où les fréquences de scan des capteurs sont courtes (supérieures ou égales à 1 Hertz). En effet, Wang *et al.* montrent dans [Wang2003a] que dans ce cas, la hiérarchisation des modèles dynamiques est rendue possible puisque la faible période d'échantillonnage garantit l'activation d'un ensemble de modèles dont les caractéristiques cinématiques sont proches du groupe de modèles actifs au temps courant. Par ailleurs, les performances du MGS proposé dans leur article sont mesurées pour le pistage d'une cible aérienne avec une période d'échantillonnage d'une seconde.

Cependant l'approche MGS ne semble pas être adaptée au pistage GMTI avec les capteurs opérationnels actuels. En effet, les fréquences de scan des capteurs GMTI étant largement inférieures à 1 Hertz, une cible terrestre peut passer d'un mode vitesse constante à un mode arrêt sans qu'il soit possible de détecter la phase de décélération. Le passage d'un mode à un autre ne respecte donc pas le graphe orienté proposé par Rong-Li. Cependant si la construction du graphe orienté est adaptée au pistage GMTI, en prenant en compte la topologie du réseau routier par exemple, il est possible de modifier l'algorithme MGS pour obtenir un algorithme de sélection d'ensemble de modèles sous contraintes. Cette approche est proposée par Connare dans [Connare2001] uniquement dans un cas mono-modèle lorsque la cible s'approche d'une intersection.

Dans la partie 3.2, nous avons proposé une méthode où la connaissance de la position des segments routiers, de la dynamique de la cible au temps courant et de la topologie du réseau permettent de conjecturer sur les futurs modèles dynamiques de la cible. En effet, dans un cas mono-modèle suivant la position de l'état estimé local $\hat{x}_{s\varphi(m)}^m(k-1|k-1)(\forall m \in \{1, \dots, r\})$ et de la connexité entre les segments routiers du réseau, il est possible d'anticiper sur le choix des segments routiers potentiellement "empruntables" par la cible par rotations successives de l'état prédit. Maintenant, cette approche est étendue dans un cas multi-modèle. Les figures Figure 56, Figure 58 et Figure 60 représentent une situation sur 3 scans consécutifs où une cible évolue sur un tronçon et s'approche d'une intersection. Sur les figures Figure 57, Figure 59 et Figure 61, le réseau des modèles associés au segment a été représenté. L'hypothèse faite sur les différentes dynamiques possibles des cibles (modèle à bruit faible, modèle à bruit fort, modèle à accélération constante,...) permet d'adapter un modèle à chaque segment de route (*i.e.* modification de la matrice de transition de l'état en fonction du segment et modification du bruit de modèle en fonction du segment, *cf.* 2.2.2 et 2.2.3). Chaque nœud est associé à un modèle dynamique contraint à un segment du réseau. De plus les nœuds d'un même modèle sont liés suivant la topologie du réseau routier et un nœud d'un modèle est lié avec tous les nœuds de modèle différent dans le sens ou une liaison entre deux modèles garantit leur mélange gaussien qui constitue la première phase de l'IMM (*cf.* 1.6). Si deux modèles ne sont pas liés, le mélange entre ces derniers ne peut être effectué.

Pour simplifier la compréhension des figures, seuls deux graphes associés à deux modèles dynamiques parmi r modèles sont considérés : M^m et M^p ($\forall m, p \in \{1, \dots, r\}^2$).

Parmi l'ensemble de modèles, l'activation du modèle s'effectue de façon probabiliste. Après rotation successive des états prédits locaux (*cf.* 3.2.2), les états estimés locaux à l'instant k sont projetés sur le segment routier le plus probable au sens du MAP (*cf.* 3.3.2). Ainsi, pour chaque état estimé local, la sélection du segment routier parmi l'ensemble de segments $\xi(k)$ (Figure 58), entraîne l'activation du modèle dynamique associé (Figure 59). Seuls les modèles actifs constituent

la nouvelle structure de l'algorithme IMM sous contrainte à structure variable appelé VSIMMC (Variable Structure of the Interacting Multiple Model under Constraint).

Lorsque la cible s'approche d'une intersection (Figure 60), une ambiguïté apparaît sur le choix du tronçon de route emprunté par la cible et bien évidemment sur le choix de l'ensemble de modèles sous contrainte à activer (Figure 61). L'approche proposée par Connare [Connare2001] consiste à combiner tous les modèles dynamiques actifs. Cette approche ne garantit pas le maintien de la piste sur le réseau mais assure la continuité de la piste. En restant dans la logique du MGS, on décrète incompatible la relation entre les nœuds d'un même modèle lorsque ces nœuds sont associés à des segments non connexes. C'est le cas sur la Figure 62, pour les segments s_5 et s_6 du modèle m . La liaison entre les modèles $M_{s_5}^m$ et $M_{s_6}^m$ est donc interrompue. Ainsi l'IMM ne peut mélanger et combiner des états issus de modèles incompatibles. Au temps courant et en fonction de la configuration du réseau routier, l'IMM dispose alors de plusieurs sous-ensembles de modèles sous contraintes incompatibles entre eux. Ainsi, l'étape de mélange gaussien de l'IMM (cf. 3.4.3) est propre à chaque sous-ensemble. Par conséquent, il existe un estimateur global ou piste pour chaque sous ensemble de modèles d'un tronçon routier. La réduction du nombre d'ensembles de modèles (ou le choix du tronçon routier) est présentée dans la partie suivante.

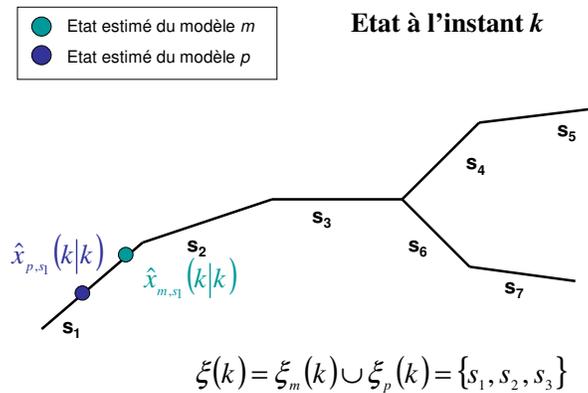


Figure 56 – Sélection de l'ensemble de segments $\xi(k)$.

Pour chaque état estimé local sous contrainte un ensemble de segments "empruntables" par la cible est sélectionné suivant la connexité du réseau.

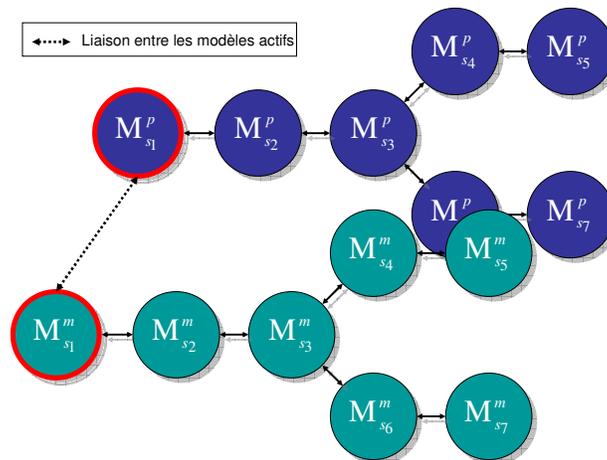


Figure 57 – Construction du graphe orienté.

A partir de la topologie du réseau, un graphe est construit pour lequel un nœud correspond à un modèle dynamique contraint à un segment. Les modèles dynamiques en rouge sont les modèles actifs à l'instant k . L'activation des dynamiques s'effectue en fonction de la position des états estimés sous contrainte. Tous les nœuds actifs sont liés (i.e. le mélange gaussien et la combinaison des modèles de l'IMM peut s'effectuer). Pour les deux modèles la cible est sur s_1 .

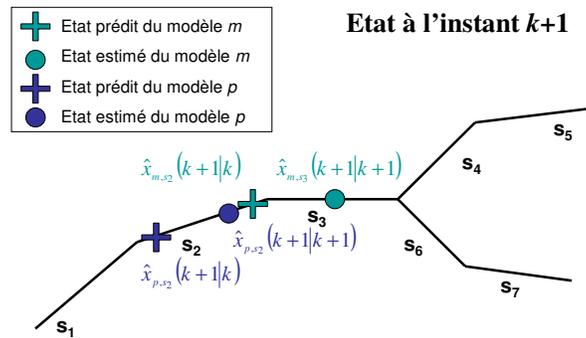


Figure 58 – Transformation de l'état prédit sous contrainte locale et projection des états estimés locaux sous contraintes à l'instant $k+1$. A partir de la position des états estimés à l'instant k (Figure 56), les états prédits, à l'instant $k+1$, de chaque modèle sont contraints au réseau par rotations successives des états et les états estimés de chaque modèle sont pseudo- projetés sur le segment le plus probable.

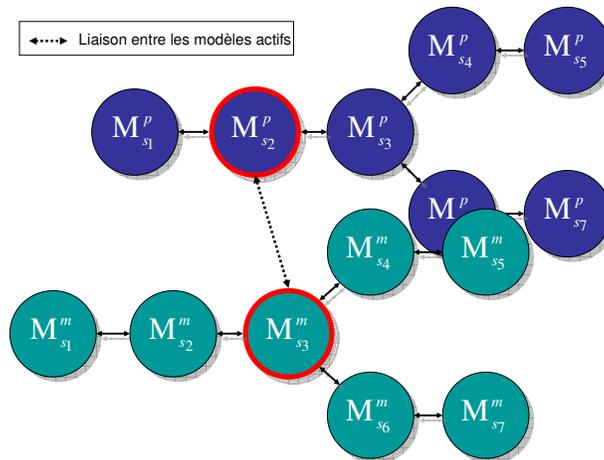


Figure 59 – Activation du nouveau modèle dynamique.

En rouge les modèles actifs au temps $k+1$. L'activation des dynamiques s'effectue en fonction de la position des états estimés sous contrainte. Tous les nœuds actifs sont liés entre eux. Pour le modèle M^p la cible est sur s_2 et pour le M^m la cible est sur s_3 .

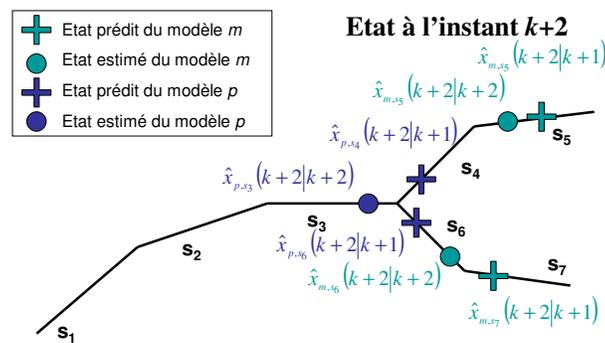


Figure 60 – Transformation de l'état prédit locale sous contrainte et projection des états estimés locaux sur différents tronçons de routes.

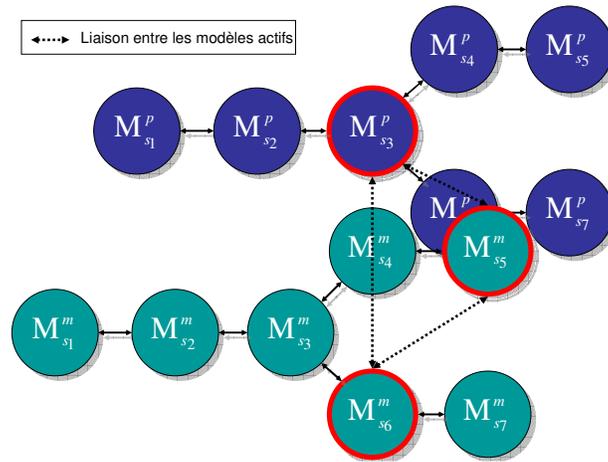


Figure 61 – Activation du nouveau modèle dynamique.

Pour le modèle M^p la cible ne peut être que sur s_3 , c'est pourquoi le modèle M_{s3}^p est activé. En revanche, pour le modèle M^m , en raison de l'intersection la cible est soit sur s_5 , soit sur s_6 , soit sur s_7 , c'est pourquoi les modèles M_{s5}^m et M_{s6}^m sont activés.

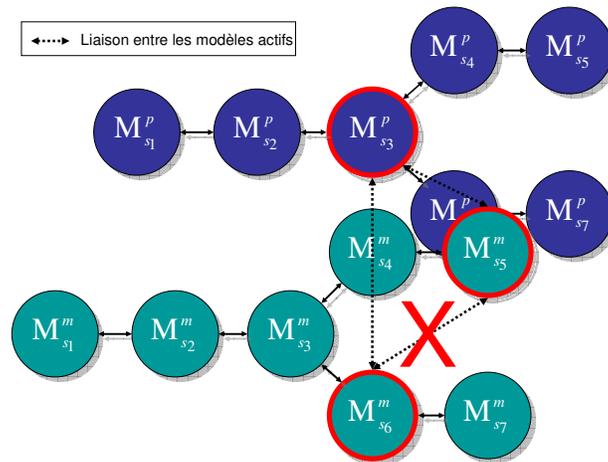


Figure 62 – Incompatibilité entre les modèles dynamiques.

L'activation des dynamiques (en rouge) s'effectue en fonction de la position des états estimés sous contrainte. La création de modèles incompatibles engendre l'activation de sous-ensembles de modèles incompatibles (Dans cet exemple il s'agit de $\{M_{s3}^p, M_{s6}^m\}$ et de $\{M_{s3}^p, M_{s5}^m\}$). La liaison entre les modèles sous contrainte M_{s5}^m et M_{s6}^m est donc désactivée, ce qui supprime le mélange et la combinaison de ces modèles au niveau de l'IMM.

3.5.2. Fusion des vraisemblances pour la réduction du nombre de sous-ensembles de modèles

Dans cette partie, l'objectif est de réduire le nombre de sous-ensembles de modèles actifs. En effet, au niveau des intersections plusieurs tronçons de routes sont empruntés par la cible. Nous avons vu précédemment qu'à chaque tronçon de route est associé un sous-ensemble de modèles sous contraintes et adaptés au tronçon. Un tronçon est alors perçu comme une hypothèse H . Afin de réduire le nombre de sous-ensembles et de décider du tronçon emprunté par la cible une probabilité de réalisation associée à chaque hypothèse est proposée.

Un nombre N_k de sous-ensembles de modèles est considéré au temps t_k . Pour chaque sous-ensemble H_i ($\forall i \in \{1, \dots, N_k\}$) de modèles, une technique de combinaison de l'ensemble des vraisemblances locales notée $A^l(k)$ ($\forall l \in \{1, \dots, r\}$) est proposée. Il est rappelé que H_i ($\forall i \in \{1, \dots, N_k\}$) est

un sous-ensemble de modèles contraints au tronçon Tr_i . En se référant aux travaux de Chong et Mori sur la fusion distribuée dans [Chong1990] et [Chong2004], il est possible d'exprimer la vraisemblance globale $\Lambda_i(k)$ (*i.e.* associée à l'hypothèse H_i ($\forall i \in \{1, \dots, N_k\}$)) en fonction des vraisemblances locales. En effet, la vraisemblance globale est définie comme étant la vraisemblance obtenue par combinaison des vraisemblances de chaque modèle. La vraisemblance globale s'écrit alors :

$$(\forall i \in \{1, \dots, N_k\})(\forall M'_{s_{\varphi(l)}}(k) \in H_i),$$

$$\Lambda_i(k) = p \left\{ z(k) \middle| Z^{k-1}, \bigcup_{l=1}^r M'_{s_{\varphi(l)}}(k) \right\} \quad (174)$$

Or, à partir de l'expression développée dans [Chong2004], l'équation de fusion des vraisemblances est telle que :

$$(\forall i \in \{1, \dots, N_k\})(\forall M'_{s_{\varphi(l)}}(k) \in H_i),$$

$$\Lambda_i(k) = \frac{1}{c} \cdot \frac{\prod_{l=1}^r A'_{s_{\varphi(l)}}(k)}{p \left\{ z(k) \middle| Z^{k-1}, \bigcap_{l=1}^r M'_{s_{\varphi(l)}}(k) \right\}} \quad (175)$$

où c est la constante de normalisation. L'information commune du modèle $M'_{s_{\varphi(l)}}(k)$ avec les autres modèles d'un même sous-ensemble H_i ($\forall i \in \{1, \dots, N_k\}$) est donc représentée par l'événement $\bigcap_{l=1}^r M'_{s_{\varphi(l)}}(k)$. D'après Chong et Mori, en notant J l'information sur les nœuds connectés aux r modèles de l'ensemble H_i ($\forall i \in \{1, \dots, N_k\}$), l'expression (175) s'écrit :

$$(\forall i \in \{1, \dots, N_k\})(\forall M'_{s_{\varphi(l)}}(k) \in H_i),$$

$$\Lambda_i(k) = \frac{1}{\tilde{c}} \cdot \prod_{l \in J} A'_{s_{\varphi(l)}}(k)^{\alpha(l)} \quad (176)$$

où \tilde{c} est la nouvelle constante de normalisation et α est égale à plus ou moins 1 si l'information est ajoutée ou supprimée du nœud. Dans le cas présent, seuls les modèles actifs sont concernés, ce qui permet de restreindre J à l'ensemble $\{1, \dots, r\}$. Finalement, l'expression de la vraisemblance globale d'un sous-ensemble de modèles est :

$$(\forall i \in \{1, \dots, N_k\})(\forall M'_{s_{\varphi(l)}}(k) \in H_i),$$

$$\Lambda_i(k) = \frac{1}{\tilde{c}} \cdot \prod_{l=1}^r A'_{s_{\varphi(l)}}(k) \quad (177)$$

où \tilde{c} est la nouvelle constante de normalisation.

Par conséquent, une métrique, appelée vraisemblance globale (177), est proposée pour évaluer chaque sous-ensemble de modèle contraint au réseau routier. Il est rappelé qu'un sous-ensemble de modèles est associé à un tronçon routier. Ainsi, en reprenant l'expression de la probabilité associée à un tronçon routier (154) et en remplaçant la vraisemblance par la vraisemblance globale (177), le test RSS-SPRT, présenté dans la partie 3.3.3, est effectué afin de diminuer le nombre de sous-ensembles de modèle et de sélectionner le tronçon routier emprunté par la cible.

3.5.3. Synoptique de l'algorithme VS IMMC

Les étapes de l'algorithme VS IMMC à l'instant k sont les suivantes :

1. Calcul des probabilités de mélanges gaussiens de l'IMM (167).
2. Calcul des estimateurs initiaux sous contraintes (171) et (172).
3. Prédiction associée à chaque $N_{k-1} \times r$ modèles (135) et (141).
4. Activation des sous-ensembles de modèles $H_i (\forall i \in \{1, \dots, N_k\})$ tel que $N_k = N_{k-1} + p$ où p représentent les nouveaux sous-ensembles de modèles.
5. Calcul de la vraisemblance associée aux r filtres de chaque sous-ensemble $H_i (\forall i \in \{1, \dots, N_k\})$.
6. Calcul de la vraisemblance globale $\Lambda_i(k)$ associée au sous-ensemble $H_i (\forall i \in \{1, \dots, N_k\})$ (177).
7. Décision à partir du RSS-SPRT (154).
8. Calcul des estimateurs locaux sous contraintes des N_k hypothèses survivantes $H_j (\forall j \in \{1, \dots, N_k\})$.
9. Mise à jour des N_k probabilités et l'ensemble des modèles sous contraintes.
10. Calcul des N_k estimateurs globaux sous contraintes associés aux hypothèses survivantes $H_j (\forall j \in \{1, \dots, N_k\})$.

Dans le cadre du pistage GMTI, 2 modèles dynamiques sont considérés ($r = 2$) :

- Un modèle dynamique à vitesse constante (CV) ayant un bruit faible sur le modèle noté M^f . Si la cible évolue uniformément, le système dispose alors d'un modèle adapté à la cinématique de la cible.
- Un modèle dynamique à vitesse constante (CV) ayant un bruit fort sur le modèle noté M^F . Si la cible manœuvre, le système dispose alors d'un modèle permettant de corriger l'erreur de modélisation par augmentation de l'imprécision sur le modèle. L'intérêt d'un modèle dynamique à fort bruit de modèle assure ainsi le maintien de la piste lorsque la cible manœuvre.

Le schéma de l'algorithme VS IMMC basé sur la projection optimisée de l'état est le suivant :

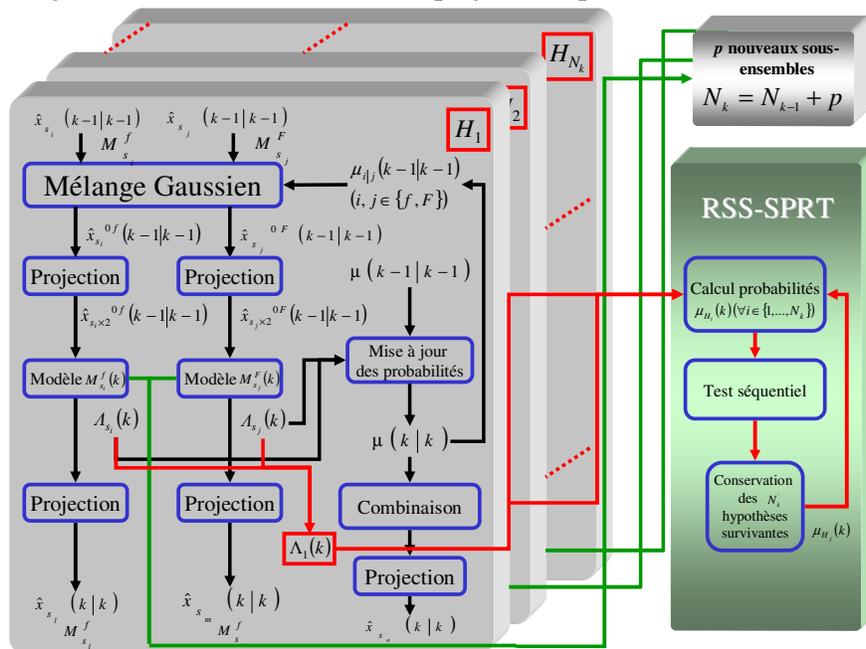


Figure 63 – Récurrence de l'algorithme VS IMMC pour deux modèles.

La flèche verte représente la génération des nouvelles hypothèses liées à l'étape de prédiction. La flèche rouge représente la combinaison des vraisemblances de chaque sous-ensemble de modèle pour l'évaluation de l'hypothèse associée au tronçon.

3.6. Evaluation des performances de l'IMM sous contraintes

Un IMM (Interacting Multiple Model) contraint au réseau et à structure variable (VSIMMC) est proposé pour pister l'ensemble des cibles terrestres qui manœuvrent sur le réseau routier. Dans la littérature, il n'existe pas d'IMM sous contrainte permettant de pallier la manœuvre d'une cible terrestre sur le réseau routier utilisant la projection optimisée de l'état estimé. C'est pourquoi, deux scénarii simples sont proposés afin de mesurer les performances de l'algorithme VSIMMC.

Le premier scénario consiste à mesurer la perte, en terme de précision sur l'estimateur, liée à l'utilisation du VS IMM par rapport à un filtre de Kalman CMKFC (CMKF sous contrainte, cf. 2.4.2) lorsque la cible évolue uniformément sur une route rectiligne.

Contrairement au premier scénario, le second scénario consiste à mesurer l'apport du VS IMM dans un cas simple une la cible manœuvre sur le réseau.

3.6.1. Evaluation des performances

Afin d'évaluer les performances du VS IMM, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de l'estimateur global ainsi que la probabilité moyenne des modèles dynamiques sont considérées. Les performances sont mesurées sur 100 réalisations de Monte-Carlo. Les mesures de performance sont alors définies au temps t_k par la racine de l'erreur quadratique moyenne en position :

$$RMSE_{pos}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} (x(k) - \hat{x}(k|k)_n)^2 + (y(k) - \hat{y}(k|k)_n)^2} \quad (178)$$

où x et y sont les positions vraies de la cible obtenues par simulation, et $\hat{x}(k|k)_n$, $\hat{y}(k|k)_n$ les positions estimées dans le plan local (O, X, Y) obtenues pour la $n^{\text{ième}}$ réalisation de Monte-Carlo.

De même, l'erreur quadratique en vitesse est définie par la relation suivant :

$$RMSE_{vir}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} (\dot{x}(k) - \hat{\dot{x}}(k|k)_n)^2 + (\dot{y}(k) - \hat{\dot{y}}(k|k)_n)^2} \quad (179)$$

où \dot{x} et \dot{y} sont les composantes de la vitesse vraie de la cible, et $\hat{\dot{x}}(k|k)_n$, $\hat{\dot{y}}(k|k)_n$ les composantes de la vitesse estimée dans le plan local (O, X, Y) obtenues pour la $n^{\text{ième}}$ réalisation de Monte-Carlo.

La probabilité moyenne de chaque modèle i est définie par :

$(\forall i \in \{1, \dots, r\})$

$$\bar{\mu}_i(k) = \frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} \mu_{i,n}(k) \quad (180)$$

où $\mu_{i,n}(k)$ est la probabilité du modèle i au temps t_k obtenues pour le $n^{\text{ième}}$ jet de Monte-Carlo.

3.6.2. Scénario 1

Le modèle dynamique CV (Constant Velocity) est adapté et suffisant pour pistage d'une cible qui évolue uniformément sur le réseau. Or, la structure du VS IMM est composé de deux modèles dynamiques : un modèle dynamique sous contrainte à vitesse constante à faible bruit de modèle noté CV 1 et un modèle dynamique à vitesse constante à fort bruit de modèle noté CV 2, afin de pallier la manœuvre de la cible. Ces résultats sont comparés avec un IMM CV-CV tel que Bar-Shalom le propose dans [Bar-Shalom1993].

3.6.2.1. Description du scénario

Pour ce scénario, une cible c évolue uniformément sur le réseau routier à une vitesse de 10 m/s . Sa position initiale est (50 000 m , 4 000 m) dans le repère R_{TCF} (Figure 64). Le porteur HORIZON simulé se situe au point (10 000 m , -20 000 m) par rapport à l'origine (Figure 65). La cible c évolue dans un environnement sans fausses alarmes. Elle est toujours détectée.

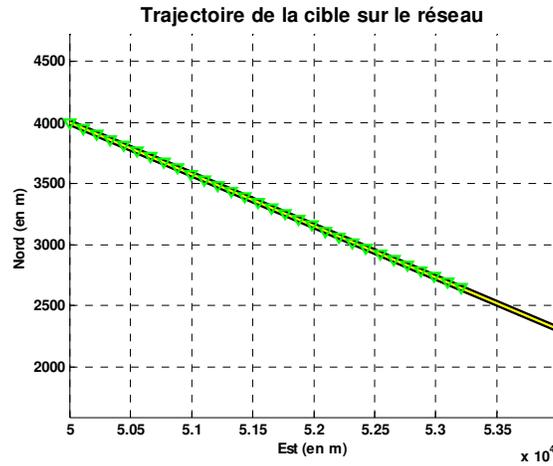


Figure 64 – Position de la cible aux instants d'échantillonnage.

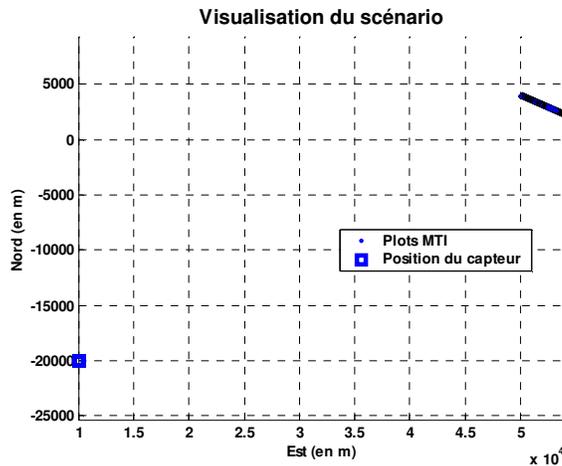


Figure 65 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTI.

3.6.2.2. Paramètres

Les paramètres (Période d'échantillonnage, incertitude,...) du système HORIZON simulé sont donnés dans la Figure 66. La Figure 67, la Figure 68 et la Figure 69 représentent respectivement les paramètres des filtres IMM CV-CV, CMKFC et VS IMMC CV-CV.

Paramètres du capteur	HORIZON
Bruit en distance (en m)	30
Bruit en azimut (en rad)	0.001
Bruit en gisement (en rad)	0.001
Bruit Doppler (en m/s)	1
Durée de scan (en s)	10

Figure 66 – Paramètres du capteur HORIZON.

Paramètres des observations	HORIZON
Bruits en distance (en m)	30
Bruits en azimut (en rad)	0.001
Bruits en gisement (en rad)	0.001

Incertitude sur les modèles

Bruit sur le modèle CV 1	0.05
Bruit sur le modèle CV 2	0.8

Matrice de transition des modèles :

0.95	0.05
0.05	0.95

Matrice initiale de mixage :

0.9	0.9
0.1	0.1

Vecteur de probabilité initial :

0.9
0.1

Correction du biais

Figure 67 – Paramètres du filtre IMM CV-CV.

IMM à deux modèles à vitesse constante.

Comparaisons > Comparaisons Contraintes

File Edit View Insert Tools Window Help

Pistage contraint au réseau

Paramètres observations

	HORIZON
Bruits en distance (en m)	30
Bruits en azimut (en rad)	0.001
Bruits en gisement (en rad)	0.001

Paramètres du filtre

Incertitude directionnelle à la route (en m/s-2)	0.05
Incertitude normale à la route (en m/s-2)	0.05
Incertitude élévation	0

Abandon Validation

Figure 68 – Paramètres du filtre CMKF sous contrainte.

Filtre de Kalman sous contrainte.

Paramètres du filtre IMMC

File Edit View Insert Tools Window Help

Paramètres du Filtre IMMC à 2 modèles

Paramètres des observations

	HORIZON	
Bruits en distance (en m)	30	
Bruits en azimut (en rad)	0.001	
Bruits en gisement (en rad)	0.001	

Incertitude sur les modèles :

	sigma_d	sigma_n
Bruit sur le modèle CV 1	0.05	0.05
Bruit sur le modèle CV 2	0.8	0.1

Matrice de transition des modèles :

	0.95	0.05
	0.05	0.95

Matrice initiale de mixage :

	0.9	0.9
	0.1	0.1

Vecteur de probabilité initial :

	0.9
	0.1

Correction du biais

Abandon Validation

Figure 69 – Paramètres du filtre VS IMMC à deux modèles CV-CV.

3.6.2.3. Résultats et interprétations

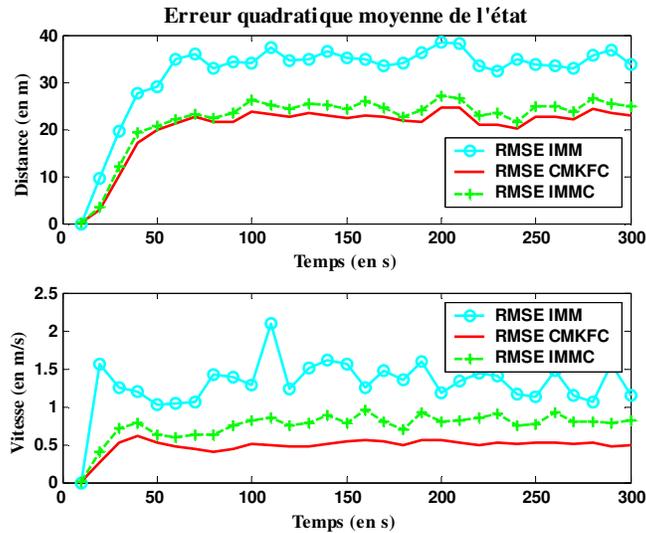


Figure 70 – RMSE du scénario 1.

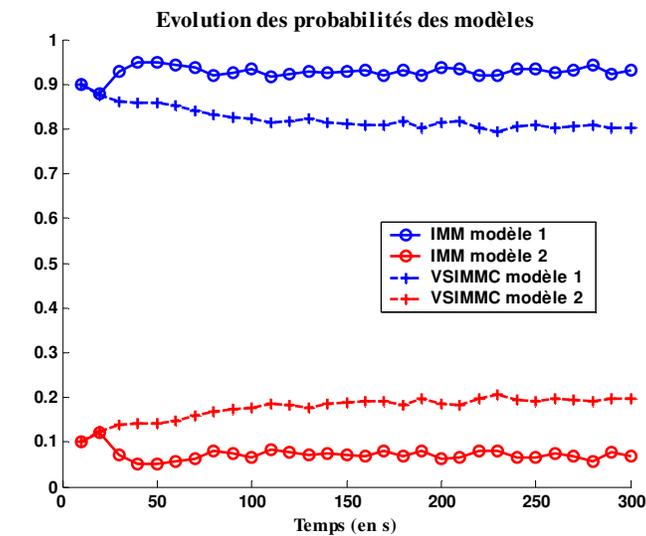


Figure 71 – Probabilité des modèles dynamiques.

Tableau 3 – Synthèse des résultats :

Algorithme	Erreur quadratique moyenne moyennée (en m)
IMM CV-CV	31.95
CMKF C	20.46
VS IMMC	22.19
Plots MTI	54.51

Ce scénario a pour objectif de mesurer dans un cas simple la perte en précision lors de l'utilisation de plusieurs modèles contraints au réseau lorsque la cible évolue uniformément. Les courbes de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (Figure 70), montrent que l'intégration de la contrainte améliore la précision de la vitesse en position et en vitesse. Cependant l'utilisation de plusieurs modèles dynamiques dégrade légèrement la précision de l'estimateur puisque l'erreur

en position de l'estimateur global du VS IMMC augmente de $1,73\text{ m}$ (Tableau 3) par rapport à l'erreur associée au CMKFC dont le modèle dynamique est identique au mode de la cible c . Un élément remarquable est l'évolution des probabilités associées aux modèles dynamiques (Figure 71). En effet, malgré l'utilisation de deux ensembles de modèles CV identiquement paramétrés (Figure 67 et Figure 69), les probabilités des modèles sous contraintes n'évoluent pas de la même façon que les modèles sans contrainte. Ceci est lié à la projection du modèle sur le réseau. En effet, l'utilisation de la contrainte améliore la modélisation de la cible et par conséquent la vraisemblance des modèles devient plus importante. Ainsi, la différence entre les vraisemblances des modèles sous contraintes est plus faible que celle des modèles sans contrainte. Les probabilités des modèles sous contraintes s'en retrouvent donc affectées. Cette caractéristique du VS IMMC influe directement sur la précision de l'estimateur puisqu'il distingue moins la différence entre les modèles.

3.6.3. Scénario 2

L'utilisation du VS IMMC présenté dans ce chapitre a pour but de pallier la manœuvre de la cible c sur le réseau. En effet, l'utilisation du CMKFC assure le pistage d'une cible terrestre sur le réseau lorsque cette dernière évolue uniformément. Cependant lorsque la cible manœuvre, l'unique modèle dynamique sous contrainte n'est plus adapté. C'est pourquoi, il est nécessaire de mesurer la perte sur la précision de l'estimateur issu du CMKFC lorsque la cible manœuvre sur le réseau et l'apport du VS IMMC.

3.6.3.1. Description du scénario

Une cible c évolue sur un tronçon de route courbée (Figure 72) et manœuvre sur le réseau suivant la cinématique représentée par la Figure 73. Sa position initiale est située en $(40\ 000\text{ m}, 40\ 000\text{ m})$ dans le plan (O, X, Y) . Le capteur GMTI est supposé fixe et situé au point $(10\ 000\text{ m}, -10\ 000\text{ m})$ dans le même repère (Figure 74). La cible est supposée évoluer dans un environnement sans fausses alarmes, elle est toujours détectée.

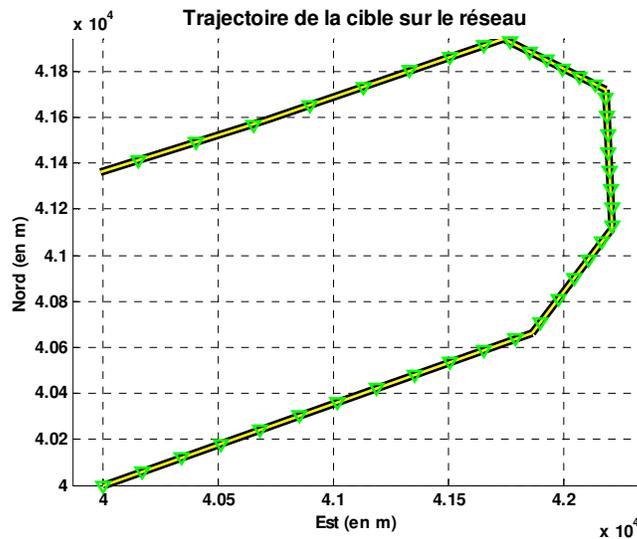


Figure 72 – Trajectoire de la cible aux instants d'échantillonnage.

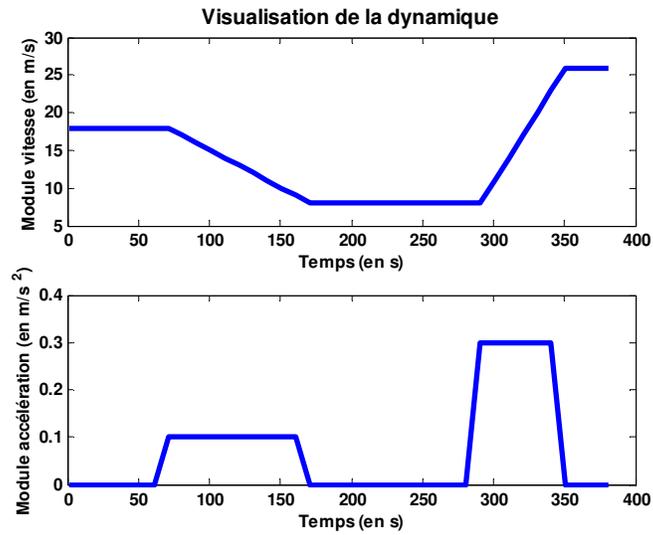


Figure 73 – Dynamique de la cible.

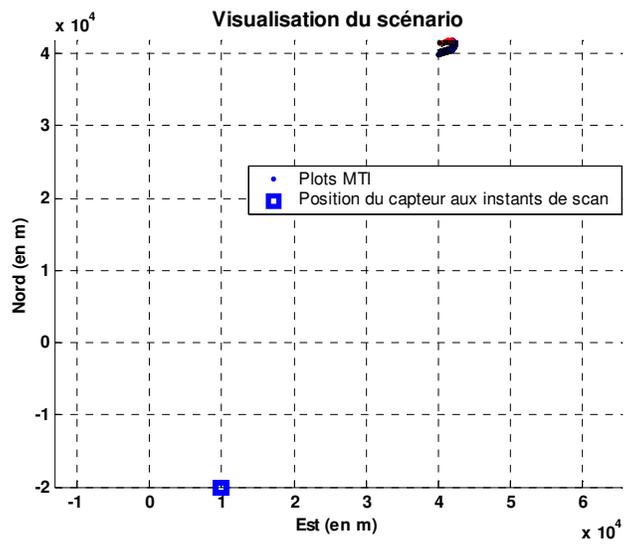


Figure 74 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTI.

3.6.3.2. Paramètres

Les paramètres sont identiques à ceux décrits dans la partie 3.6.2.2.

3.6.3.3. Résultats et interprétations

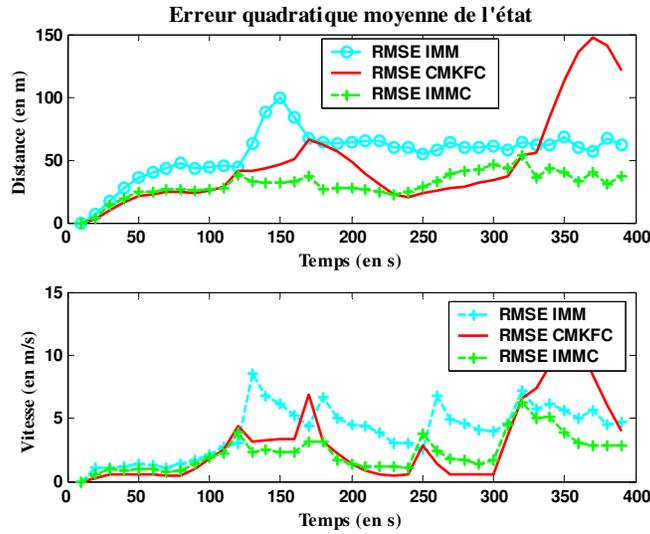


Figure 75 – RMSE du scénario 2.

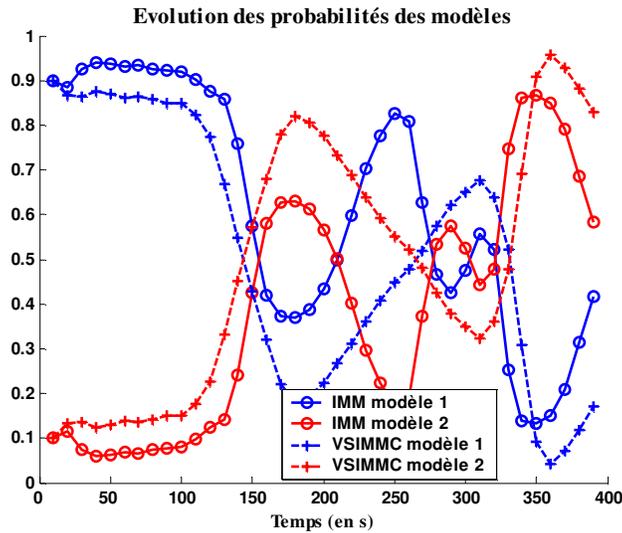


Figure 76 – Probabilité des modèles.

Tableau 4 – Synthèse des résultats :

Algorithme	Erreur quadratique moyenne moyennée (en m)
IMM CV-CV	55.32
CMKF C	46.95
VS IMMC	30.56
Plots MTI	85.94

Lorsque la cible évolue uniformément sur le réseau (i.e. jusqu'à l'instant $t=70s$), le comportement des algorithmes est identique à celui décrit pour le scénario 1 (cf. 3.6.2). A l'instant où la cible décélère à l'approche du virage, l'erreur en vitesse et en position augmente légèrement pour les trois algorithmes : IMM, CMKF et VS IMMC (Figure 75). En revanche, lorsque la cible continue de décélérer et change de segment routier à l'instant $t=120s$, l'erreur en position et en vitesse augmente considérablement (Figure 75). Le modèle du CMKFC n'est plus adapté à la dynamique de la cible ce qui engendre l'augmentation de l'erreur sur l'estimateur sous contrainte. En revanche, l'IMM et le VS IMMC change de modèle dynamique (Figure 76), ce qui assure la bonne qualité de l'estimateur. Lorsque la cible évolue à nouveau à vitesse constante entre les instants $t=160s$ et $t=290s$, les performances des estimateurs sont identiques à celles de la première phase. Par ailleurs, l'accélération rapide entre les instants $t=290s$ et $t=350s$, engendre une augmentation brutale et importante de l'estimateur sous contrainte issu du CMKFC (Figure 75). Le changement de modèle (Figure 76), permet à l'algorithme de s'adapter à la manœuvre de la cible et une légère augmentation de l'erreur des estimateurs issus de l'IMM et du VS IMMC est observable (Figure 75). Pour ce scénario simple où la cible c manœuvre sur le réseau, l'utilisation du VS IMMC garantit une bonne précision de l'estimateur par rapport à un filtre mono-modèle sous contrainte et l'IMM usuel (Tableau 4).

3.7. Conclusion

Dans ce chapitre, la géométrie du réseau routier a été prise en compte afin de pister une cible terrestre qui évolue sur le réseau routier. A partir de la position estimée de l'état sur le réseau routier, le maintien de l'état prédit sur le réseau s'effectue par rotations successives. Le nouvel état estimé est ensuite pseudo projeté sur le segment le plus probable parmi un ensemble de segments potentiels. Au niveau des intersections, le test de Wald proposé permet de différer la décision pour sélectionner le tronçon emprunté par la cible, puisqu'une mesure n'est pas suffisante pour décider du tronçon. Le test est effectué à partir de la probabilité associée à chaque tronçon qui est construit à partir de la vraisemblance sur le modèle dynamique, la transition entre les tronçons de route et la probabilité du modèle dynamique précédent. L'approche présentée assure le pistage d'une cible terrestre qui évolue uniformément sur le réseau. Dans ce chapitre nous avons proposé des solutions pour résoudre le problème de changement de tronçon comme suite de segments connexes. On s'est intéressé ensuite au comportement de la cible en lui associant plusieurs modèles dynamiques distincts. Avec les caractéristiques des capteurs GMTI (Ground Moving Target Indicator) opérationnels, seuls deux modèles dynamiques sont considérés : l'un lorsque la cible évolue à vitesse constante (modèle CV, Constant Velocity, à faible bruit) et l'autre quand elle manœuvre (modèle CV à fort bruit).

L'algorithme VS IMMC contribue ainsi à assurer le pistage d'une cible qui évolue sur le réseau routier. Ce dernier a fait l'objet d'une publication dans [Pannetier2005]. Nous proposons de disposer de plusieurs modèles dynamiques pour adapter la dynamique de la piste au mode de la cible. C'est pourquoi, nous avons développé un IMM (Interacting Multiple Model) sous contrainte afin de corriger l'estimateur de l'état lorsque la cible manœuvre sur le réseau. L'originalité de cet algorithme basée sur la topologie du réseau permet de modifier la structure de l'IMM sous contraintes afin d'adapter l'ensemble des modèles à la géométrie du réseau.

Les caractéristiques du VS IMMC (Variable Structure Interacting Multiple Model with Constraint) ont été mesurées sur des scénarii mono-cible. Lorsque la cible évolue uniformément sur le réseau et en raison de l'utilisation de plusieurs modèles qui entraîne une sur-paramétrisation, les performances sur la précision de l'estimateur se dégradent légèrement par rapport à un algorithme mono-modèle sous contrainte. L'utilisation d'un nombre trop important de modèles augmente d'avantage l'erreur de l'état estimé sous contrainte. En revanche lorsque la cible manœuvre, le VS IMMC assure une bonne performance sur la précision de l'estimateur. Or c'est à partir de la précision de l'estimateur que l'association d'un plot à une piste est faite. L'erreur liée à l'utilisation d'un filtre mono-modèle sous contrainte peut ainsi entraîner la perte de la piste. Etant donné que les cibles terrestres manœuvrent fréquemment sur le réseau, l'intégration du VS IMMC dans un algorithme de pistage multi-cible doit améliorer la qualité du pistage en terme de précision sur les états et de continuité de piste.

L'algorithme proposé dans ce chapitre donne une réponse très satisfaisante au problème de suivi d'une cible manœuvrante sur le un réseau routier. Ces performances peuvent être accrues si l'on dispose d'autres informations. Outre l'information position des plots MTI fournie par le capteur, le système GMTI mesure la vitesse radiale des objets détectés. Cette information supplémentaire doit être intégrée dans le processus de pistage afin d'améliorer la précision des estimateurs et augmenter la discrimination entre les cibles.

Chapitre 4.

Intégration de la vitesse radiale MTI dans le processus de pistage sous contraintes

4.1. Introduction

Les capteurs GMTI (Ground Moving Target Indicator) actuellement opérationnels délivrent une information supplémentaire autre que la position des mesures : la vitesse radiale. En effectuant un traitement adapté sur le signal, le capteur détermine la vitesse radiale ou vitesse Doppler de l'objet détecté suivant l'axe de visée du capteur appelé LOS (Line Of Sight). Dans ce chapitre, la prise en compte de cette information supplémentaire est étudiée et intégrée dans le processus de pistage sous contraintes. Dans un premier temps, la modélisation de la vitesse radiale et son intégration naturelle dans le filtrage de Kalman sont présentées. Cependant, la modélisation de la vitesse radiale engendre une corrélation avec les composantes positions qui dégradent les performances de l'algorithme VS IMMC (Variable Structure Interacting Multiple Model with Constraint). C'est pourquoi une étude est menée sur l'ensemble des techniques de décorrélation présentes dans littérature. Par ailleurs, malgré la phase de décorrélation des données, la prise en compte directe de la vitesse radiale dans le processus de pistage sous contraintes peut provoquer, dans certaines zones géographiques, la divergence du système. En effet, lorsque la vitesse radiale est intégrée dans le VS IMMC, il apparaît que l'erreur de modélisation sur la dynamique de la cible, induite par le mauvais choix d'un segment routier sur lequel évolue la cible, entraîne la divergence du filtre, notamment au niveau des intersections. Ce problème n'apparaît plus dès que le système ne prend plus en compte la vitesse radiale. Une approche heuristique est donc proposée et étudiée dans ce chapitre afin de moins prendre en compte, momentanément, la vitesse radiale dans les zones géographiques pour lesquelles son utilisation risque d'engendrer la divergence du filtre et la perte de la piste.

4.2. Techniques de décorrélation de la composante position avec la vitesse radiale

4.2.1. Modélisation de la vitesse radiale

Dans les chapitres précédents, seule la position des plots MTI $z(k)$, exprimée en WGS84 (référentiel imposé par le STANAG 4607) puis exportée dans le repère local $\{R_{rcf}\}$ au temps t_k , était utilisée pour le pistage de cibles terrestres. Le vecteur d'observation $z(k)$ donne la position du plot sur le plan (O,X,Y) du repère $\{R_{rcf}\}$ tel que:

$$z(k) = H(k) \cdot x(k) + b(k) \quad (181)$$

où la fonction H était telle que :

$$H(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (182)$$

et $x(k)$, l'état de la cible dans le plan (O,X,Y) tel que:

$$x(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \\ y(k) \\ \dot{y}(k) \end{bmatrix} \quad (183)$$

Or, la détection d'un objet mobile est effectuée par le capteur GMTI en mesurant l'effet Doppler. Ainsi, en effectuant un traitement adapté sur la fréquence Doppler, mesurée sur l'axe de visée du capteur (LOS), il est possible d'obtenir la vitesse radiale $\dot{\rho}_{cap}(k)$ de l'objet détecté $z(k)$. Sachant que la position de la mesure $z(k)$ s'exprime dans le repère $\{R_{rcf}\}$, il est nécessaire d'exprimer la vitesse radiale $\dot{\rho}_{cap}(k)$ dans le repère $\{R_{rcf}\}$. Ceci permet d'ajouter la composante vitesse radiale $\dot{\rho}(k)$, exprimée dans le repère $\{R_{rcf}\}$, dans le vecteur d'observation, ce qui devient :

$$z(k) = H(x(k), k) + w(k) \quad (184)$$

avec $H(x(k), k)$ le vecteur d'observation tel que:

$$H(x(k), k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \dot{\rho}(k) \end{bmatrix} \quad (185)$$

et $w(k)$ est un bruit blanc gaussien tel que :

$$w(k) = \begin{bmatrix} b(k) \\ b_{\dot{\rho}}(k) \end{bmatrix} \quad (186)$$

où $b_{\dot{\rho}}(k)$ est le bruit blanc gaussien, centré, associé à la composante vitesse radiale.

De plus, d'après Umlke *et al.* [Umlke2002], la vitesse radiale ou vitesse Doppler est modélisée par la projection orthogonale de la vitesse réelle de la cible sur l'axe de visée du capteur (Figure 77). Cette hypothèse permet d'introduire la vitesse radiale dans la modélisation de l'équation

d'observation (8). Soit $P_Cap(k)$ le vecteur dont les composantes représentent la position du capteur au temps courant t_k dans le repère local $\{R_{TCF}\}$ tel que :

$$Pos_Cap(k) = \begin{bmatrix} Pos_Cap(k)_1 \\ Pos_Cap(k)_2 \\ Pos_Cap(k)_3 \end{bmatrix} \quad (187)$$

L'expression de la vitesse radiale $\dot{\rho}_{cap}$ dans le repère capteur est donnée par la relation suivante :

$$\dot{\rho}_{cap}(k) = \frac{\dot{x}(k) \cdot (x(k) - Pos_Cap(k)_1) + \dot{y}(k) \cdot (y(k) - Pos_Cap(k)_2)}{\sqrt{(x(k) - Pos_Cap(k)_1)^2 + (y(k) - Pos_Cap(k)_2)^2 + Pos_Cap(k)_3^2}} \quad (188)$$

où $(x(k), y(k))$ représente la position de la cible, $(\dot{x}(k), \dot{y}(k))$ le vecteur vitesse dans le plan local (O, X, Y) du repère $\{R_{TCF}\}$.

L'expression de la vitesse radiale dans le repère $\{R_{TCF}\}$ est :

$$\dot{\rho}(k) = \frac{\dot{x}(k) \cdot x(k) + \dot{y}(k) \cdot y(k)}{\sqrt{x(k)^2 + y(k)^2}} \quad (189)$$

La conversion de $\dot{\rho}_{cap}$ à $\dot{\rho}$ est donnée en annexe 8.9.

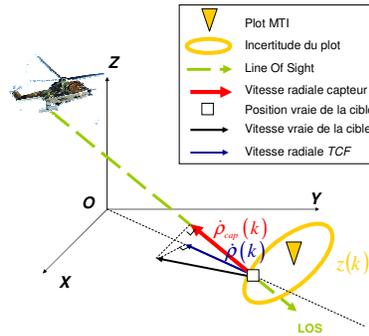


Figure 77 – Vitesse radiale de la cible suivant l'axe de visée du capteur (LOS).

Par ailleurs, la modélisation la mesure $z(k)$ (181) entraîne une relation linéaire entre l'espace des états et l'espace des mesures lorsque les plots MTI sont exprimés dans le repère local $\{R_{TCF}\}$. Désormais, en intégrant la vitesse radiale (188) dans le vecteur d'observation $z(k)$, la relation (184) entre l'espace des observations et des états n'est plus linéaire.

Le filtre de Kalman usuel, utilisé pour le pistage a été développé pour traiter des modèles linéaires. C'est pourquoi, l'utilisation de l'EKF (Extended Kalman Filter, cf. annexe 8.4) est ici nécessaire afin de linéariser la fonction d'observation H (185). La linéarisation est obtenue par un développement limité d'ordre 1 au voisinage de 0 de la fonction H . Le calcul de son Jacobien $H_x(k)$ au temps t_k nécessaire à la linéarisation est tel que :

$$H_x(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ \frac{\partial \dot{\rho}}{\partial x} & \frac{\partial \dot{\rho}}{\partial \dot{x}} & \frac{\partial \dot{\rho}}{\partial y} & \frac{\partial \dot{\rho}}{\partial \dot{y}} \end{pmatrix} \quad (190)$$

L'équation d'observation devient :

$$z(k) = H_x(k) \cdot x(k) + w(k) \quad (191)$$

La dépendance de la vitesse radiale (188) avec les composantes positions engendre une corrélation entre les différentes composantes. Ainsi, son introduction dans un filtre de Kalman nuit au bon fonctionnement du pistage puisque la corrélation entre les composantes dégrade la stabilité stochastique du système. C'est pourquoi certains systèmes opérationnels n'utilisent pas cette information supplémentaire dans le processus de pistage. Cependant, d'après Yeom *et al.* [Yeom2004], il semble que l'utilisation judicieuse de la vitesse radiale puisse améliorer la qualité de l'estimateur notamment pour le calcul des composantes vitesses. C'est, après tout, la seule mesure du radar contenant des informations sur la vitesse de la cible.

4.2.2. Etat de l'art

Le pistage d'une cible à partir d'un EKF qui linéarise directement la fonction d'observation (185) apparaît dans littérature. L'introduction de la vitesse radiale améliore de temps en temps la précision du pistage comme dans l'article de Kameda *et al.* [Kameda2002], où les auteurs estiment l'état de la cible en utilisant directement dans l'EKF le plot MTI $z(k)$ (*i.e.* position et vitesse Doppler). Cependant, Schutz *et al.* montrent dans l'article [Schutz1997], que l'utilisation d'un EKF entraîne la divergence dans la plupart des pistes dans le sens où l'erreur en position croît dans le temps. Les auteurs mettent alors en évidence le fait que l'utilisation de la fonction (190) ne permet pas d'assurer la stabilité du filtre sur l'ensemble des trajectoires. En revanche lorsque la vitesse radiale n'est plus prise en compte, le filtre reste stable sur ces mêmes trajectoires. Les auteurs proposent alors de pallier le problème en utilisant un filtre de Kalman combiné (CKF : Combined Kalman Filter). Il s'agit dans un premier temps d'effectuer, par filtrage de Kalman, l'estimation de l'état à partir des informations position uniquement, puis de mettre à jour cet estimateur en effectuant un nouveau filtrage de Kalman en prenant en compte uniquement la vitesse radiale. Il apparaît que la séparation de la mesure en position avec la mesure de la vitesse radiale dans le processus de pistage séquentiel contribue à résoudre le problème de divergence et donc de stabilité du filtre.

Une autre approche consiste à traiter directement le problème d'instabilité du filtre. En effet, Pearson *et al.* constatent dans [Pearson1997] que la corrélation entre le sous-espace position et le sous-espace vitesse radiale, présentée dans la partie 4.2.1, engendre une diminution de la matrice de covariance prédite $P(k|k-1)$; le problème devient alors mal conditionné. Reif *et al.* [Reif1992] et [Reif1999] modifient alors le filtre de Kalman étendu usuel en introduisant une valeur additive α positive dans la covariance *a priori* (*i.e.* covariance prédite) afin d'assurer la stabilité stochastique du filtre:

$$P(k|k-1) = (F + \alpha \cdot Id(4)) \cdot P(k-1|k-1) \cdot (F + \alpha \cdot Id(4))^T + Q(k) \quad (192)$$

Pour $\alpha > 0$, le filtre obtenu est un EKF modifié avec une heuristique qui augmente la valeur des éléments diagonaux de la covariance de l'état. L'augmentation de la matrice de covariance *a priori* assure une sensibilité "raisonnable" aux mesures et contribue ainsi à éviter la divergence du filtre. Une approche similaire proposée par Boutayeb *et al.* [Boutayeb1995] consiste cette fois-ci à modifier la covariance du bruit de mesure $Q(k)$ afin de garantir le conditionnement de la matrice de covariance prédite $P(k|k-1)$.

En 2002, Bizup et Brown [Bizup2002] prouvent analytiquement que la corrélation entre la vitesse radiale et les composantes en position engendre une augmentation indésirable du gain du filtre de Kalman, ce qui entraîne un problème de conditionnement de la matrice de covariance

prédite $p(k|k-1)$. Ainsi, les auteurs proposent une linéarisation alternative de la matrice $H(x(k),k)$ qui respecte les hypothèses de modélisation et évite l'explosion du gain. Soit $\bar{H}_x(k)$, la matrice modifiée des dérivées partielles telle que:

$$\bar{H}_x(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{\partial \rho(k)}{\partial \dot{x}} & 0 & \frac{\partial \rho(k)}{\partial \dot{y}} \end{pmatrix} \quad (193)$$

Un calcul simple (cf. annexe 8.10) permet de vérifier l'égalité :

$$\bar{H}_x(k) \cdot x(k) = H_x(k) \cdot x(k) \quad (194)$$

où $H_x(k)$ (190) est le Jacobien de la fonction d'observation (185). Les résultats obtenus sur différents scénarii prouvent que l'utilisation de la matrice $\bar{H}_x(k)$ assure la convergence du filtre. Cette nouvelle approche, appelée AEKF pour Alternative Extended Kalman Filter, assure la stabilité du filtre tout en conservant une faible complexité de calcul.

Par ailleurs, la corrélation entre les deux sous-espaces liée à la modélisation de la vitesse radiale (188) est d'autant plus forte que le nombre de termes multiplicatifs et divisibles est important. C'est pourquoi, A. Farina *et al.* [Farina1985] proposent une méthode qui contribue à diminuer la corrélation en supprimant le dénominateur. Pour cela, les auteurs définissent la "pseudo-mesure convertie" $\eta(k)$ qui représente le produit entre la distance $\rho(k)$ et vitesse radiale $\dot{\rho}(k)$. Il vient :

$$\eta(k) = \rho(k) \cdot \dot{\rho}(k) = x(k) \cdot \dot{x}(k) + y(k) \cdot \dot{y}(k) \quad (195)$$

Cette nouvelle définition permet de s'affranchir du dénominateur présent dans la modélisation (188). A partir de la "pseudo mesure convertie" une nouvelle équation de mesure est définie. Les équations du filtre de Kalman étendu sont mises à jour. Les résultats présentés dans l'article [Zollo1999] montrent que la prise en compte de la vitesse radiale par l'intermédiaire de la "pseudo mesure convertie" (195) améliore la performance de l'estimateur en position et en vitesse par rapport à un filtre qui ne prend pas en compte la vitesse radiale. Cependant cette amélioration reste sensible à la trajectoire de la cible puisque le problème de décorrélation est atténué mais pas résolu.

Finalement, Duan *et al.* [Duan2003] et Wang *et al.* [Wang2002] proposent une méthode mathématique pour la décorrélation de la "pseudo mesure convertie" (195) avec les composantes positions. La technique proposée repose sur une factorisation de Cholesky par une matrice L permettant de décorréler les composantes positions avec une "nouvelle pseudo-mesure convertie". L'estimation peut enfin être réalisée avec un filtre séquentiel EKF d'ordre 2 (SEKF : Sequential Extended Kalman Filter). Le Jacobien de la fonction $H(x(k),k)$ se retrouve modifié par les coefficients de la matrice L issue de la factorisation. Ainsi, l'état estimé du SEKF est obtenu à partir des composantes positions du plot MTI puis de la nouvelle "pseudo-mesure convertie" décorrélée. Dans l'article de Wang *et al.* [Wang2003b], les auteurs présentent les performances de l'algorithme SEKF par rapport à l'EKF et aboutissent à la conclusion que le SEKF est meilleur ou au moins aussi bon que l'EKF conventionnel. Cependant les auteurs précisent que le processus d'estimation est sensible au bruit de mesure sur la vitesse radiale et à la valeur du coefficient de corrélation entre la vitesse radiale $\dot{\rho}(k)$ et la distance $\rho(k)$.

4.2.3. Bilan

Les techniques opérationnelles de trajectographie n'utilisent pas directement la vitesse radiale dans le processus d'estimation. A cause de la corrélation dans l'espace des mesures entre le sous-espace position et le sous-espace vitesse radiale qui peut provoquer la divergence du système. Il existe plusieurs solutions : soit une approche physique qui consiste à maintenir la stabilité du filtre en augmentant l'incertitude sur le modèle dynamique, soit une approche séquentielle qui estime l'état en prenant en compte dans un premier temps l'information en position puis dans un deuxième temps l'information vitesse Doppler pour mettre à jour l'estimateur, soit une linéarisation alternative du Jacobien de la matrice d'observation qui assure la stabilité filtre en évitant l'explosion du gain de Kalman, soit une nouvelle modélisation de la vitesse radiale diminuant ainsi les effets de la corrélation ou soit une décorrélation mathématique qui nécessite cependant la conversion des données cartésiennes dans le repère polaire capteur.

Les résultats obtenus sur quelques scénarii prouvent que pour des données GMTI, l'AEKF et le SEKF présentent des performances comparables en termes de précision sur l'estimateur. Cependant la simplicité de l'AEKF n'implique pas la conversion de toutes les données cartésiennes dans le repère polaire capteur et assure une complexité raisonnable en temps de calcul. C'est pourquoi l'approche AEKF est privilégiée.

4.3. Intégration de la vitesse radiale dans le processus de pistage

La prise en compte de la vitesse radiale dans le processus de pistage améliore ainsi les performances des estimateurs en termes de précision. Cependant les résultats sur données simulées ont prouvés que l'algorithme AEKF intégré dans l'algorithme VS IMMC diverge dans certains cas suivant la géométrie du réseau et la position du capteur. Tout d'abord, ces cas sont présentés et étudiés puis dans un deuxième temps une solution heuristique est proposée.

4.3.1. Problème lié à l'utilisation de la vitesse radiale dans le processus de pistage

Dans la plupart des applications qui nécessitent la localisation sur carte routière, il est préférable de connaître exactement le segment routier sur lequel la cible évolue afin de mieux modéliser la trajectoire de la cible, cependant la géométrie et la densité du réseau routier sont telles que les techniques de sélection de segments routiers, potentiellement empruntables par la cible, sélectionnent plusieurs segments routiers. Dans la partie 3.3, afin de diminuer la complexité du problème et le nombre d'hypothèses à gérer, il est proposé de sélectionner pour chaque tronçon routier un unique segment routier (le plus probable) afin de contraindre l'ensemble des modèles dynamiques et l'état à ce dernier. La technique de sélection du segment routier proposée est alors satisfaisante lorsque l'algorithme de pistage prend uniquement en compte la position des plots MTI.

Cependant, la prise en compte de la vitesse radiale dans le processus d'estimation modifie le calcul de la vraisemblance sur chaque modèle dynamique sous contrainte et contribue à améliorer le choix sur le segment routier empruntable par la cible. En effet, la directivité d'un modèle dynamique $M_{s_i}^i(k)$ imposée par l'orientation du segment routier s_i influe directement sur la prédiction de la vitesse radiale, notée $\hat{\rho}^i(k|k-1)$, puisque la vitesse radiale prédite dépend de la

vitesse prédite $\begin{bmatrix} \hat{x}_{i,s_i}(k|k-1) \\ \hat{y}_{i,s_i}(k|k-1) \end{bmatrix}$ qui est colinéaire à la direction du segment s_i . De plus, il apparaît que

la contribution de la vitesse radiale, dans le calcul de la vraisemblance du modèle dynamique, est beaucoup plus importante que la contribution de la position du plot MTI $z(k)$. Ainsi, lorsque la prédiction de la vitesse radiale $\hat{\rho}^i(k|k-1)$ du modèle $M_{s_i}^i(k)$ est en adéquation avec la vitesse radiale mesurée $\rho(k)$ alors la vraisemblance sur le modèle $M_{s_i}^i(k)$ devient suffisamment importante pour privilégier ce modèle. Dans le cas d'une cible manœuvrant sur le réseau, la variation de la vitesse de

la cible est mesurée à partir de l'erreur entre la vitesse radiale mesurée $\dot{\rho}(k)$ et prédite $\hat{\rho}^i(k|k-1)$. La diminution brutale de la vraisemblance associée au modèle $M_{s_i}^i(k)$, résultant de l'erreur sur la vitesse radiale, permet dans le cas du VS IMMC de favoriser d'autres modèles dynamiques. La manœuvre est ainsi détectée plus rapidement avec la vitesse radiale assurant ainsi la continuité du pistage par un changement plus rapide de modèle dynamique. Par ailleurs, dans le cas où la cible se situe dans une intersection, le test séquentiel de Wald converge beaucoup plus rapidement puisque la composante vitesse radiale assure une meilleure discrimination entre les modèles contraints aux différents tronçons routiers présents dans l'intersection.

La contribution de la vitesse radiale est bénéfique puisqu'elle assure une meilleure précision de l'estimateur, une détection plus rapide des manœuvres et augmente la rapidité du test séquentiel au niveau des intersections. Cependant ces atouts nuisent au pistage lorsque le segment routier sélectionné par le test de maximum de probabilité (146), n'est pas le segment sur lequel évolue la cible mais plutôt un segment connexe. En effet, le bruit de modèle, caractérisant l'incertitude sur la dynamique, est tel qu'il est possible de prédire la position de l'état $\hat{x}_{i,s_p}(k|k-1)$, au temps courant t_k , sur un segment s_p proche du segment routier s_i sur lequel se situe l'état de la cible $x(k)$. Lorsque le réseau routier présente une géométrie particulière, comme une route en "fer à cheval" par exemple (Figure 78), la vitesse radiale prédite $\hat{\rho}^i(k|k-1)$ associée au modèle $M_{s_p}^i(k)$ devient alors totalement opposée à la vitesse radiale mesurée $\dot{\rho}(k)$. Par conséquent la vraisemblance sur le modèle dynamique $M_{s_p}^i(k)$ est faible et donc le gain de Kalman suffisamment important pour que l'état estimé $\hat{x}_{i,s_p}(k|k)$ ne dépende plus que du plot MTI $z(k)$. Ainsi la vitesse radiale estimée $\hat{\rho}^i(k|k)$ de l'état sous contrainte $\hat{x}_{i,s_p}(k|k)$ se retrouve dans une direction similaire à celle de la vitesse radiale mesurée $\dot{\rho}(k)$ (Figure 79). Par conséquent lors de l'étape de prédiction au temps t_{k+1} (Figure 80), l'état prédit $\hat{x}_{i,s_n}(k+1|k)$ se situe sur un segment routier s_n déjà visité et dans une direction opposée à celle de l'état $x(k+1)$. De plus, la vitesse radiale prédite $\dot{\rho}^i(k+1|k)$ est quasiment identique à la vitesse radiale mesurée $\dot{\rho}(k+1)$. Donc l'appartenance au modèle dynamique sous contrainte $M_{s_n}^i$ devient extrêmement vraisemblable. Par conséquent l'adéquation entre la position prédite avec la position mesurée et la vitesse radiale prédite avec la vitesse radiale mesurée est assurée. Cependant la direction du vecteur vitesse de l'état estimé $\hat{x}_{i,s_n}(k+1|k+1)$ est différente de la direction de la vitesse réelle de la cible ce qui engendre la perte de la piste au temps t_{k+2} .

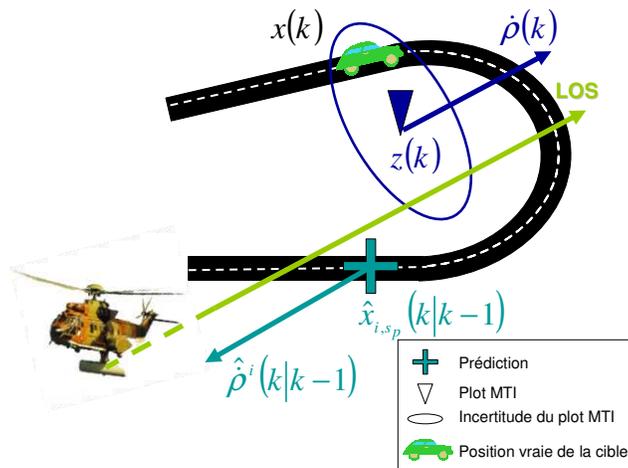


Figure 78 – Perte de la piste sur un tronçon routier : étape de prédiction au temps t_k .

A l'instant k , l'état prédit de la cible est contraint sur un segment routier différent de celui de la cible réelle. Suivant la géométrie du réseau routier, la vitesse radiale prédite se situe dans une direction opposée à la vitesse radiale mesurée.

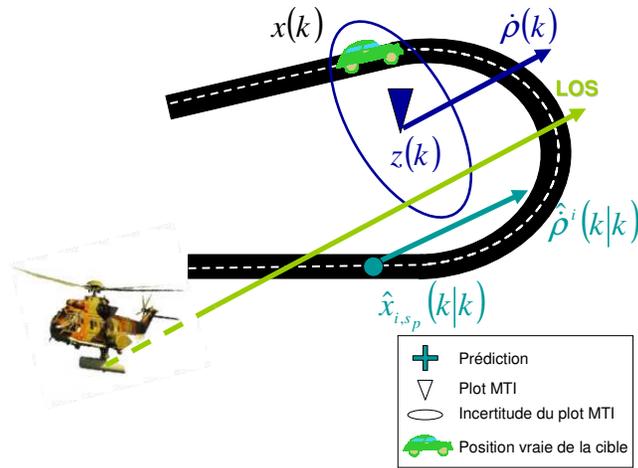


Figure 79 – Perte de la piste sur un tronçon routier : étape de mise à jour au temps t_k .

A l'instant k , l'état estimé de la cible et contraint sur un segment routier est statistiquement proche de la position du plot MTI et la vitesse radiale estimée (projection sur le LOS) est en adéquation avec la vitesse radiale mesurée.

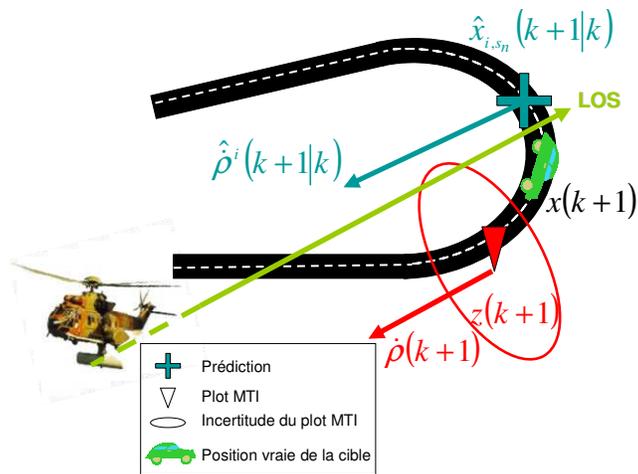


Figure 80 – Perte de la piste sur un tronçon routier : étape de prédiction au temps t_{k+1} .

A l'instant $k+1$, l'état prédit de la cible et contraint sur un segment routier est statistiquement proche de la position du plot MTI et la vitesse radiale prédite (projection sur le LOS) est en adéquation avec la vitesse radiale mesurée. Cependant la vitesse de l'état prédit est dans une direction différente de la vitesse de la cible entraînant la perte de la piste au scan suivant.

Un autre problème, lié à la géométrie des intersections et à la position du capteur, soulève de nombreuses interrogations quant à l'utilisation directe de la vitesse radiale dans le processus d'estimation. En effet, une cible terrestre est considérée à l'instant k , évolue sur un segment s_i et s'approche d'une intersection puis évolue après passage de cette dernière sur un segment routier s_p (Figure 81). En raison de l'incertitude sur le modèle dynamique $M_{s_i}^i$, il est possible, au niveau d'une intersection, de prédire prématurément des états $\hat{x}_{i,s_m}(k|k-1)$ et $\hat{x}_{i,s_p}(k|k-1)$ respectivement sur les segments routiers s_m et s_p appartenant à des tronçons différents de celui sur lequel se situe l'état de la cible $x(k)$. Avec la prise en compte de la vitesse radiale, la vraisemblance associée au modèle

$M_{s_m}^i$ est beaucoup plus importante que la vraisemblance associée au modèle $M_{s_p}^i$ en raison de la proximité statistique entre la vitesse radiale prédite $\hat{\rho}_{i,s_m}(k|k-1)$ et la vitesse radiale mesurée $\dot{\rho}(k)$. Lors du calcul des probabilités (154) associées à chaque hypothèse ou chaque tronçon, qui dépend de la vraisemblance sur chaque modèle, la probabilité sur le tronçon contenant le segment s_m est beaucoup plus importante que celle associée au tronçon contenant s_p . Dans la plupart des cas, en raison de la forte contribution apportée par la vitesse radiale sur le calcul de la vraisemblance, le test séquentiel de Wald ne diffère même pas la décision et décide de privilégier l'hypothèse associée au tronçon contenant s_m et par conséquent de supprimer dans la structure du VS IMMC l'ensemble des modèles associés au tronçon contenant le segment s_p .

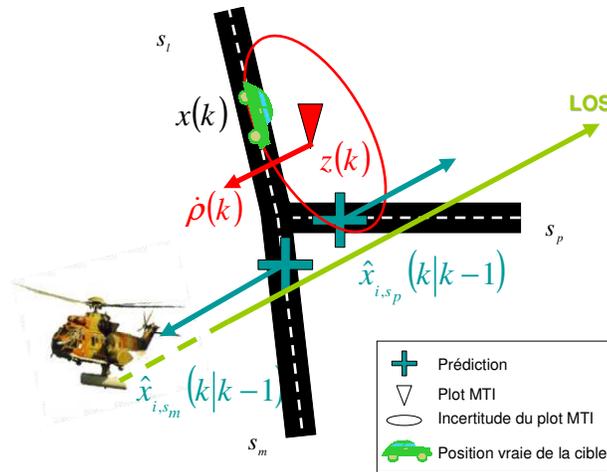


Figure 81 – Perte de la piste dans le cas d'une intersection.

Au niveau intersection, les états prédits associés à une cible peuvent être contraints, suivant la géométrie du réseau, sur des segments se situant sur des tronçons différents de celui sur lequel se situe la cible. Par conséquent en raison de la vitesse radiale prédite sur chaque modèle dynamique, le test de Wald privilégie directement un tronçon routier qui n'est pas forcément le tronçon sur lequel va évoluer la cible. Cette erreur peut engendrer la perte de la piste.

Malgré l'apport de la vitesse radiale sur le choix du modèle dynamique à utiliser (détection de manœuvre ou choix du segment routier), il s'avère que pour certaines configurations du réseau la prise en compte de la vitesse radiale dans le processus de pistage peut engendrer la perte de la piste. C'est pourquoi il devient nécessaire d'étudier une technique permettant de ne pas prendre en compte momentanément la vitesse radiale lorsqu'un cas litigieux se présente.

4.3.2. Utilisation d'un Facteur d'Oubli Momentané (FOM)

Afin de conserver l'apport de la vitesse radiale sur l'estimateur en terme de précision, il est proposé de créer des "zones de singularités", fonction de la géométrie du réseau et de la position du capteur, pour lesquelles il devient "douteux" d'utiliser la vitesse Doppler dans le processus de pistage. Lorsque la cible s'approche de l'une de ces zones il devient nécessaire de ne pas prendre en compte la vitesse radiale afin de garantir la continuité de la piste.

4.3.2.1. Mesure d'appartenance à une classe C

La première approche consiste à créer des zones de singularité déterminées préalablement. Il s'agit de considérer un ensemble de segments pour chaque intersection et pour des successions particulières de segments routiers sur lesquels la prise en compte de la vitesse radiale risque de nuire au pistage. Cette méthode assure le compromis entre maintien de la piste et la diminution des performances de l'estimateur. Cette technique reste néanmoins "brutale". En effet, dans le cas des intersections et en raison de l'incertitude sur la modèle dynamique, il est possible que dans ces

zones de singularités, l'un des états prédits se situe sur le même segment routier que celui associé à la cible. Le seul calcul des vraisemblances associées aux modèles et des fonctions des composantes positions ne permet pas de confirmer rapidement l'une des différentes hypothèses contrairement aux calculs des vraisemblances, fonctions des composantes en position et vitesse radiale.

C'est pourquoi, nous proposons de créer un facteur permettant de prendre plus ou moins en compte la vitesse radiale en fonction de l'erreur statistique sur la vitesse radiale. L'idée consiste à diminuer l'influence de la vitesse radiale dans le calcul de la vraisemblance et la mise à jour de l'état lorsque l'erreur statistique entre la vitesse radiale mesurée et la vitesse radiale prédite est trop importante.

Par ailleurs pour chaque modèle dynamique et chaque instant d'évaluation, il est possible de mesurer l'appartenance de la vitesse radiale mesurée à la classe C : "la vitesse radiale est éloignée statistiquement de la vitesse radiale prédite".

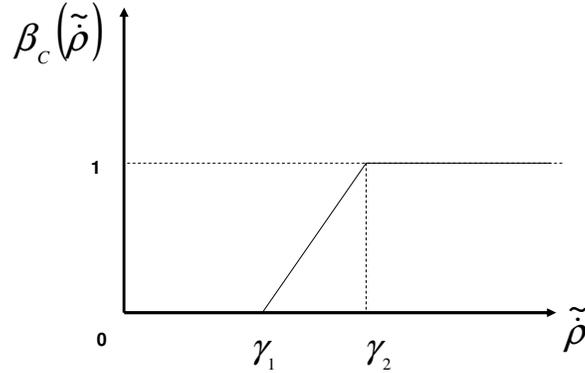


Figure 82 – Fonction d'appartenance à la classe C .

Les termes γ_1 et γ_2 sont les quantiles d'ordre respectif α et β . Etant donné que la variable aléatoire $\dot{\rho}(k)$ suit une loi gaussienne, l'erreur statistique $\tilde{\rho}^i(k)$ suit une loi du Chi-deux à 1 degré de liberté. Les termes γ_1 et γ_2 sont tels que :

$$P\{\tilde{\rho}_{M^i}(k) > \gamma_1\} = \alpha \quad (196)$$

et

$$P\{\tilde{\rho}_{M^i}(k) > \gamma_2\} = \beta \quad (197)$$

Les ordres α et β sont déterminés par expertise et sont tels que : $\alpha=0,9$ et $\beta=0,01$.

La fonction d'appartenance β_c est définie (Figure 82) de la manière suivante :

$$\beta_c(\tilde{\rho}^i(k)) = \left(\frac{1}{\gamma_2 - \gamma_1} \times \tilde{\rho}^i(k) - \frac{\gamma_1}{\gamma_2 - \gamma_1} \right) \cdot \Pi_{[\gamma_1, \gamma_2]}(\tilde{\rho}^i(k)) + \Pi_{]\gamma_2, +\infty[}(\tilde{\rho}^i(k)) \quad (198)$$

où le terme Π représente la fonction "indicatrice" telle que :

$$\begin{aligned} \Pi_{[a,b]}(x) &= 1 \text{ si } x \in [a,b] \\ \Pi_{[a,b]}(x) &= 0 \text{ sinon} \end{aligned} \quad (199)$$

et $\tilde{\rho}^i(k) = \frac{(\dot{\rho}(k) - \hat{\rho}^i(k|k-1))^2}{\sigma_{\rho,i}(k)^2}$ n'est autre que l'erreur statistique de la vitesse radiale. Apparaissent les termes d'innovation sur la vitesse radiale $(\dot{\rho}(k) - \hat{\rho}^i(k|k-1))$ et de covariance $\sigma_{\rho,i}(k)^2$ de l'innovation, associés au modèle dynamique $M_{\varphi(i)}^i$. La covariance est définie par la relation suivante :

$$\sigma_{\rho,i}(k)^2 = \bar{H}_x(k)_{33} \cdot P_{i,\varphi(i)}(k|k-1) \cdot \bar{H}_x(k)_{33}^T + R(k)_{33} \quad (200)$$

où $\bar{H}_x(k)_{33}$ est la troisième ligne de la matrice (193) issue de l'AEKF, $P_{i,\varphi(i)}(k|k-1)$ est la matrice covariance de l'état prédit associée au modèle $M_{\varphi(i)}^i$ et $R(k)_{33}$ est la variance associée à la vitesse radiale notée σ_ρ^2 . En reprenant l'expression de la matrice $\bar{H}_x(k)$ (193) il vient :

$$\sigma_{\rho,i}(k)^2 = \begin{bmatrix} 0 & \frac{\partial \dot{\rho}(k)}{\partial \dot{x}} & 0 & \frac{\partial \dot{\rho}(k)}{\partial \dot{y}} \end{bmatrix} \cdot P^i(k|k) \cdot \begin{bmatrix} 0 & \frac{\partial \dot{\rho}(k)}{\partial \dot{x}} & 0 & \frac{\partial \dot{\rho}(k)}{\partial \dot{y}} \end{bmatrix}^T + \sigma_\rho^2 \quad (201)$$

4.3.2.2. Introduction d'un Facteur d'Oubli Momentané (FOM) sur la composante vitesse radiale

Une méthode pour diminuer l'influence de la vitesse radiale sur le calcul de la vraisemblance consiste à augmenter l'imprécision sur la mesure de la vitesse radiale qui se traduit par une augmentation de la variance au niveau du bruit d'observation. L'approche que nous proposons consiste à mesurer l'appartenance à la classe C définie précédemment et à prendre plus ou moins en compte la vitesse radiale suivant la valeur de la fonction d'appartenance β_c . Ainsi lorsque l'erreur statistique (ou innovation) $\tilde{\rho}^i(k)$ est importante la vitesse radiale mesurée $\dot{\rho}(k)$ est alors perçue comme une variable aléatoire gaussienne dont la mesure est extrêmement imprécise (*i.e.* avec une variance du bruit sur la composante vitesse radiale importante). Dès lors, la valeur de la vraisemblance associée au modèle dépend plus de l'innovation associée aux composantes positions que de l'innovation associée à la vitesse radiale.

Afin d'augmenter l'imprécision sur la vitesse radiale, nous proposons d'augmenter la variance du bruit d'observation, en introduisant un bruit additif gaussien qui ne dépend que de la fonction d'appartenance β_c . Ce bruit additif est appelé Facteur d'Oubli Momentané (FOM) puisqu'il est évalué à chaque instant et permet d'oublier, au temps courant, la contribution engendrée par la vitesse radiale dans le calcul de la vraisemblance. Le FOM est propre à chaque modèle dynamique $M_{\varphi(i)}^i$ et est noté $f(k)$. L'équation d'observation s'écrit alors :

$$z(k) = H(x(k), k) + \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1+f(k) \end{pmatrix} \cdot w(k) \quad (202)$$

où $f(k)$, le facteur d'oubli momentané (FOM) est défini par :

$$f(k) = 100 \times \beta_c (\tilde{\rho}_i(k)) \quad (203)$$

L'utilisation du FOM implique nécessairement une étape supplémentaire dans l'algorithme d'estimation AEKF. Il s'agit en effet d'évaluer la fonction d'appartenance β_c à partir de la

vraisemblance sur la composante vitesse Doppler. La synoptique de l'algorithme AEKF pour un modèle $M_{\varphi(i)}^i$ du VS IMMC se décompose finalement en 5 étapes :

1. Initialisation :

$$\begin{aligned}\hat{x}_{i,\varphi(i)}(0|0) &= E[x(0)] \\ P_{i,\varphi(i)}(0|0) &= \text{var}(x(0))\end{aligned}\quad (204)$$

2. Prédiction :

$$\begin{aligned}\hat{x}_{i,\varphi(i)}(k|k-1) &= F_{i,\varphi(i)}(k) \cdot \hat{x}_{i,\varphi(i)}(k-1|k-1) \\ P_{i,\varphi(i)}(k|k-1) &= F_{i,\varphi(i)}(k) \cdot P_{i,\varphi(i)}(k-1|k-1) \cdot F(k)^T + Q_{i,\varphi(i)}(k)\end{aligned}\quad (205)$$

3. Calcul du FOM :

$$\begin{aligned}\tilde{\rho}^i(k) &= \frac{(\dot{\rho}(k) - \hat{\rho}^i(k|k-1))^2}{\sigma_{\rho,i}(k)^2} \\ f(k) &= 100 \times \beta_c(\tilde{\rho}^i(k))\end{aligned}\quad (206)$$

4. Calcul du gain :
($\forall z(k) \in Z(k)$)

$$\begin{aligned}\bar{R}_{i,\varphi(i)}(k) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 + f(k) \end{bmatrix} \cdot R(k) \\ S_{i,\varphi(i)}(k) &= \bar{H}_x(k) \cdot P_{i,\varphi(i)}(k|k-1) \cdot \bar{H}_x(k)^T + \bar{R}_{i,\varphi(i)}(k) \\ G(k) &= P_{i,\varphi(i)}(k|k-1) \cdot \bar{H}_x(k)^T \cdot S_{i,\varphi(i)}(k)^{-1}\end{aligned}\quad (207)$$

5. Mise à jour :

$$\begin{aligned}\hat{x}_{i,\varphi(i)}(k|k) &= \hat{x}_{i,\varphi(i)}(k|k-1) + G(k) \cdot \tilde{z}_{i,\varphi(i)}(k|k-1) \\ P_{i,\varphi(i)}(k|k) &= (Id - G(k) \cdot \bar{H}_x(k)) \cdot P_{i,\varphi(i)}(k|k-1) \\ \tilde{z}_{i,\varphi(i)}(k|k-1) &= z(k) - \bar{H}_x(k) \cdot \hat{x}_{i,\varphi(i)}(k|k-1)\end{aligned}\quad (208)$$

L'utilisation du FOM dans le processus de pistage permet de diminuer la contribution de la vitesse radiale sur le calcul de la vraisemblance lorsque l'erreur entre la vitesse radiale mesurée et la vitesse radiale prédite est importante. Il reste désormais à mesurer l'impact du FOM sur la précision de l'estimateur issu du VS IMMC.

4.4. Simulations et résultats

Les performances liées à l'utilisation de la vitesse Doppler et à l'introduction du FOM sont mesurées dans cette partie. Tout d'abord afin de mesurer l'apport de la vitesse radiale sur la précision de l'estimateur, un premier scénario simple est étudié dans lequel une seule cible évolue uniformément sur un segment routier dans un environnement sans fausses alarmes. Puis un second scénario simple est généré permettant de constater la divergence du système lors de l'utilisation de

la vitesse radiale sans le FOM et de mesurer alors l'apport de l'algorithme AEKF lorsque le FOM est utilisé. Pour ce scénario, une seule cible est considérée et évolue sur un réseau routier avec une dynamique variable dans un environnement sans fausses alarmes. Pour chaque scénario, quatre algorithmes sont donc utilisés : un IMM (composé de deux modèles *CV*), un VSIMMC₁¹ (composé de deux modèles *CV*) qui ne prend pas en compte la vitesse radiale, un VSIMMC₂ (composé de deux modèles *CV* et un modèle *STOP*) qui prend en compte la vitesse radiale sans le FOM et un VSIMMC₃ (composé de deux modèles *CV* et un modèle *STOP*) qui prend en compte la vitesse radiale avec le FOM. L'introduction du modèle *STOP* ne modifie en rien la comparaison entre les différents algorithmes puisque la cible considérée ne s'arrête jamais et est toujours détectée. La probabilité sur le modèle *STOP* est alors toujours égale à 0. Le modèle *STOP* n'apparaît ici que par souci d'économie en temps de programmation. Son utilisation sera discutée dans le chapitre suivant.

4.4.1. Mesure de performances

Afin de mesurer les performances entre les différents filtres, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (*RMSE* : Root Mean Square Error) de l'état, l'erreur quadratique moyenne moyennée sur une exécution (*ARMSE* : Average Root Mean Square Error) et le nombre moyen de scans nécessaires pour le test séquentiel de Wald (*N_Wald*) sont considérés. Les performances sont mesurées sur 100 jets de Monte-Carlo. Les mesures de performances sont alors définies au temps t_k par la racine de l'erreur quadratique moyenne en position :

$$RMSE_{pos}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} \left(x(k) - \hat{x}(k|k)_n \right)^2 + \left(y(k) - \hat{y}(k|k)_n \right)^2} \quad (209)$$

où x et y sont les positions simulées de la cible, et $\hat{x}(k|k)_n$, $\hat{y}(k|k)_n$ les positions estimées dans le plan local (O, X, Y) de la $n^{ième}$ réalisation de Monte-Carlo. De même, l'erreur quadratique moyenne en vitesse est définie par la relation suivant :

$$RMSE_{vir}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} \left(\dot{x}(k) - \hat{\dot{x}}(k|k)_n \right)^2 + \left(\dot{y}(k) - \hat{\dot{y}}(k|k)_n \right)^2} \quad (210)$$

où x et y sont les composantes de la vitesse simulée de la cible, et $\hat{\dot{x}}(k|k)_n$, $\hat{\dot{y}}(k|k)_n$ les composantes de la vitesse estimée dans le plan local (O, X, Y) de la $n^{ième}$ réalisation.

L'*ARMSE* est calculée uniquement pour les composantes positions :

$$ARMSE_{pos} = \sum_{k=0}^{T_{FIN}} RMSE_{pos}(k) \quad (211)$$

où T_{Fin} est la date de fin du scénario.

Le nombre moyen de scans nécessaires pour satisfaire le test séquentiel de Wald est moyenné sur l'ensemble des exécutions de Monte-Carlo et est défini par :

$$N_{Wald} = \sum_{n=1}^{100} n_{wald}(n) \quad (212)$$

où n_{wald} est le nombre de scans nécessaires pour satisfaire le test RSS-SPRT (cf. 3.3.3.3) sur une exécution de Monte-Carlo.

¹ Intercating Multiple Model under Constraints with a Variable Structure

4.4.2. Scénario 1 : mouvement rectiligne uniforme

Dans ce scénario, une cible évolue uniformément sur un segment routier avec une vitesse de 12 mètres par seconde (Figure 83). Le capteur est supposé fixe et se situe au point (10 000 m, -20 000 m) par rapport à l'origine du repère local $\{R_{TGL}\}$ (Figure 84). Les paramètres du capteur sont donnés dans la Figure 85. Les paramètres des filtres IMM, VSIMMC₁ et VSIMMC₂ sont donnés respectivement dans la Figure 86, Figure 87 et Figure 88. L'état simulé de la cible au premier instant d'échantillonnage est pris pour l'initialisation du filtre AEKF. Les résultats sont obtenus sur 100 exécutions de Monte-Carlo. Le RMSE est donnée par la Figure 89 et les résultats sont synthétisés dans le Tableau 5.

4.4.2.1. Description du scénario

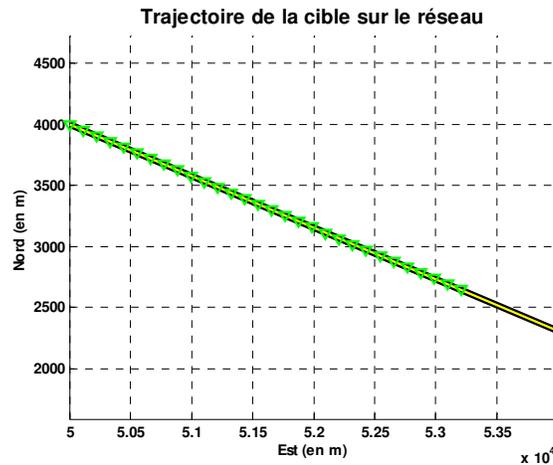


Figure 83 – Position de la cible aux instants d'échantillonnage.

Une cible terrestre évolue uniformément sur un segment routier à une vitesse de 12 m/s.

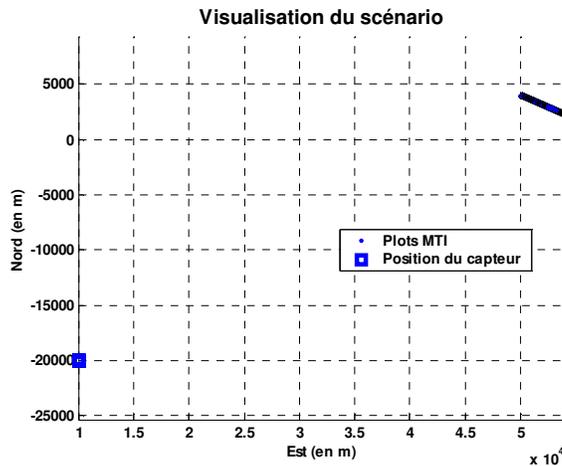


Figure 84 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTI.

Le capteur détecte la cible en mouvement à une distance d'environ 40 km.

4.4.2.2. Paramètres

Paramètres du capteur	HORIZON
Bruit en distance (en m)	30
Bruit en azimut (en rad)	0.001
Bruit en gisement (en rad)	0.001
Bruit Doppler (en m/s)	1
Durée de scan (en s)	10

Figure 85 – Paramètres du capteur HORIZON.

Paramètres des observations	HORIZON
Bruits en distance (en m)	30
Bruits en azimut (en rad)	0.001
Bruits en gisement (en rad)	0.001

Incertitude sur les modèles

Bruit sur le modèle CV 1	0.05
Bruit sur le modèle CV 2	0.8

Matrice de transition des modèles :

0.95	0.05
0.05	0.95

Matrice initiale de mixage :

0.9	0.9
0.1	0.1

Vecteur de probabilité initial :

0.9
0.1

Correction du biais

Figure 86 – Paramètres du filtre IMM CV-CV.

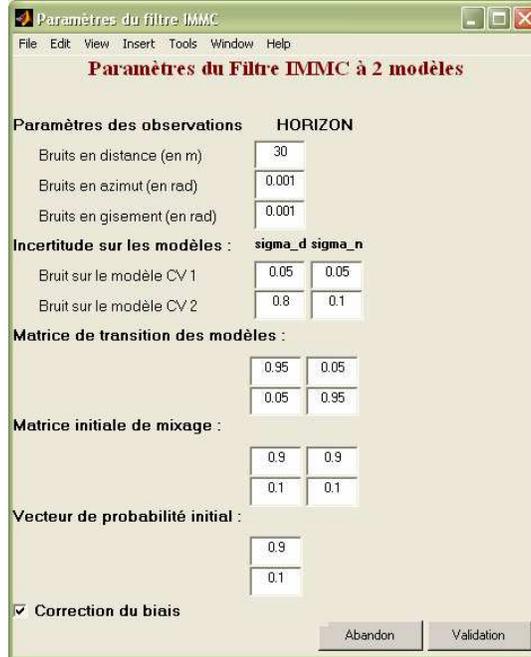


Figure 87 – Paramètres du filtre VS IMMC₁ sans prendre en compte la vitesse radiale.

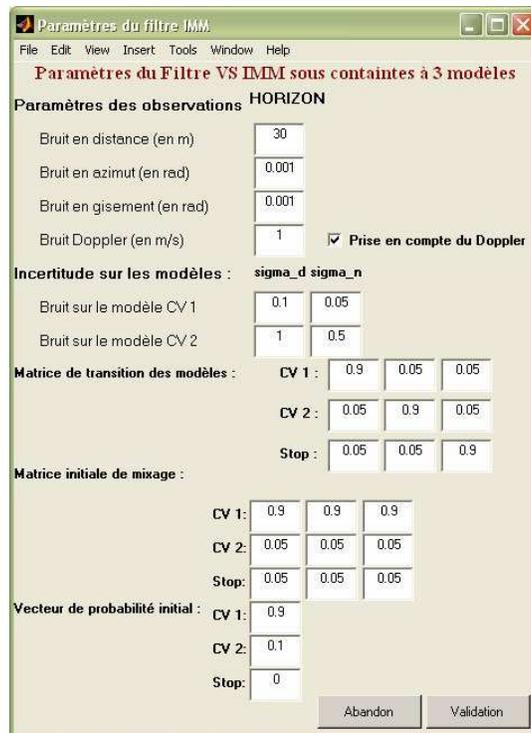


Figure 88 – Paramètres du filtre VS IMMC₂ en prenant en compte la vitesse radiale.

4.4.2.3. Résultats et interprétations

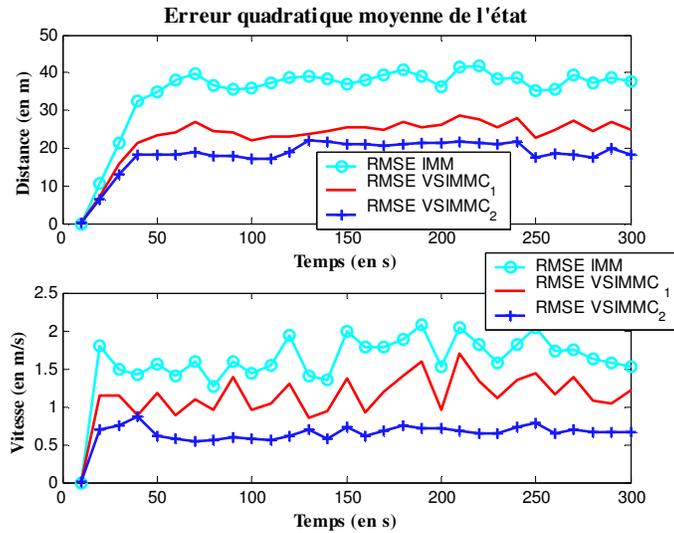


Figure 89 – RMSE du scénario 1.

Erreur quadratique moyenne obtenue sur 100 exécutions de Monte-Carlo.

Tableau 5 – Synthèse des résultats :

Algorithme	ARMSE (en m)	N_Wald
IMM	35.13	0
VSIMMC ₁	23.28	0
VSIMMC ₂	18.25	0
Plots MTI	53.89	Non défini

Pour ce scénario, l'utilisation du VS IMMC₁ améliore les performances de l'algorithme IMM usuel en termes de précision sur l'estimateur (Figure 89). Ce résultat a déjà été démontré dans le chapitre précédent. Par ailleurs, ces résultats prouvent cette fois-ci que l'utilisation débiaisée de la vitesse radiale améliore la précision du VS IMMC₁. En effet, l'algorithme VS IMMC₂, qui utilise la position et la vitesse radiale du plot MTI $z(k)$ par l'intermédiaire de l'AEKF, présente une meilleure précision en position et en vitesse par rapport au VS IMMC₁ qui n'utilise que l'information position du plot MTI $z(k)$ (Figure 89). L'intégration de la vitesse radiale dans le processus de pistage améliore d'au moins 5 mètres la précision sur l'estimateur pour ce scénario (Tableau 5). Bien évidemment, cette amélioration varie en fonction de la distance du capteur à la cible et de l'orientation du segment routier sur lequel se situe la cible.

4.4.3. Scénario 2 : manœuvre de la cible sur le réseau

Ce scénario a pour premier objectif de mesurer l'efficacité de la vitesse radiale sur la rapidité du test séquentiel de Wald au niveau des intersections. Pour cela, les résultats entre le VS IMMC₁ et le VS IMMC₂ qui prend en compte la vitesse radiale seront présentés sur un jet de Monte-Carlo uniquement, puisque sur plusieurs jets de Monte-Carlo le système diverge au niveau des intersections dans le sens où l'erreur en précision augmente. C'est pourquoi, le second objectif consiste à mesurer la robustesse et la précision de l'algorithme VS IMMC₂ lorsque ce dernier utilise le FOM. L'algorithme VS IMMC qui prend en compte la vitesse radiale et le FOM est noté VS IMMC₃.

Dans ce scénario, une cible manœuvre sur un réseau routier (Figure 90). La cinématique de la cible sur le réseau est donnée dans la Figure 91. Le capteur se situe à environ 50 kilomètres de la cible, il est supposé fixe (Figure 92), ses paramètres sont donnés dans la Figure 93. Les paramètres des filtres VSIMMC₁, VSIMMC₂ sont donnés dans la Figure 94 et les paramètres du VSIMMC₃ dans la Figure 95. La précision des estimateurs est déterminée à partir de la racine carrée de l’erreur quadratique moyenne (RMSE) sur 100 exécutions de Monte-Carlo. L’état vrai de la cible au premier instant d’échantillonnage est pris pour l’initialisation du filtre AEKF.

4.4.3.1. Description du scénario

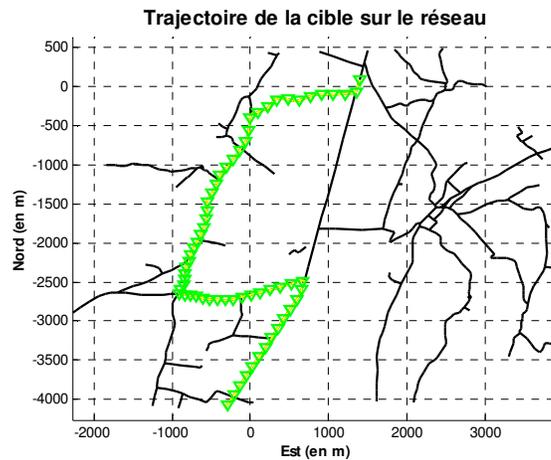


Figure 90 – Position de la cible aux instants d’échantillonnage.

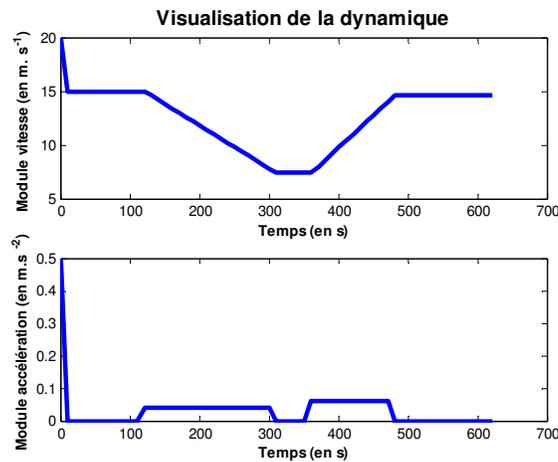
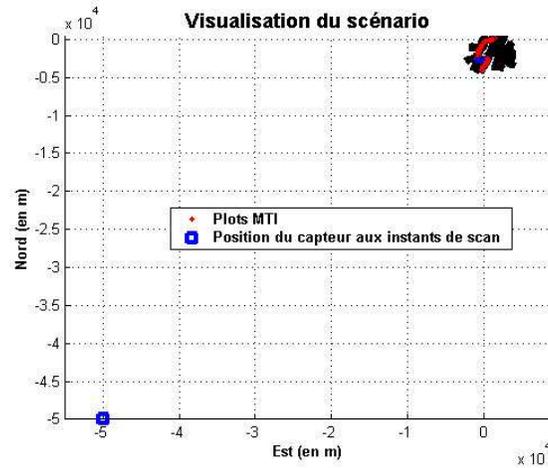


Figure 91 – Dynamique de la cible.



4.4.3.2. Paramètres

Paramètres Capteur(s)

Paramètres du capteur	HORIZON
Bruit en distance (en m)	30
Bruit en azimut (en rad)	0.001
Bruit en gisement (en rad)	0.001
Bruit Doppler (en m/s)	1
Durée de scan (en s)	10

Abandon Validation

Figure 93 – Paramètres du capteur HORIZON.

Paramètres du filtre IMMC à 2 modèles

Paramètres des observations HORIZON

Bruits en distance (en m) : 30
 Bruits en azimut (en rad) : 0.001
 Bruits en gisement (en rad) : 0.001

Incertitude sur les modèles : sigma_d sigma_n

Bruit sur le modèle CV 1 : 0.05 0.05
 Bruit sur le modèle CV 2 : 0.8 0.1

Matrice de transition des modèles :

0.95	0.05
0.05	0.95

Matrice initiale de mixage :

0.9	0.9
0.1	0.1

Vecteur de probabilité initial :

0.9
0.1

Correction du biais

Abandon Validation

Figure 94 – Paramètres du filtre VS IMMC₁ sans prendre en compte la vitesse radiale.

Paramètres du filtre VS IMM sous contraintes à 3 modèles

Paramètres des observations HORIZON

Bruit en distance (en m) : 30
 Bruit en azimut (en rad) : 0.001
 Bruit en gisement (en rad) : 0.001
 Bruit Doppler (en m/s) : 1 Prise en compte du Doppler

Incertitude sur les modèles : sigma_d sigma_n

Bruit sur le modèle CV 1 : 0.1 0.05
 Bruit sur le modèle CV 2 : 1 0.5

Matrice de transition des modèles :

CV 1 :	0.9	0.05	0.05
CV 2 :	0.05	0.9	0.05
Stop :	0.05	0.05	0.9

Matrice initiale de mixage :

CV 1 :	0.9	0.9	0.9
CV 2 :	0.05	0.05	0.05
Stop :	0.05	0.05	0.05

Vecteur de probabilité initial :

CV 1 :	0.9
CV 2 :	0.1
Stop :	0

Abandon Validation

Figure 95 – Paramètres des filtres VS IMMC₂ avec prise en compte de la vitesse radiale et VS IMMC₃ avec prise en compte de la vitesse radiale et avec le facteur d'oubli momentané.

4.4.3.3. Résultats et interprétations

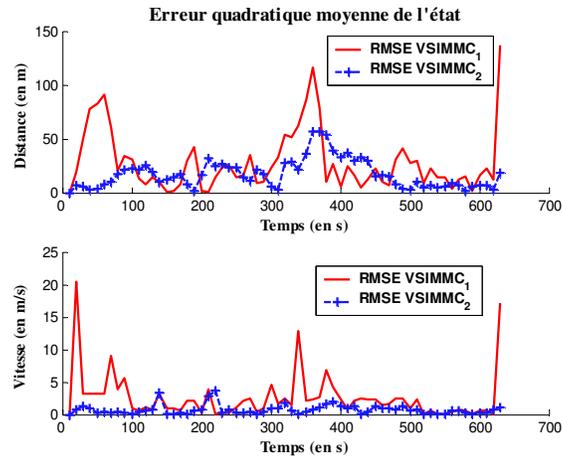


Figure 96 – RMSE sur un jet de Monte-Carlo.

Tableau 6 – Synthèse des résultats sur un jet de Monte-Carlo :

Algorithme	ARMSE (en m)	N_Wald
VSIMMC ₁	28.40	26
VSIMMC ₂	17.08	14
Plots MTI	63.66	Non défini

Sur une exécution de Monte-Carlo, il est possible de constater que la prise en compte débiaisée de la vitesse radiale dans l'algorithme de pistage sous contrainte VS IMMC (courbe bleue de la Figure 96) améliore la précision en position et en vitesse par rapport à l'estimateur sous contrainte issu de l'algorithme VS IMMC₁ qui ne prend pas en compte la vitesse radiale (courbe rouge de la Figure 96). L'erreur moyennée (Tableau 6) est de 28,40 m pour l'algorithme VS IMMC₁ et de 17,08 m pour l'algorithme VS IMMC₂. Une des conséquences directes de cette amélioration de la précision est le nombre de scans nécessaires pour le test séquentiel de Wald qui n'est que de 14 scans pour l'algorithme VS IMMC₂ au lieu de 26 scans pour l'algorithme VS IMMC₁ (Tableau 6). Néanmoins, une seule exécution de Monte-Carlo n'est pas suffisant pour conclure définitivement sur les performances de l'algorithme VS IMMC₂.

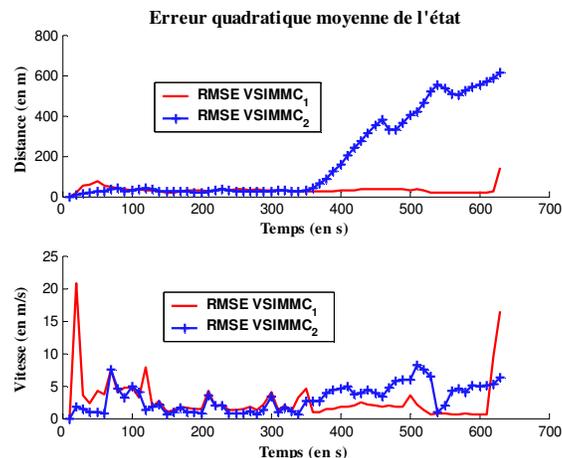


Figure 97 – RMSE sur 100 jets de Monte-Carlo.

Pour 100 jets de Monte-Carlo (Figure 97), l'erreur quadratique de l'algorithme VS IMMC₂, qui prend en compte la vitesse radiale débiaisée, diverge aux alentours de l'instant 351 s. En fait, le problème se situe au niveau d'une intersection appelée intersection ALPHA (Figure 98). En effet, à l'instant d'échantillonnage 35, la position vraie de la cible se trouve sur le tronçon Tr₁ (Figure 99) et à proximité de l'intersection ALPHA. Lors de l'étape de prédiction et en raison de l'incertitude sur les modèles dynamiques, les états prédits des modèles à vitesse constante notés M¹ et M² sont contraints sur des segments routiers appartenant aux tronçons situés après l'intersection (*i.e.* Tr₂, Tr₃ et Tr₄). La configuration de la situation est alors celle présentée dans la partie 4.3.1.

La divergence s'explique alors pour un jeu de données. La vraisemblance associée au tronçon routier sur lequel doit se situer la cible après le passage de l'intersection ALPHA (*i.e.* Tr₄) est quasiment nulle. En effet, pour un modèle sous contrainte Mⁱ, la vitesse radiale mesurée $\dot{\rho}(35)$ est alors opposée à la vitesse radiale prédite $\hat{\rho}^i(35|34)$ (Figure 100). Ainsi la probabilité associée à ce tronçon est nulle et le test séquentiel de Wald ne diffère la décision que pour les tronçons Tr₂ et Tr₃ (Figure 101). L'erreur sur la sélection du tronçon provoque une mauvaise modélisation de la dynamique de la cible qui se traduit par une augmentation de l'erreur quadratique (Figure 97).

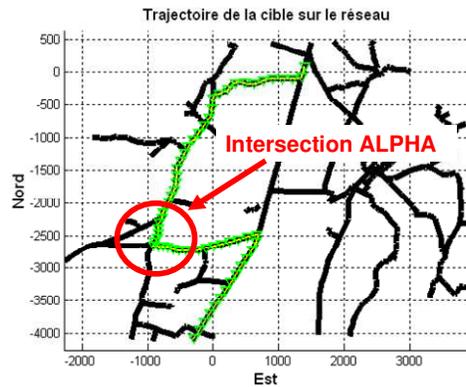


Figure 98 – Visualisation de l'intersection ALPHA.

Les triangles verts représentent la position de la cible aux instants d'échantillonnage.

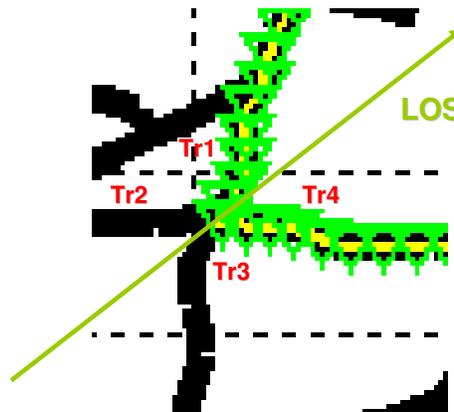


Figure 99 – Zoom sur l'intersection ALPHA et représentation de l'axe de visée du capteur (LOS).

Les triangles verts représentent la position de la cible aux instants d'échantillonnage.

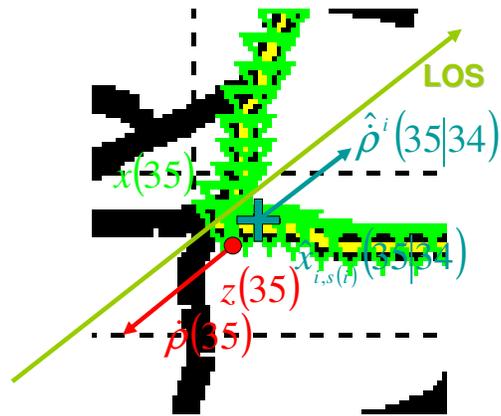


Figure 100 – Visualisations des vitesses radiales mesurées et prédites en fonction du LOS.

Les triangles verts représentent la position de la cible aux instants d'échantillonnage.

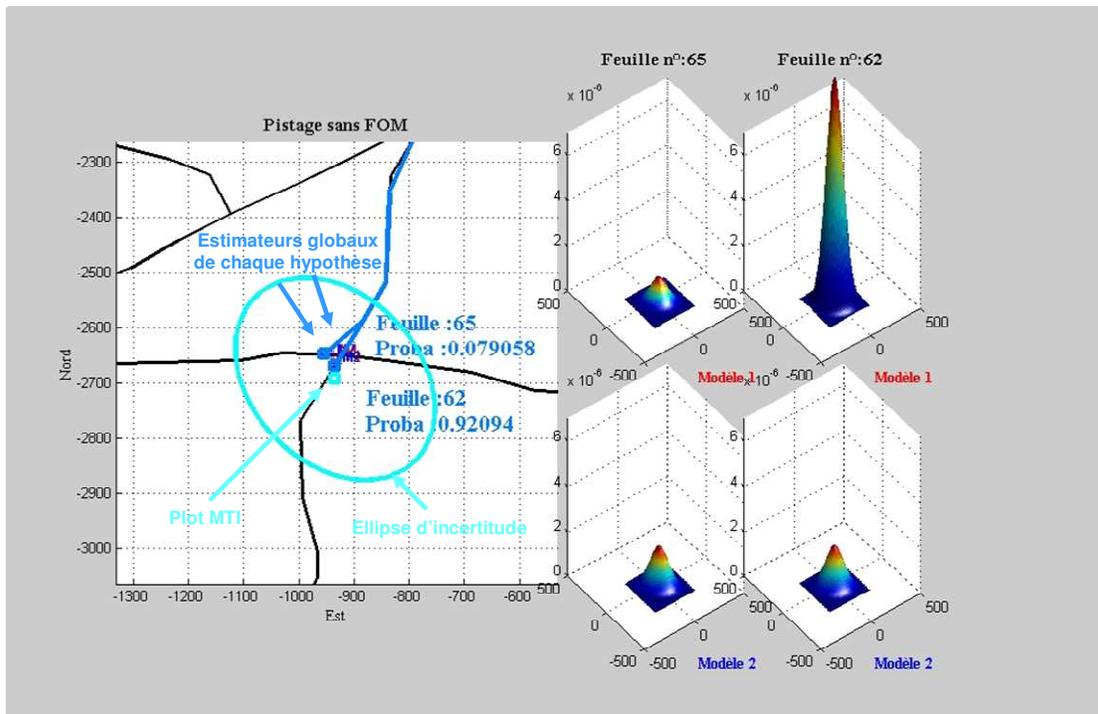


Figure 101 – Visualisation de la vraisemblance du VSIMMC₂ au niveau de l'intersection ALPHA.

Pour chaque hypothèse (notées Feuille 62 et Feuille 65) de chaque tronçon, il existe deux modèles dynamiques M^1 (en rouge) et M^2 (en bleu), donc deux fonctions de vraisemblance pour chacune des hypothèses. La prédiction prématurée de l'état sur les tronçons Tr2, Tr3 et Tr4 conduit à une mauvaise modélisation de la vitesse radiale et la suppression de l'hypothèse associée au tronçon Tr4.

Tableau 7 – Synthèse des résultats sur 100 jets de Monte-Carlo :

Algorithme	ARMSE (en m)	N_Wald
VSIMMC ₁	31.99	28.10
VSIMMC ₂	182.08	Non défini
Plots MTI	75.16	Non défini

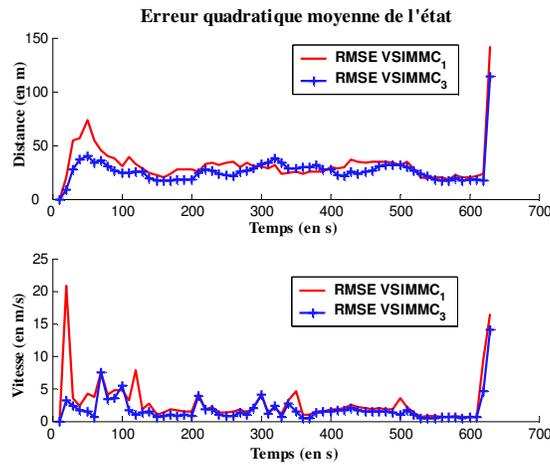


Figure 102 – RMSE sur 100 jets de Monte-Carlo.

L'utilisation du facteur d'oubli momentané (FOM), par l'intermédiaire de l'algorithme VSIMMC₃, permet de pallier la divergence du filtre et contribue à améliorer les performances de l'estimateur (Figure 102 et Tableau 8). La précision de l'estimateur issu du VSIMMC₃ (courbe bleue) est meilleure que celle du VSIMMC₁ (courbe rouge). Par ailleurs l'ARMSE et le nombre N_Wald de scans nécessaires pour satisfaire le test séquentiel de Wald du VSIMMC₃ (Tableau 8) sont plus faibles que ceux du VSIMMC₂ (Tableau 6). Ainsi, l'utilisation du FOM diminue les performances liées à l'utilisation directe de la vitesse radiale débiaisée mais reste au moins aussi bonne que celle du VSIMMC₁ et assure en plus la continuité du pistage. Le FOM réalise donc un compromis entre précision et continuité de la piste.

Tableau 8 – Synthèse des résultats sur 100 jets de Monte-Carlo :

Algorithme	ARMSE (en m)	N_Wald
VSIMMC ₁	32.14	27.91
VSIMMC ₃	26.39	20.16
Plots MTI	75.16	Non défini

En reprenant le même jeu de données que celui utilisé Figure 101, la vraisemblance des deux modèles dynamiques M¹ et M² sous contrainte associé au tronçon Tr₄ est faible mais suffisamment élevée pour que l'hypothèse associée au tronçon soit conservée (Figure 103).

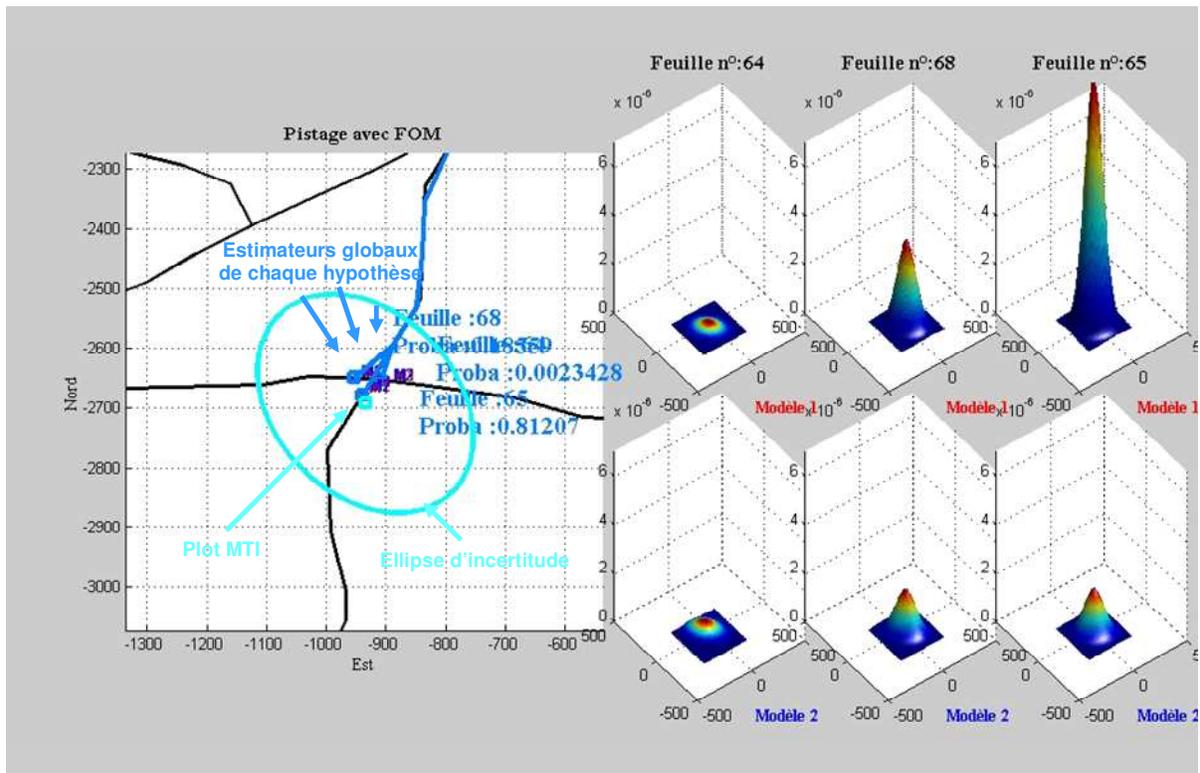


Figure 103 – Visualisation de la vraisemblance du VSIMMC₃ au niveau de l'intersection ALPHA.

Pour chaque hypothèse (notées Feuille 64, Feuille 65 et Feuille 68) de chaque tronçon, il existe deux modèles dynamiques M^1 et M^2 sous contraintes, donc deux fonctions de vraisemblance pour chacune des hypothèses. L'introduction du FOM diminue la contribution de la vitesse sur la vraisemblance et assure le maintien de l'hypothèse associée au tronçon Tr4 au niveau de l'intersection ALPHA.

4.5. Conclusion

Dans ce chapitre la prise en compte de la vitesse radiale dans le processus de pistage sous contrainte a été étudiée. Or, la modélisation de la vitesse radiale engendre une corrélation avec le sous-espace position qui dégrade la stabilité du VS IMMC (Variable Structure Interacting Multiple Model under Constraint). Plusieurs techniques de décorrélation ont été présentées et seul l'AEKF (Alternative Extended Kalman Filter) proposé par Bizup *et al.* [Bizup2002] a été retenu puisque cet algorithme garantit la stabilité du filtre tout en conservant une complexité raisonnable.

Néanmoins, cet algorithme n'assure pas à lui seul la continuité du pistage lorsque le réseau routier est perçu comme une contrainte. La forte dépendance de la vraisemblance des modèles dynamiques sur la vitesse radiale peut nuire au pistage lorsque le modèle dynamique est contraint à un segment proche mais de direction différente à celui sur lequel évolue la cible. C'est pourquoi nous avons introduit un Facteur d'Oubli Momentané (FOM) qui augmente l'incertitude sur la vitesse radiale mesurée permettant à la vraisemblance des modèles de dépendre plus des composantes positions que de la composante vitesse radiale lorsque l'erreur statistique sur la vitesse radiale est importante.

Les résultats obtenus montrent que l'utilisation de l'AEKF et du FOM dans le VSIMMC améliore la précision de l'estimateur en position et vitesse et augmente la rapidité du test séquentiel de Wald au niveau des intersections. Cependant, les résultats ont été obtenus sur scénarii pour lesquels la cible évolue toujours sur le réseau. Dans le chapitre suivant, la problématique liée à l'entrée et sortie de route des cibles est abordée.

Chapitre 5.

Détection des entrées et des sorties de route pour le pistage d'objets d'intérêt

5.1. Introduction

La plupart des techniques de trajectographie MTI (Moving Target Indicator) avec prise en compte du réseau routier, ont été développées pour améliorer la continuité du pistage et assurer une meilleure compréhension de la scène. L'ensemble des études qui ont été menées ne prenaient pas en compte les éventuelles sorties de route des cibles. Désormais, nous effectuons un changement d'hypothèse en supposant que les cibles terrestres peuvent quitter le réseau routier. Les motivations justifiant cette étude sont liées aux exigences opérationnelles : une route n'est pas toujours référencée dans la base Système d'Information Géographique (*i.e.* nouvelle route ou route trop petite pour être géo-référencée), ou tout simplement la cible peut quitter volontairement le réseau routier. C'est typiquement le cas lorsque le système piste des objets d'intérêts (véhicules tout terrain) qui manœuvrent pour occuper une position stratégique (sommet d'une colline, forêt, *etc.*). Afin de traiter le problème d'entrée et de sortie de route, il est nécessaire de disposer de critères pour rattacher une piste à un réseau si l'objet pisté évolue sur le réseau routier et lever la contrainte sur une piste si l'objet pisté quitte le réseau.

Après avoir parcouru les différentes approches gérant les entrées et sorties de route des cibles et exposé les différents problèmes liés à ces méthodes, une technique est présentée pour contraindre les cibles terrestres au réseau routier. Partant d'un algorithme usuel de trajectographie, l'IMM SB-MHT (Interacting Multiple Model in a Structerd Branching Muktiplé Hypoytheses Tracker, *i.e.* les cibles ne sont pas contraintes au réseau routier), il est proposé de rattacher une piste non contrainte au réseau afin d'utiliser le filtre VS IMMC SB-MHT (Variable Structure Interacting Multiple Model under Constraint in a Structerd Branching Muktiplé Hypoytheses Tracker) présenté dans les chapitres précédents.

Par ailleurs, les objets d'intérêts peuvent quitter le réseau routier. C'est pourquoi, une solution est proposée et étudiée afin de désactiver la contrainte sur les pistes et utiliser les techniques usuelles de trajectographie lorsque les cibles n'évoluent plus sur le réseau.

Les performances liées à l'activation et/ou désactivation de la contrainte sont testées sur un scénario multi-cible.

5.2. Techniques existantes

Pour pister des cibles terrestres sur et hors du réseau routier il est nécessaire de disposer respectivement d'un ensemble de modèles dynamiques contraints au réseau, noté \mathcal{M}_{on} , et d'un ensemble de modèles dynamiques non contraints, noté \mathcal{M}_{off} , afin de préserver la continuité du pistage. Le problème soulevé dans ce chapitre est de savoir quand choisir un sous-ensemble de modèles d'un autre.

Dans la littérature, il est possible de dégager un axe principal de recherche qui traite de la problématique entrée et sortie de route d'une cible terrestre. La solution présentée consiste à intégrer dans la structure d'un IMM des modèles non contraints toujours actifs.

L'approche de Noe [Noe2000] consiste à prendre en compte un ensemble de modèles dynamiques non contraints au réseau routier et d'intégrer dans la structure de l'IMM des modèles sous contraintes au même instant. Lorsqu'une mesure est fournie par le capteur, l'auteur utilise la distance statistique de Mahalanobis entre la position de la mesure et le milieu des segments routiers. En utilisant un test du Chi deux, les segments trop éloignés statistiquement sont rejetés. Les segments validés permettent de générer un modèle dynamique associé à ces derniers. L'auteur intègre dans la structure de l'IMM les nouveaux modèles sous contraintes venant d'être générés. Il crée ainsi un "Super VS-IMM" où l'estimateur est la combinaison linéaire entre l'estimateur global contraint au réseau avec l'estimateur global non contraint. L'inconvénient majeur de cette méthode est le nombre important de modèles dynamiques sous contraintes qui peut varier suivant la densité du réseau routier, la géométrie du réseau routier mais aussi en fonction de la distance de la cible au capteur. Le "Super VS-IMM" est relativement bien adapté lorsque la cible évolue sur un tronçon routier rectiligne mais diverge parfois au niveau des intersections.

L'approche de Shea [Shea2000] consiste aussi à considérer un IMM constitué d'un sous-ensemble de modèles dynamiques non contraints au réseau routier et un sous-ensemble de modèles dynamiques contraints au réseau routier. Cependant il considère le mélange gaussien avec tous les sous-ensembles de modèles (*i.e.* les sous-ensembles contraints et non contraints). L'activation et la désactivation des modèles dynamiques sous contraintes s'effectuent par un simple test de probabilité sur la somme des probabilités des modèles de chaque sous-ensemble. Cette technique présente l'avantage de conserver par défaut le sous-ensemble de modèles dynamiques non contraints. Cependant le problème est que le maintien de l'ensemble de modèles dynamiques sans contrainte dégrade les performances de l'estimateur en raison du nombre important de modèles à conserver entraînant une surparamétrisation.

Afin de diminuer le nombre de modèles, nous supposons que la cible évolue sur le réseau et qu'il est "possible" que cette dernière quitte le réseau routier. L'approche est donc différente des approches de Noe et Shea. Ainsi, il n'y a pas en permanence dans la structure du VS IMM un sous-ensemble de modèles dynamiques par défaut, ce qui permet d'éviter une surparamétrisation du problème. De plus les objets d'intérêts sont supposés quitter le réseau routier sous les conditions suivantes :

- la possibilité physique de quitter le segment routier s (*i.e.* $Off(s)=1$)
- la vitesse prédite doit être inférieure à la vitesse maximale, notée V_{Max} , autorisée pour quitter la route.

Dans les parties suivantes une approche permettant d'activer et désactiver les sous-ensembles de modèles avec et sans contrainte est présentée.

5.3. Rattachement d'une piste au réseau routier et activation des modèles sous contraintes

Dans cette partie, le rattachement d'une piste qui évolue en dehors du réseau routier à une route est étudié.

La genèse d'une piste $T^{k_0,l}$ au temps t_{k_0} (cf. 1.9) engendre par défaut l'activation de $r+1$ modèles dynamique sans contrainte (r modèles dynamiques et le modèle STOP). Pour le pistage GMTI, seulement 3 modèles sont considérés (i.e. $r=2$) : un modèle vitesse constante à bruit faible pour pister les cibles qui évoluent à vitesse constante, un modèle vitesse constante à bruit fort pour pallier la manœuvre des cibles et un modèle STOP.

Le filtre IMM (cf. 1.6) est composé à l'instant t_{k_0} d'un sous-ensemble de $r+1$ modèles $M^j(k_0)$ ($\forall j \in \{0, \dots, r\}$). Cet ensemble de modèles non contraint est noté \mathfrak{M}_{off} .

A chaque instant k ($\forall k > k_0$), l'état global estimé (i.e. après mise à jour) $\hat{x}^l(k|k)$ et la covariance associée $P^l(k|k)$ sont utilisés pour effectuer un fenêtrage statistique afin de sélectionner un ensemble $\tilde{\psi}_{Tr_i}(k)$ de \tilde{m} segments routiers potentiellement candidats pour la projection. Ce fenêtrage statistique est basé sur la distance de Mahalanobis entre la position de l'état estimé et les extrémités de chaque segment routier (cf. 1.8.1).

5.3.1. Réduction du nombre de segments potentiellement candidats

Après avoir sélectionné les segments sur lesquels la cible peut potentiellement évoluer, le nombre de segments \tilde{m} peut être encore relativement important en raison de la densité du réseau routier. Si nécessaire, pour diminuer le nombre \tilde{m} , une approche consiste à sélectionner pour chaque tronçon routier potentiellement candidat le segment routier le plus probable.

Par définition des tronçons routiers, il existe une unique partition $\mathcal{S} = \{Tr_1, \dots, Tr_m\}$ de l'ensemble $\tilde{\psi}_{Tr_i}(k)$ puisque chaque segment routier est rattaché à un seul tronçon routier. Sur chaque tronçon routier (ensemble de segments) un test de maximum de probabilité (213) est utilisé afin de déterminer le segment routier le plus probable (cf. 3.3.2).

$$(\forall Tr_j \in \mathcal{S})(\exists ! s_{\max} \in Tr_j) s_{\max} = \arg \min_{s \in Tr_j} \left(\left\| \hat{x}^l(k|k) - \hat{x}_s^l(k|k) \right\|_{P^l(k|k)}^2 \right) \quad (213)$$

L'intérêt majeur de cette stratégie est de diminuer le nombre \tilde{m} de segments potentiels sur lesquels la cible peut évoluer. Il vient que le nouvel ensemble de segments routiers est noté $\psi_{Tr_i}(k)$ est tel que $\psi_{Tr_i}(k) \subset \tilde{\psi}_{Tr_i}(k)$.

5.3.2. Probabilité de rattacher une piste à un segment routier

Pour chaque segment routier s_i appartenant à l'ensemble $\psi_{Tr_i}(k)$, le rattachement de la piste $T^{k,l}$ au réseau est quantifié. L'approche originale d'El Najjar *et al.* [El Najjar2003a] permet de mesurer d'une part la proximité en position entre l'état et le segment mais aussi la colinéarité entre la direction estimée de la cible avec la direction du segment routier s_i . Pour exprimer conjointement ces deux critères, le formalisme de Zadeh [Zadeh1968] est utilisé pour exprimer la notion de probabilité d'un événement flou. La probabilité d'un événement flou D sachant le contexte mesurée Z^k est donnée par :

$$P\{D|Z^k\} = \int \dots \int \beta_1(z_1) \wedge \dots \wedge \beta_m(z_m) \cdot p(z_1, \dots, z_m | Z^k) \cdot dz_1 \dots dz_m \quad (214)$$

où $\beta_j (\forall j \in \{1, \dots, m\})$ est la fonction d'appartenance du critère j comme le présente Nimier dans son article [Nimier1997].

En reprenant la définition de l'événement flou $\{e_{s_i}(k) | Z^k, \theta^{k,l}\}$: "pour une séquence particulière $Z^{k,l}$ de mesures, l'état estimé $\hat{x}^l(k|k)$ appartient au segment s_i ", l'expression de la fusion des deux critères définis précédemment est donnée par :

$$P\{e_{s_i}(k_0+1) | \theta^{k_0+1,l}, Z^{k_0+1}\} = \iint \beta_{loc}(\chi(x, s_i)) \wedge \beta_{head}(\phi(x, s_i)) \cdot p(\chi, \phi | \theta^{k_0+1,l}, Z^{k_0+1}) \cdot d\chi \cdot d\phi \quad (215)$$

où l'opérateur \wedge représente l'opérateur de conjonction des sous ensembles flous. Généralement l'opérateur "min" est utilisé pour considérer une approche optimiste. Les fonctions d'appartenance β_{loc} et β_{head} représentent respectivement :

- l'appartenance au segment s_i de la position de l'état estimé qui se mesure à partir de la distance de Mahalanobis $\chi(x, s_i)$ entre la position de l'état (x,y), la position pseudo projetée de l'état (x_{s_i}, y_{s_i}) sur le segment routier s_i et la matrice de covariance en position P_{loc} . Sous les hypothèses de Kalman, l'état est un vecteur de variables aléatoires gaussiennes ce qui implique que la variable $\chi(x, s_i)$ suit une loi du Chi2 à deux degrés de liberté. La fonction d'appartenance est construite (Figure 104) de manière à ce que plus la distance $\chi(x, s_i)$ est faible plus l'appartenance au segment est probable et plus la distance $\chi(x, s_i)$ est grande moins l'appartenance au segment est probable.

$$\chi(x, s_i) = \left\| \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_{s_i} \\ y_{s_i} \end{bmatrix} \right\|_{P_{loc}}^2 \quad (216)$$

Les variables ζ_1 et ζ_2 sont les seuils représentant les quantiles associés à divers niveaux de probabilités obtenus à partir d'une distribution du Chi2 à deux degrés de liberté.

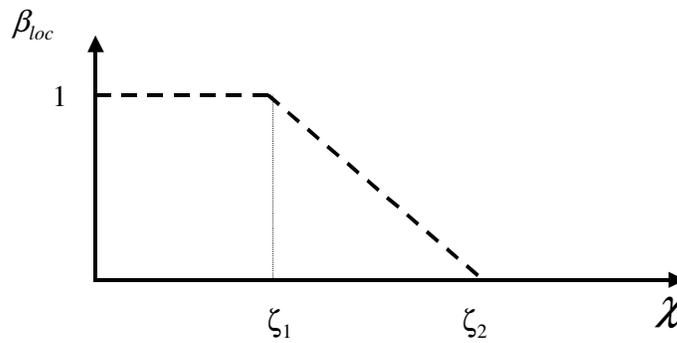


Figure 104 – fonction d'appartenance en position.

- l'appartenance au segment s_i de la vitesse de l'état x qui se mesure à partir de l'angle $\phi(x, s_i)$ réalisé entre le vecteur vitesse $[\dot{x} \ \dot{y}]^T$ de l'état et la direction ϑ_{s_i} du segment routier s_i . Cet angle est défini par:

$$\phi(x, s_i) \equiv \vartheta_{s_i} - \tan\left(\frac{\dot{y}}{\dot{x}}\right) [\pi] \quad (217)$$

où ϑ_{s_i} représente la direction du segment s_i et le symbole \equiv représente la congruence et le symbole $[\cdot]$ le modulo. La fonction d'appartenance est construite (Figure 105) de manière à ce que, si les directions entre le vecteur vitesse et le vecteur directeur du segment s_i sont colinéaires alors la probabilité d'appartenir au segment est forte et nulle dans le cas opposé.

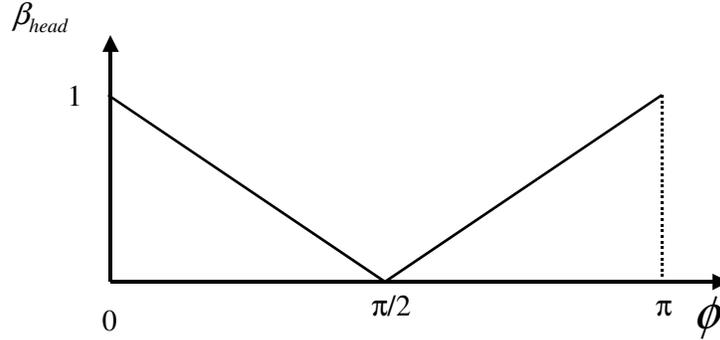


Figure 105 – Fonction d'appartenance en vitesse.

Pour diminuer la complexité, la densité de probabilité $p(\chi, \phi | Z^{k_0+1}, \theta^{k_0+1,l})$ est identifiée à un Dirac telle que :

$$p(\chi, \phi | Z^k, \theta^{k,l}) = \delta(\chi(x, s_i) - \chi(\hat{x}^l(k|k), s_i)) \cdot \delta(\phi(x, s_i) - \phi(\hat{x}^l(k|k), s_i)) \quad (218)$$

Il vient que la probabilité (215) de rattacher la piste à un segment routier s_i est donnée par l'expression suivante :

$$P\{e_i(k) | \theta^{k,l}, Z^l\} = \min(\beta_{loc}(\chi(\hat{x}^l(k|k), s_i)), \beta_{head}(\phi(\hat{x}^l(k|k), s_i))) \quad (219)$$

avec $P\{e_{s_i}(k) | \theta^{k,l}, Z^l\} + P\{\bar{e}_{s_i}(k) | \theta^{k,l}, Z^l\} = 1$ où $\bar{e}_{s_i}(k)$ est l'événement complémentaire à $e_{s_i}(k)$.

5.3.3. Activation des modèles dynamiques sous contraintes

Si la probabilité (219) que l'état associé à la piste $T^{k,l}$ soit rattachée au segment s est supérieure à un seuil η_1 fixé, les $r+1$ modèles dynamiques $\{M_s^0, M_s^1, \dots, M_s^r\}$ sont activés. Dans le cas contraire, le rattachement de la piste au segment s et l'activation des modèles dynamiques sous contraintes ne sont pas effectuées. Il est rappelé que l'activation d'un sous-ensemble de modèles contraints à des segments d'un même tronçon n'entraîne pas nécessairement la suppression des autres sous-ensembles contraints à des tronçons différents. L'ensemble \mathcal{M}_{On} définit bien la réunion de tous les ensembles dynamiques sous contraintes.

Le rattachement de la piste au segment engendre la projection optimisée des états estimés locaux sur le segment routier s . Une approche optimale serait de projeter chaque estimateur local sur les segments routiers proches statistiquement. Cette technique reste cependant trop coûteuse en terme de complexité de calcul.

5.4. Activation et désactivation des modèles dynamiques

Après l'activation de l'ensemble \mathcal{M}_{on} de modèles dynamiques sous contraintes (cf. 5.2), il s'agit maintenant d'évaluer les éventuelles sorties de route des cibles afin d'activer ou de désactiver l'ensemble \mathcal{M}_{off} ou l'ensemble \mathcal{M}_{on} . Partant de l'*a priori* que la cible évolue sur le réseau routier, la probabilité que cette dernière quitte le réseau est calculée. Si cette mesure est faite après mise à jour du filtre de Kalman, la modélisation sous contraintes va fortement privilégier l'appartenance de la cible au réseau. De plus, la mise à jour sous contraintes n'a aucun sens si la cible quitte réellement le réseau puisqu'elle n'est plus soumise à la contrainte liée au réseau routier. C'est pourquoi l'évaluation de la sortie de route est faite avant la mise à jour de l'état dans l'espace des mesures.

5.4.1. Probabilité qu'une cible c reste sur le réseau routier

L'objectif est donc de mesurer, dans l'espace des mesures, la distance statistique entre une mesure $z(k)$ et la mesure prédite associée à l'état prédit $\hat{x}_{n,s}^i(k|k-1)$ de la piste $T^{k,i}$ associé au modèle M_n^s , contraint au segment s . Si cette distance est faible, l'appartenance au réseau routier ne fait aucun doute. En revanche si cette distance est importante, la sortie de route par la cible doit être envisagée.

Le premier problème est que dans un contexte multi-cible, plusieurs mesures sont rattachées à la même piste $T^{k,i}$ (il peut exister en effet plusieurs scénarii d'association au temps courant t_k). L'évaluation pour chaque piste de "la sortie de route" peut entraîner, dans un cas pessimiste, l'activation de l'ensemble de modèles "sans contrainte" et la génération d'un nouveau scénario augmentant irréversiblement le nombre de scénarii d'association. Un second problème lié à l'utilisation du réseau routier est la duplication des scénarii d'associations (ou pistes) engendrés par les intersections puisque dans un contexte multi-cible, les scénarii d'association sont dupliqués en fonction du nombre de tronçons présents dans l'intersection, comme le proposent Edlund *et al.* dans [Edlund2004]. Ainsi, une mesure peut être éloignée statistiquement d'un tronçon routier tout en restant proche d'un autre tronçon (Figure 106). L'activation de l'ensemble de modèles sans contrainte devient alors abusive. Par conséquent, afin de pallier les problèmes liés à la génération excessive des hypothèses "sortie de route", nous proposons d'évaluer globalement la sortie de route de la cible c .

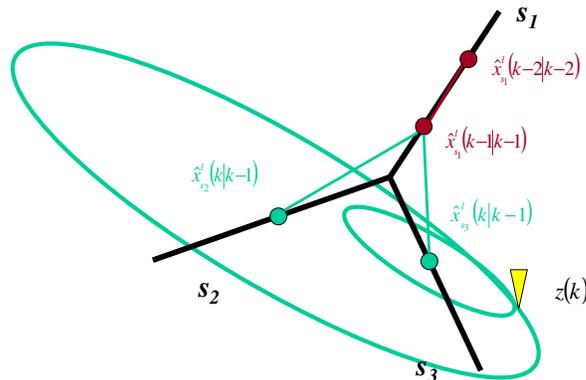


Figure 106 – Distances statistiques représentées par les ellipsoïdes d'incertitude entre deux états prédits et la mesure $z(k)$.

Il est équivalent de considérer que l'événement : la cible c appartient au réseau routier, avec l'événement $\{c \in \mathcal{O}_{O_n}\}$: la dynamique de la cible c est contrainte au réseau. Au temps courant k , il existe un ensemble \mathcal{F}_c de N pistes sous contraintes rattachées à la cible c . Pour chaque piste $T^{k,l}$ ($\forall T^{k,l} \in \mathcal{F}_c$) la mesure associée $z_{j_l}(k)$ à l'instant k est considérée. La probabilité que la cible pistée appartient au réseau est équivalente à la probabilité que la mesure $z_{j_l}(k)$ appartient à un voisinage V centré sur la prédiction de la mesure sous contrainte. Soit $A^{k,l}$ l'événement "la mesure au temps courant t_k appartient à un voisinage V centré sur la mesure prédite sous contrainte". La probabilité que la dynamique de la cible c appartient à \mathcal{O}_{O_n} est équivalente à la probabilité qu'au moins l'une des mesures associées à chaque scénario d'association $\theta^{k,l}$ appartient à un voisinage V . Il vient :

$$P\{c \in \mathcal{O}_{O_n} | Z^k\} = P\left\{\bigcup_{T^l \in \mathcal{F}_c} A^{k,l} \cap \theta^{k,l} | Z^k\right\} \quad (220)$$

La formule de Poincaré donne :

$$P\left\{\bigcup_{T^l \in \mathcal{F}_c} A^{k,l} \cap \theta^{k,l} | Z^k\right\} = \sum_{l=1}^N P\{A^{k,l} \cap \theta^{k,l} | Z^k\} + \dots + \sum_{1 \leq l_1 < \dots < l_p \leq N} (-1)^{p-1} \cdot P\{A^{k,l_1} \cap \theta^{k,l_1} \cap \dots \cap A^{k,l_p} \cap \theta^{k,l_p} | Z^k\} \\ + (-1)^{N-1} \cdot P\{A^{k,1} \cap \theta^{k,1} \cap \dots \cap A^{k,N} \cap \theta^{k,N} | Z^k\} \quad (221)$$

Les événements $(A^{k,m} \cap \theta^{k,m}) (\forall m \in \{1, \dots, N\})$ sont indépendants, ce qui entraîne :

$$P\left\{\bigcup_{T^l \in \mathcal{F}_c} A^{k,l} \cap \theta^{k,l} | Z^k\right\} = \sum_{l=1}^N P\{A^{k,l} \cap \theta^{k,l} | Z^k\} + \dots + \sum_{1 \leq l_1 < \dots < l_p \leq N} (-1)^{p-1} \cdot P\{A^{k,l_1} \cap \theta^{k,l_1} | Z^k\} \cdot \dots \cdot P\{A^{k,l_p} \cap \theta^{k,l_p} | Z^k\} \\ + (-1)^{N-1} \cdot P\{A^{k,1} \cap \theta^{k,1} | Z^k\} \cdot \dots \cdot P\{A^{k,N} \cap \theta^{k,N} | Z^k\} \quad (222)$$

Il reste à évaluer le terme générique $P\{A^{k,l} \cap \theta^{k,l} | Z^k\}$ ($\forall l \in \{1, \dots, N\}$) représentant la probabilité sur l'événement conjoint "la mesure $z_{j_l}(k)$ appartient au voisinage V " et "la piste est associée à une séquence particulière de mesures dont la dernière mesure est $z_{j_l}(k)$ ". D'après la règle de Bayes la relation devient :

$$P\{A^{k,l} \cap \theta^{k,l} | Z^k\} = P\{A^{k,l} | Z^k, \theta^{k,l}\} \cdot P\{\theta^{k,l} | Z^k\} \quad (223)$$

où la probabilité $P\{\theta^{k,l} | Z^k\}$ sur la réalisation du scénario est directement donnée par l'algorithme SB-MHT. La probabilité $P\{A^{k,l} | Z^k, \theta^{k,l}\}$ est évaluée dans la partie suivante.

5.4.2. Probabilité que la mesure appartienne à un voisinage V

En utilisant la règle des causes totales, les $r+1$ modèles dynamiques contraints de chaque piste sont introduits. La probabilité qu'une mesure associée à une piste au temps courant appartienne au réseau routier est telle que :

($\forall l \in \{1, \dots, N\}$),

$$P\{A^{k,l} | Z^{k-1}, \theta^{k,l}\} = \sum_{n=1}^r P\{A^{k,l}, M_s^n(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,l}\} \quad (224)$$

soit

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}),$$

$$P\{A^{k,l} | Z^{k-1}, \theta^{k,l}\} = \sum_{n=1}^r P\{A^{k,l} | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}\} \cdot P\{M_s^n(k) | Z^{k-1}\} \quad (225)$$

Le premier terme de la somme est la probabilité que la mesure $z_{j_l}(k)$ appartienne à un voisinage V centré sur la mesure prédite associée à l'état prédit $\hat{x}_{n,s}^l(k|k-1)$ (i.e. état de la piste T^l ($\forall T^l \in \mathcal{K}_e$) associé au modèle n ($\forall n \in \{0, \dots, r\}$) et contraint au segment routier s). Le second terme de l'équation représente la probabilité *a priori* sur le modèle dynamique M_s^n ($\forall n \in \{0, \dots, r\}$).

Par ailleurs, il est possible de connaître les segments routiers sur lesquels la sortie de route est possible. Cette connaissance est obtenue à partir de la base SIG définie dans la partie 1.4.2. Pour chaque segment routier s est associé un indicateur binaire de sortie de route $Off(s)$. Par définition si la sortie de route est impossible la mesure est supposée appartenir nécessairement au voisinage V . Soit B l'événement "La sortie de route est possible" (i.e. $Off(s) = 1$). En utilisant la règle des causes totales, l'événement B et son complémentaire \bar{B} sont introduits dans :

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}),$$

$$P\{A^{k,l} | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}\} = P\{A^{k,l}, B | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}\} + P\{A^{k,l}, \bar{B} | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}\} \quad (226)$$

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}),$$

$$\begin{aligned} P\{A | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}\} &= P\{A | Z^k, M_s^n(k), B, \theta^{k,l}\} \cdot P\{B | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}\} \\ &+ P\{A | Z^k, M_s^n(k), \bar{B}, \theta^{k,l}\} \cdot P\{\bar{B} | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}\} \end{aligned} \quad (227)$$

soit,

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}),$$

$$P\{A^{k,l} | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}\} = P\{A^{k,l} | Z^k, M_s^n(k), B, \theta^{k,l}\} \cdot Off(s) + (1 - Off(s)) \quad (228)$$

Pour que la cible puisse quitter le réseau routier il est supposé que sa vitesse soit inférieure à la vitesse V_Max nécessaire pour sortir du réseau. Soient C l'événement "La vitesse de la cible est inférieure à V_Max " et \bar{C} sont complémentaires. Lorsque la cible ne peut quitter le réseau en raison de sa vitesse, la mesure est supposée appartenir au voisinage V . En utilisant la règle des causes totales il vient :

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}),$$

$$\begin{aligned} P\{A | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}\} &= (P\{A^{k,l}, C | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}, B\} + P\{A^{k,l}, \bar{C} | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}, B\}) \\ &\cdot Off(s) + (1 - Off(s)) \end{aligned} \quad (229)$$

soit,

$$(\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}),$$

$$\begin{aligned}
 P\{A|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}\} &= \left[P\{A|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B, C\} \cdot P\{C|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B\} \right. \\
 &\quad \left. + P\{A|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B, \bar{C}\} \cdot P\{\bar{C}|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B\} \right] \\
 &\quad \times Off(s) + (1 - Off(s))
 \end{aligned} \tag{230}$$

Les probabilités $P\{C|Z^{k-1}, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B\}$ et $P\{\bar{C}|Z^{k-1}, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B\}$ représentent respectivement la probabilité que la vitesse de l'état prédit $\hat{x}'_{n,s}(k|k-1)$ soit inférieure V_Max et la probabilité que la vitesse de l'état prédit $\hat{x}'_{n,s}(k|k-1)$ soit supérieure à V_Max . Soit $h(\hat{x}'_{n,s}(k|k-1))$ le module de la vitesse associée à l'état $\hat{x}'_{n,s}(k|k-1)$ tel que :

$$\begin{aligned}
 (\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}), \\
 h(\hat{x}'_{n,s}(k|k-1)) = \sqrt{\hat{x}'_{n,s}(k|k-1)^2 + \hat{y}'_{n,s}(k|k-1)^2}
 \end{aligned} \tag{231}$$

Les composantes de la vitesse prédite sont indépendantes et suivent une loi gaussienne par définition. Ainsi la variable aléatoire h suit une loi de Rayleigh. Il est donc possible de déterminer explicitement la relation (230). Cependant les bonnes performances sur les composantes vitesses de la technique de projection optimisée permettent de supposer que les probabilités $P\{C|Z^{k-1}, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B\}$ et $P\{\bar{C}|Z^{k-1}, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B\}$ sont entièrement déterminées par la fonction indicatrice notée Π . La relation (230) devient :

$$\begin{aligned}
 (\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}), \\
 P\{A^{k,j}|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}\} &= \left[P\{A^{k,j}|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B, C\} \cdot \Pi_{[0, V_MAX]}(h(\hat{x}'_{s,n}(k|k-1))) \right. \\
 &\quad \left. + \Pi_{[V_MAX, +\infty]}(h(\hat{x}'_{s,n}(k|k-1))) \right] \\
 &\quad \times Off(s) + (1 - Off(s))
 \end{aligned} \tag{232}$$

Finalement la probabilité associée à l'événement $A^{k,j}$ "la mesure appartient à un voisinage V de l'état prédit sous contrainte " conditionnée par toutes les règles de sorties de route est équivalente à la probabilité que la variable aléatoire ε_v associée à la distance statistique entre l'état prédit et une mesure $z(k)$ soit supérieure à la réalisation mesurée $\lambda(k)$. La probabilité $P\{A^{k,j}|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B, C\}$ est égale à :

$$\begin{aligned}
 (\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}), \\
 P\{A^{k,j}|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B, C\} &= P\{z(k) \in V|Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,j}, B, C\} \\
 &= P\{\lambda(k) < \varepsilon_v\}
 \end{aligned} \tag{233}$$

où ε_v est une variable aléatoire qui suit une loi du Chi2, à 2 ou 3 degrés de libertés suivant la dimension du vecteur d'observation $z(k)$, représentant la distance statistique entre la mesure prédite et la mesure originale de la cible telle que :

$$\varepsilon_v(k) = \left\| z(k) - H(k) \cdot \hat{x}'_{s,n}(k|k-1) \right\|_{S^2(k)}^2 \tag{234}$$

Le paramètre $\lambda(k)$ représente la distance de Mahalanobis entre l'état prédit et la mesure $z_{j_l}(k)$ telle que :

$$\lambda_n(k) = \left\| z_{j_l}(k) - H(k) \cdot \hat{x}'_{s,n}(k|k-1) \right\|_{s'(k)}^2 \quad (235)$$

Conditionnellement aux évènements $Z^k, M_{s(n)}^n(k), \theta^{k,l}, B, C$ la probabilité (233) est telle que :

$$\begin{aligned} (\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}), \\ P\{A^{k,l} | Z^k, M_s^n(k), \theta^{k,l}, B, C\} &= P\{\lambda(k) < \varepsilon_v\} \\ &= 1 - P\{\varepsilon_v \leq \lambda(k)\} \\ &= 1 - \int_0^{\lambda(k)} p(\varepsilon_v) \cdot d\varepsilon_v \end{aligned} \quad (236)$$

La probabilité (236) est désormais notée $\beta_n(\lambda(k))$. Le calcul de l'intégrale peut s'effectuer à partir une méthode d'intégration de Runge-Kutta ou de Simpson ou bien directement obtenue via la fonction `1-chi2cdf` de Matlab.

La probabilité (232) est telle que :

$$\begin{aligned} (\forall l \in \{1, \dots, N\}), (\forall n \in \{0, \dots, r\}), \\ P\{A^{k,l} | Z^k, \theta^{k,l}\} = \sum_{n=1}^r \left[\text{Off}(s) \cdot \left(\Pi_{[0, V_{MAX}]} \left(h(\hat{x}'_{n,s}(k|k-1)) \right) \cdot \beta_n(\lambda(k)) + \Pi_{[V_{MAX}, +\infty]} \left(h(\hat{x}'_{n,s}(k|k-1)) \right) \right) \right. \\ \left. + (1 - \text{Off}(s)) \right] \times P\{M_s^n(k) | Z^k\} \end{aligned} \quad (237)$$

En intégrant la relation (237) obtenue pour chaque piste dans de la formule de Poincaré (222), la probabilité globale qu'une cible c appartienne au réseau est obtenue (*i.e.* $P\{c \in \mathcal{N}_{on} | Z^k\}$).

5.4.3. Rupture de modèles : Activation ou désactivation d'un sous-ensemble

Afin de décider si la cible quitte ou non le réseau routier, nous proposons de tester la probabilité $P\{c \in \mathcal{N}_{on} | Z^k\}$ que le modèle dynamique de la cible c appartienne à l'ensemble des modèles sous contraintes \mathcal{N}_{on} . Si le test n'est pas concluant, l'ensemble des modèles dynamiques sous contraintes ne sera plus adapté et nous parlerons alors de rupture de modèles.

Dans la partie 5.3.2, une approche basée sur la théorie de Zadeh [Zadeh1968] a été proposée pour activer un ou plusieurs sous-ensembles de modèles sous contraintes. La réunion de tous ces sous-ensembles est notée \mathcal{N}_{on} . Partant de cet ensemble de modèles sous contraintes, la "rupture" de modèles dynamiques est mesurée à partir de la probabilité (220) afin de vérifier s'il existe au moins un modèle adapté à la dynamique de la cible. Dans le doute ou dans le cas contraire, soit l'ensemble \mathcal{N}_{off} de modèles dynamiques sans contrainte est maintenu, soit activé si il n'existe pas déjà dans la structure de l'IMM. Il convient donc de prendre une décision pour conserver au moins un des deux ensembles \mathcal{N}_{on} (*i.e.* la cible est sur la route) ou \mathcal{N}_{off} (*i.e.* la cible quitte le réseau routier). Un test de ratio des probabilités est utilisé pour tester la "rupture" des modèles \mathcal{N}_{on} et choisir l'un des deux ensembles ou conserver les deux. Les événements $\{c \in \mathcal{N}_{on}\}$ et $\{c \notin \mathcal{N}_{on}\}$ caractérisent respectivement l'appartenance ou non de la cible au réseau routier.

La formulation mathématique du test est la suivante :

$$\begin{aligned}
 & \text{si } \frac{P\{c \in \mathcal{N}_{on} | Z^k\}}{P\{c \notin \mathcal{N}_{on} | Z^k\}} > \eta_1 \text{ Conserver } \mathcal{N}_{on} \text{ et Supprimer } \mathcal{N}_{off} \\
 & \text{si } \frac{P\{c \in \mathcal{N}_{on} | Z^k\}}{P\{c \notin \mathcal{N}_{on} | Z^k\}} < \eta_2 \text{ Conserver ou activer } \mathcal{N}_{off} \text{ et Supprimer } \mathcal{N}_{on} \\
 & \text{sinon maintenir } \mathcal{N}_{on} \text{ et Conserver ou activer } \mathcal{N}_{off}
 \end{aligned} \tag{238}$$

Lorsque l'ensemble \mathcal{N}_{off} est supprimé, toutes les pistes associées à la cible c non contraintes au réseau sont supprimées ainsi que l'ensemble des modèles dynamiques sans contrainte.

Lorsque l'ensemble \mathcal{N}_{on} est supprimé, toutes les pistes associées à la cible c contraintes au réseau sont supprimées ainsi que l'ensemble des modèles dynamiques sous contraintes.

Lorsque l'ensemble \mathcal{N}_{off} est conservé, toutes les pistes non contraintes associées à la cible c sont maintenues et mises à jour. Dans l'éventualité où l'ensemble \mathcal{N}_{off} n'existe pas, de nouvelles pistes non contraintes sont réinitialisées pour chaque mesure $z_{j_k}(k)$ ($\forall l \in \{1, \dots, N\}$) tout en conservant l'historique de chaque piste $T^{k,l}$.

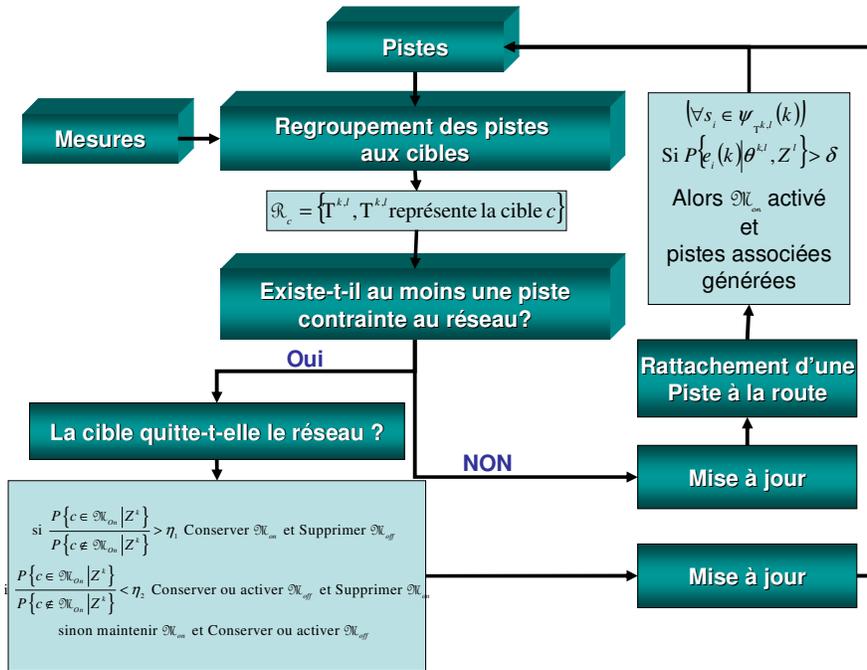


Figure 107 – Organigramme de l'activation et désactivation des ensembles \mathcal{N}_{on} et \mathcal{N}_{off} .

5.5. Simulation et résultats

Les performances liées à l'algorithme de détection d'entrée et de sortie de route d'une cible sont mesurées dans cette partie. Tout d'abord les mesures de performances nécessaires pour évaluer la pertinence de l'algorithme sont présentées. Puis, dans un deuxième temps le scénario et les paramètres du capteur et des filtres sont présentés. Afin d'évaluer la pertinence de l'approche proposée, nous comparerons les résultats du VS IMMC avec ceux de l'IMM usuel. Les résultats obtenus sont interprétés pour dégager les caractéristiques de l'algorithme VS IMMC concernant les entrées et sorties de route.

5.5.1. Mesures de performances

Afin de mesurer les performances entre les différents filtres, la racine de l'erreur quadratique moyenne (*RMSE* : Root Mean Square Error) de l'état, l'erreur quadratique moyenne moyennée sur un run (*ARMSE* : Average Root Mean Square Error) et la longueur moyenne des pistes rattachées à une vraie cible sont considérées. Les performances sont mesurées sur 100 exécutions de Monte-Carlo. Les mesures de performances sont alors définies au temps t_k par la racine de l'erreur quadratique moyenne en position :

$$RMSE_{pos}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} (x(k) - \hat{x}(k|k)_n)^2 + (y(k) - \hat{y}(k|k)_n)^2} \quad (239)$$

où x et y sont les positions simulées de la cible, et $\hat{x}(k|k)_n$, $\hat{y}(k|k)_n$ les positions estimées dans le plan local (O, X, Y) de la $n^{ième}$ réalisation de Monte-Carlo. De même, l'erreur quadratique en vitesse est définie par la relation suivant :

$$RMSE_{vit}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} (\dot{x}(k) - \hat{\dot{x}}(k|k)_n)^2 + (\dot{y}(k) - \hat{\dot{y}}(k|k)_n)^2} \quad (240)$$

où x et y sont les composantes de la vitesse simulée de la cible, et $\hat{\dot{x}}(k|k)_n$, $\hat{\dot{y}}(k|k)_n$ les composantes de la vitesse estimée dans le plan local (O, X, Y) de la $n^{ième}$ réalisation.

L'ARMSE est calculée uniquement pour les composantes positions :

$$ARMSE_{pos} = \sum_{k=0}^{T_{Fin}} RMSE_{pos}(k) \quad (241)$$

où T_{Fin} est la date de fin du scénario.

Le ratio de la durée de vie entre une piste et une cible i qui correspond à la cible la plus représentative de la piste (*i.e.* la cible qui a le plus grand nombre de ses mesures associées à la piste), est obtenu en divisant la longueur ℓ_i de la trajectoire vraie d'une cible i par la longueur moyenne L_i des pistes qui lui sont associées. Cette MOP (Measure Of Performance) est représentée par un histogramme qui montre le nombre de couples (pistes/cibles) en fonction du ratio de leur longueur (la somme des échantillons doit correspondre au nombre total de cibles). Ainsi, une cible divisée en plusieurs pistes de longueur relativement égale donnera des résultats médiocres, même si la cible est globalement bien suivie, car plusieurs portions de pistes constituent la trajectoire de la cible. Le résultat final pour chaque instant d'évaluation est obtenu en calculant la moyenne des différentes exécutions de Monte Carlo.

$$RLP_i = \sum_{n=1}^{100} \frac{\ell_i(n)}{L_i(n)} \quad (242)$$

5.5.2. Description du scénario

Pour ce scénario, deux cibles sont considérées et évoluent en convoi sur le réseau. Elles partent du même point, changent de comportement cinématique en décélérant afin de quitter le réseau.

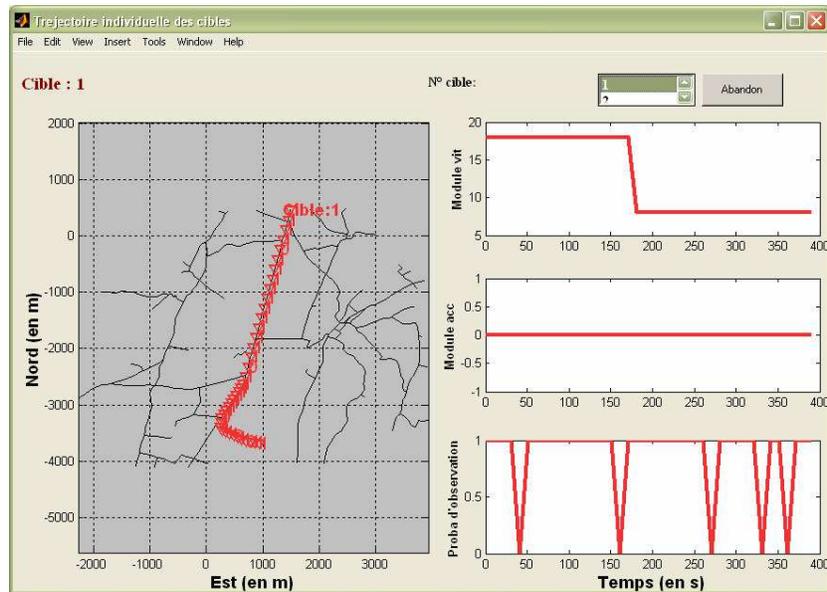


Figure 108 – Caractéristiques cinématiques de la cible 1.

Sur la figure gauche, les positions de la cible sont représentées pour différents instants d'échantillonnage. Le nom de la cible indique la position de départ du mobile. Vers le point (300, -3300) la cible quitte le réseau. La courbe en haut à gauche représente le module de la vitesse. La cible décélère sur le réseau afin de quitter ce dernier. La courbe du milieu représente le module d'accélération (ce dernier est constant ce qui indique que la modification de la vitesse a été faite manuellement). La courbe en bas à droite indique pour un jet de Monte-Carlo, les instants pour lesquels la cible peut ne pas être observée.

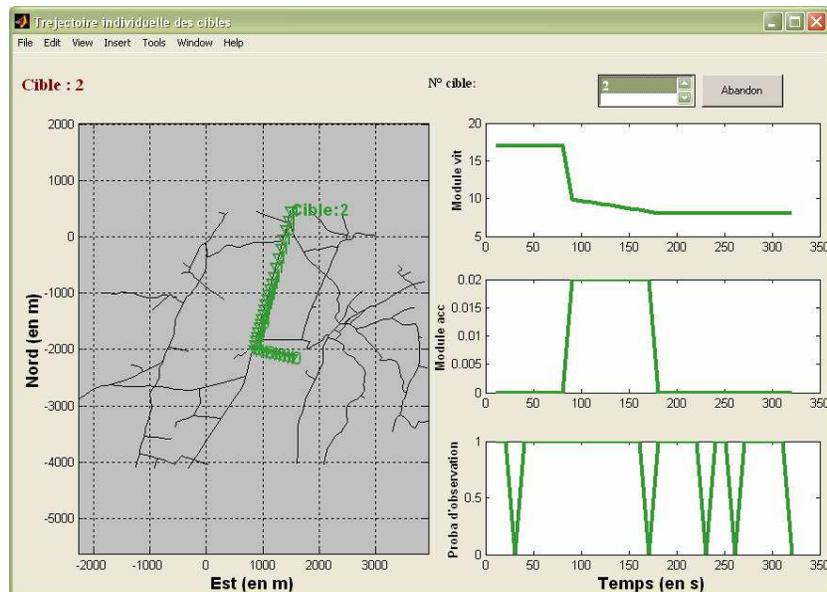


Figure 109 – Caractéristiques cinématiques de la cible 2.

Sur la figure gauche, les positions de la cible sont représentées pour différents instants d'échantillonnage. Le nom de la cible indique la position de départ du mobile. Vers le point (900, -2000) la cible quitte le réseau. La courbe en haut à gauche représente le module de la vitesse. La cible décélère sur le réseau afin de quitter ce dernier. La courbe du milieu représente le module d'accélération. Cette fois-ci le module accélération n'est pas constant ce qui indique que la vitesse est modifiée continuellement. La courbe en bas à droite indique pour un jet de Monte-Carlo, les instants pour lesquels la cible peut ne pas être observée.

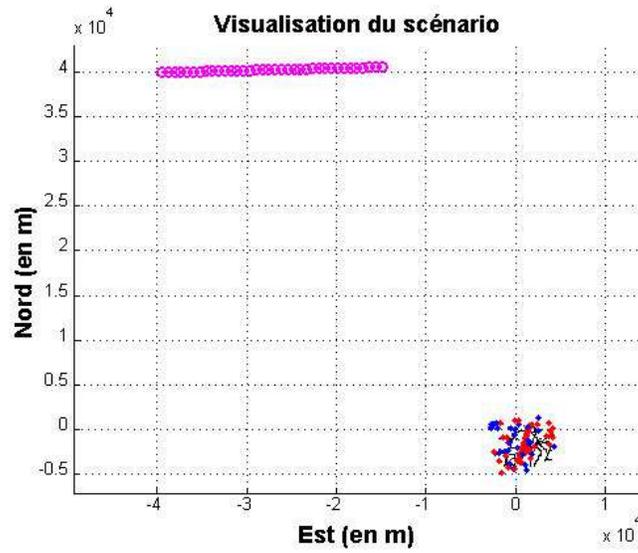


Figure 110 – Trajectoire du capteur GMTI (rond en mauve) et visualisation des plots MTI (points bleus et rouges en fonction du signe de la vitesse radiale).

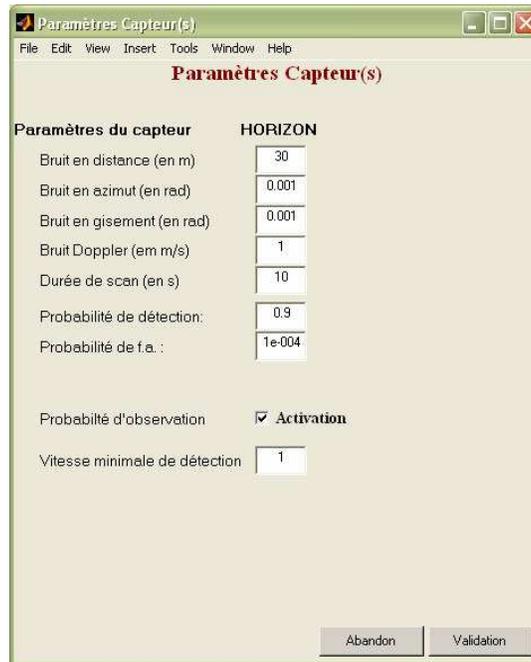


Figure 111 – Paramètres du capteur HORIZON.

Paramètres du filtre IMM

Paramètres du Filtre IMM à 3 modèles

Paramètres observations		HORIZON		
Bruits en distance (en m)	<input type="text" value="30"/>			
Bruits en azimut (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			
Bruits en gisement (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			
Incertitude sur les modèles :		sigma		
Bruit sur le modèle CV 1	<input type="text" value="0.05"/>			
Bruit sur le modèle CV 2	<input type="text" value="0.8"/>			
Matrice de transition des modèles :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
CV 2 :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
Stop :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.9"/>	
Matrice initiale de mixage :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>	
CV 2 :	<input type="text" value="0.1"/>	<input type="text" value="0.1"/>	<input type="text" value="0.1"/>	
Stop :	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0"/>	
Vecteur de probabilité initial :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>			
CV 2 :	<input type="text" value="0.1"/>			
Stop :	<input type="text" value="0"/>			

Probabilité de détection:	<input type="text" value="0.9"/>	
Densité de fausses alarmes:	<input type="text" value="2.3284e-009"/>	Pfa =6e-006
Densité de nouvelles cibles:	<input type="text" value="2.3284e-007"/>	Pnt =0.0006
Seuil de confirmation de piste:	<input type="text" value="1e-007"/>	
Seuil de suppression de piste:	<input type="text" value="0.1"/>	
Seuil de suppression des hypothèses:	<input type="text" value="0.1"/>	
Nombre de branches à conserver:	<input type="text" value="2"/>	
Seuil proba. global d'une piste:	<input type="text" value="0.1"/>	
Nombre de scans avant le pruning:	<input type="text" value="2"/>	
Probabilité de fenêtrage:	<input type="text" value="0.99"/>	

Figure 112 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.

Paramètres du filtre VS IMMC

Paramètres du Filtre VS IMM sous contraintes à 3 modèles

Paramètres observations		HORIZON		
Bruits en distance (en m)	<input type="text" value="30"/>			
Bruits en azimut (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			
Bruits en gisement (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			
Bruit Doppler (en m/s)	<input type="text" value="1"/>	<input checked="" type="checkbox"/> Prise en compte Doppler		
Incertitude sur les modèles :		sigma_d	sigma_n	
Bruit sur le modèle CV 1	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>		
Bruit sur le modèle CV 2	<input type="text" value="0.8"/>	<input type="text" value="0.05"/>		
Matrice de transition des modèles :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
CV 2 :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
Stop :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.9"/>	
Matrice initiale de mixage :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>	
CV 2 :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
Stop :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
Vecteur de probabilité initial :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>			
CV 2 :	<input type="text" value="0.1"/>			
Stop :	<input type="text" value="0"/>			

Probabilité de détection:	<input type="text" value="0.9"/>	
Densité de fausses alarmes:	<input type="text" value="2.3284e-009"/>	Pfa =6e-006
Densité de nouvelles cibles:	<input type="text" value="2.3284e-007"/>	Pnt =0.0006
Seuil de confirmation de piste:	<input type="text" value="1e-007"/>	
Seuil de suppression de piste:	<input type="text" value="0.1"/>	
Seuil de suppression des hypothèses:	<input type="text" value="0.1"/>	
Nombre de branches à conserver:	<input type="text" value="4"/>	
Seuil proba. global d'une piste:	<input type="text" value="0.1"/>	
Nombre de scans avant le pruning:	<input type="text" value="2"/>	
Probabilité de fenêtrage:	<input type="text" value="0.99"/>	

Activation de la probabilité de perception

Durée de vie des sentinelles (en s) :

Prise en compte du Off Road
 Vitesse max. de sortie :

Figure 113 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.

5.5.3. Résultats et interprétation

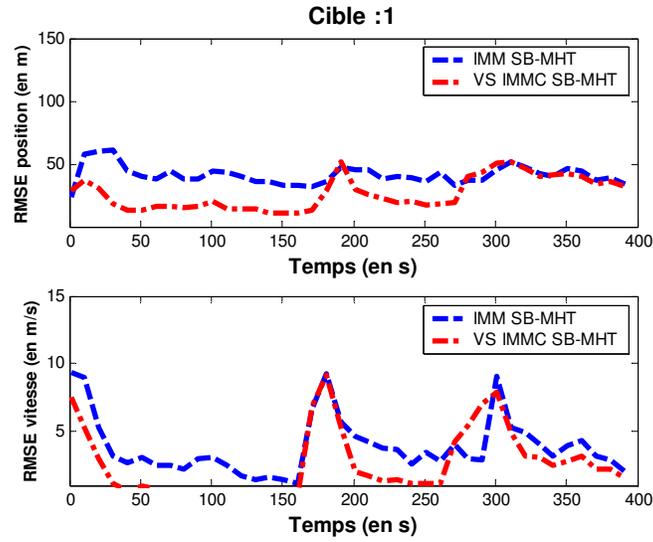


Figure 114 – RMSE de la cible 1 en position et vitesse.

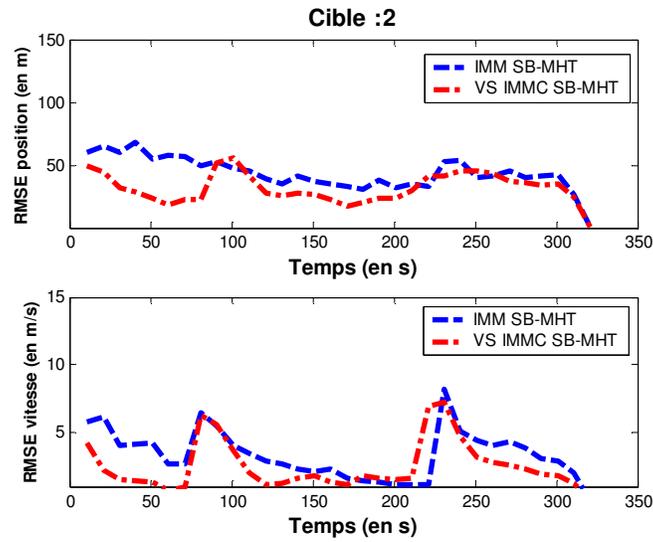


Figure 115 – RMSE de la cible 2 en position et vitesse.

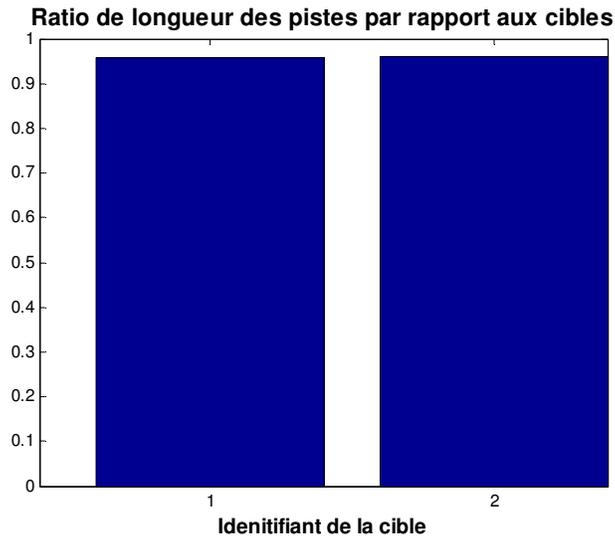


Figure 116 – Ratio des longueurs des pistes obtenues avec l'IMM MHT par rapport aux cibles.

Les numéros en abscisse représentent l'identifiant de la cible. Ces ratios moyens sont obtenus en moyennant le ratio entre la longueur vraie de la cible aux instants d'échantillonnage par la longueur des pistes qui sont associées à la cible.

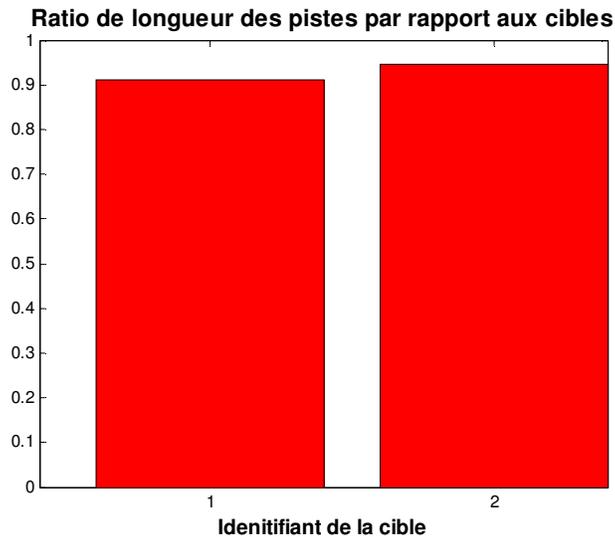


Figure 117 – Ratio des longueurs des pistes obtenues avec le VS IMMC SB- MHT par rapport aux cibles.

Les numéros en absciss représentent l'identifiant de la cible. Ces ratios moyens sont obtenus en moyennant le ratio entre la longueur vraie de la cible aux instants d'échantillonnage par la longueur des pistes qui sont associées à la cible.

Tableau 9 – Synthèse des résultats :

	Vérité terrain	IMM SB-MHT	VS IMMC SB-MHT
Nombre moyen de pistes	2	2.02	2.11
Cible 1 :			
RMSE (en m)		41.87	27.41
Nombre moyen d'états sur la route :	27	Néant	26.66
Nombre moyen d'états en dehors de la route :	13	38.04	12.84
Cible 2 :			
RMSE (en m)		46.20	34.58
Nombre moyen d'états sur la route :	22	Néant	20.78
Nombre moyen d'états en dehors de la route :	10	32.1	9.26

Ce tableau représente le nombre moyen de pistes issues de chaque algorithme obtenu pour l'ensemble des jets de Monte-Carlo, l'erreur en position pour chaque cible et chaque filtre, ainsi que le nombre d'états constituant une piste contraints et non contraints au réseau.

L'objectif de ce scénario est de mesurer d'une part le nombre de scans nécessaires pour rattacher une piste au réseau et d'autre part de mesurer l'efficacité du test (238) permettant de détecter la sortie de route des véhicules.

L'erreur quadratique moyenne de la cible 1 (Figure 114) montre, pendant la phase où le véhicule évolue sur la route (*i.e.* entre les instants $t = 1s$ à $t = 261s$), que la précision du VS IMMC est globalement meilleure que celle obtenue avec l'IMM SB-MHT et même pendant la phase d'initialisation, ce qui tend à prouver que la piste associée à la cible 1 est rapidement rattachée à la route (entre 1 à 3 scans). Entre les instants $t = 161s$ à $t = 201s$, l'erreur associée au VS IMMC augmente brutalement en raison de la décélération brutale de la cible 1 (Figure 108). Lorsque la cible quitte le réseau routier à l'instant $t = 261s$, les performances du VS IMMC SB-MHT convergent vers celles de l'IMM SB-MHT puisque la sortie de route de la cible 1 est globalement bien détectée, désactivant ainsi tous les modèles sous contraintes \mathcal{M}_{on} pour activer l'ensemble de modèles sans contrainte \mathcal{M}_{off} . En effet, la détection de la sortie de route est quantifiée par le nombre moyen d'états estimés sur la route et en dehors de la route qui est approximativement équivalent au nombre réel d'états sur la route et en dehors de la route (Tableau 9).

L'erreur quadratique moyenne de la cible 2 (Figure 115) permet de constater que la précision du VS IMMC est meilleure que celle de l'IMM mise à part à l'instant $t = 211s$, qui correspond au moment où la cible quitte le réseau. Entre les instants $t = 81s$ à $t = 101s$, la précision du VS IMMC se dégrade en raison de la décélération brutale de la cible 2 (Figure 109). Par ailleurs, la sortie de route est moins bien détectée avec la cible 2 puisque l'écart entre le nombre moyen d'états estimés sur la route et le nombre d'états réellement sur la route est plus important que celui obtenu avec la cible 1 (Tableau 9). En effet, la cible 2 quitte le réseau routier au niveau d'une intersection tout en longeant un tronçon, ce qui semble perturber la pertinence du test (238). Cependant, le nombre moyen de pistes obtenues avec le VS IMMC SB-MHT est 2.11 ce qui équivaut à une erreur de détection des sorties de routes de 5,5 %.

Par ailleurs, le ratio des longueurs des pistes issues de l'IMM SB-MHT par rapport aux cibles (Figure 116) est meilleur que celui obtenu avec le VS IMMC SB-MHT (Figure 117). Ce résultat, prouve qu'en termes de continuité, lorsque les cibles quittent le réseau routier l'algorithme IMM SB-MHT présente de meilleures performances. Puisqu'aucun de ces modèles n'est contraint au réseau, la sortie de route est tout simplement perçue par l'algorithme comme une manœuvre de la cible. Cependant, la continuité de l'IMM SB-MHT est sérieusement compromise dans un contexte

plus dense en cibles. De plus, l'utilisation d'un outil permettant de détecter les sorties de route des cibles permet de catégoriser des cibles d'intérêts opérationnel et d'alerter l'opérateur.

Par conséquent, la probabilité (219) calculée pour rattacher une piste au réseau est relativement bien adaptée au contexte GMTI puisqu'il suffit de quelques scans pour rattacher piste à un tronçon dans un environnement dense en tronçons routiers. De plus, la technique étudiée pour détecter les sorties de route des cibles semble relativement efficace dès lors où la vitesse estimée de la cible est suffisamment fiable pour savoir si la cible peut quitter le réseau (*i.e.* la vitesse de la cible est inférieure à la vitesse maximale V_{Max} nécessaire pour quitter le réseau), et si la cible ne suit pas un tronçon routier au moment où elle quitte le réseau.

5.6. Conclusion

Dans cette partie, les éventuelles sorties de route des véhicules ont été abordées. Contrairement aux approches "traditionnelles", l'ensemble de modèles sans contrainte \mathcal{M}_{off} peut être désactivé permettant ainsi de s'affranchir de l'augmentation des scénarii d'association qui peut nuire à la qualité du pistage. En effet, les modèles sans contrainte engendrent des fenêtres de validation volumineuses et non directives par rapport au réseau routier validant ainsi un nombre important et indésirable de mesures. Après avoir regroupé les pistes rattachées à une même cible et mise à jour l'état des pistes, la probabilité (219), permet de mesurer conjointement la proximité statistique et la colinéarité du vecteur vitesse entre l'état et un segment routier afin d'activer l'ensemble des modèles dynamiques sous contraintes. Le test séquentiel de Wald RSS-SPRT (156) gère automatiquement le cas où plusieurs sous-ensembles sous contraintes sont associés à plusieurs tronçons routiers (cas des intersections). Lorsque l'ensemble \mathcal{M}_{on} existe, nous avons proposé une approche pour mesurer l'appartenance de la dynamique de la cible à cet ensemble, à partir de la distance statistique entre les mesures validées et les mesures prédites sous contraintes. Si le test (238) vérifie que la cible appartient à \mathcal{M}_{on} , alors il existe au moins un sous-ensemble de modèles dynamiques sous contraintes valide. En revanche si la cible n'appartient pas à \mathcal{M}_{on} , la cible n'appartient à aucun sous-ensembles modèles dynamiques sous contraintes et la cible est supposée évoluer en dehors du réseau routier, l'ensembles de modèles sans contrainte \mathcal{M}_{off} est activé et les pistes sont réinitialisées à partir des mesures validées. Dans le doute les deux hypothèses sont conservées. La Figure 107 représente la synoptique du test.

Chapitre 6.

Modélisation et intégration des masques de terrain dans le processus de pistage

6.1. Introduction

Contrairement aux cibles aériennes, le pistage de cibles terrestres est souvent discontinu en raison de la non-détection des cibles liée, entre autre, aux masques de terrains. Or, à partir des modèles numériques de terrain (MNT) et des modèles numériques d'élévation (MNE), il devient possible, en temps réel, de déterminer les zones masquées par le terrain. Ces zones sont alors perçues comme une information *a priori* indispensable pour assurer la continuité du pistage. Par ailleurs, suivant la géométrie du réseau et la position du capteur, la vitesse radiale de la cible peut devenir inférieure à la vitesse minimale de détection (*i.e.* MDV). Sous l'hypothèse que les cibles évoluent sur le réseau routier, la connaissance de la topologie du réseau routier permet de mieux prédire la vitesse radiale de la cible terrestre et de conclure sur la détection ou perception de la cible par le capteur GMTI (Ground Moving Target Indicator).

Dans ce chapitre, l'information négative (*i.e.* absence d'information) résulte au moins de l'un des trois facteurs suivant qui sont : la cible est à l'arrêt, la cible est masquée par le terrain ou la cible à une vitesse radiale inférieure à la MDV. Une étude est donc réalisée sur la prise en compte de l'information négative pour le pistage de cibles terrestres. Dans une première partie, les différents types de masques sont identifiés et présentés. Puis la modélisation de l'information *a priori* suivant le type de masque est détaillée dans une deuxième partie. Enfin, dans une troisième partie, une approche est proposée pour assurer la continuité du pistage dans un contexte multi-cible en présence de masques de terrains.

6.2. Définitions des différents types de masques

Le développement des techniques de pistage sous contraintes, présentées dans le Chapitre 3, suppose implicitement que la cible reste "perceptible" (*i.e.* toujours détectable par le capteur) à chaque instant d'échantillonnage. Mise à part la probabilité de détection, notée P_D , qui est propre au capteur, il existe toujours une mesure issue de la cible réelle dans la zone d'observation ou emprise du capteur. Cette hypothèse est bien évidemment irréaliste dans le cadre de surveillance de cibles terrestres.

Tout d'abord, lorsque la cible est à l'arrêt, le capteur ne peut détecter la position de la cible puisque la fréquence Doppler associée est nulle. C'est pourquoi un modèle "STOP" M_0 a été proposé. Lorsque la cible n'est plus détectée, l'hypothèse faite alors est que la cible est à l'arrêt. La non détection liée à l'arrêt de la cible est noté Ma_0 .

Par ailleurs, l'élévation du terrain et/ou la végétation peuvent aussi, suivant la position du capteur, créer des zones aveugles dans lesquelles la cible ne peut être détectée tout en évoluant sur le réseau routier. Il ne peut alors exister de plots GMTI générés par le mouvement de la cible. L'information sur ce type de masque, noté Ma_1 , est d'autant plus bénéfique qu'elle permet de comprendre pourquoi la cible n'est pas détectée et l'utilisation du modèle "STOP" noté M_0 .

De plus suivant la position, la géométrie du réseau routier et la position du capteur GMTI, la perception de la cible peut être nulle lorsque la vitesse radiale de détection (*i.e.* la vitesse de l'objet détecté projetée sur l'axe de visée du capteur) devient inférieure à la vitesse minimale de détection (MDV). Connaissant la géométrie du réseau routier, il devient possible de prédire les zones routières, ou les masques Ma_2 , pour lesquels la cible est imperceptible par le capteur en raison de la vitesse radiale trop faible pour être détectée.

Par conséquent, les trois types de masques Ma_0 , Ma_1 et Ma_2 constituent une base exhaustive de l'information négative.

6.2.1. Masque lié à l'arrêt de la cible (Ma_0)

Le modèle "STOP" est modélisé dans [Bar-Shalom2000] de telle manière que la matrice de transition F de l'état, définie dans la partie 1.5.4, associée au modèle "STOP" est définie au temps courant t_k par :

$$F(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (243)$$

Le bruit sur le modèle dynamique, quant à lui, est soit égal à 0, soit uniformément distribué dans toutes les directions du plan local (O, X, Y) .

En raison de la longue période d'échantillonnage des capteurs (entre 10 à 30 secondes avec HORIZON), l'incertitude sur la date de l'acquisition du plot MTI implique une erreur de localisation qui s'ajoute à l'erreur de localisation liée à l'imprécision du capteur. Lorsque la cible n'est plus détectée à l'instant de scan t_0 , il est impossible de déterminer, avec le système HORIZON, la date précise à laquelle la cible s'est arrêtée depuis le dernier scan daté à t_{-1} . L'incertitude temporelle est alors comprise entre 10 et 30 secondes suivant le mode radar utilisé. C'est pourquoi, avant d'activer directement le modèle STOP lorsque la cible n'est plus détectée, Coraluppi *et al.* proposent dans [Coraluppi2000] d'utiliser un état hybride qui est la combinaison entre un état issu du modèle STOP et un état issu d'un modèle à vitesse constante dès que la cible n'est plus détectée. Cette technique permet de minimiser l'erreur en position afin de réaliser un compromis entre la conservation de l'état de la cible, si cette dernière s'est arrêtée en début de scan (*i.e.* à 0 seconde depuis le début de scan)

et la conservation de l'état de la cible, si cette dernière s'est arrêtée en fin de scan (*i.e.* à 10 ou 30 secondes depuis le début de scan). La Figure 118 illustre ce problème.

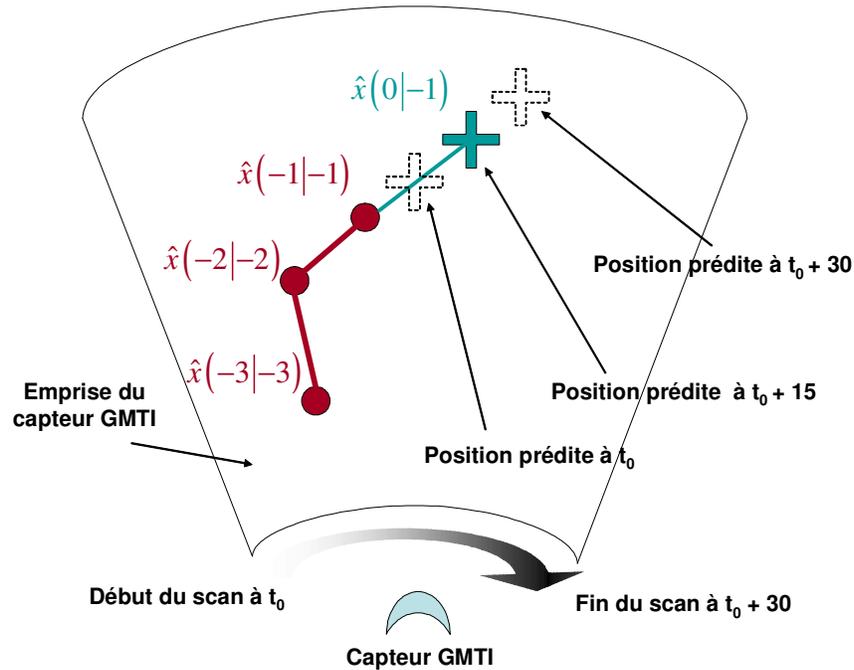


Figure 118 – Utilisation du modèle "STOP" avec un capteur GMTI ayant une durée de scan de 30 secondes.

Il est impossible de déterminer la date précise à laquelle la cible n'est plus détectée. C'est pourquoi dès que la cible n'est plus détectée et avant d'activer le modèle "STOP", on utilise une étape intermédiaire qui consiste à prédire la position de la cible à une date égale à la moitié de la durée du scan (*i.e.* 15 secondes dans cet exemple).

La modélisation de l'arrêt de la cible et l'intégration de son modèle dynamique dans un IMM est une technique présentée par Kirubarajan *et al.* dans l'article [Kirubarajan2003]. Dans cette approche, les auteurs proposent de créer un modèle "STOP" qui conserve les caractères cinématiques d'une cible lorsque la cible n'est plus détectée. L'utilisation d'un IMM permet de s'affranchir de la technique de Coraluppi *et al.*, puisque la transition vers le modèle "STOP" s'effectue par combinaison linéaire avec les autres modèles dynamiques constituant la structure de l'IMM. Ainsi, l'étape de transition entre les modèles dynamiques effectuée dans l'IMM avant que le modèle "STOP" ne soit totalement activé (*i.e.* l'état global est conservé), est comparable à l'étape intermédiaire de prédiction proposée par Coraluppi *et al.* avant l'activation totale du modèle "STOP".

L'utilisation de l'IMM sous contraintes que nous avons proposée dans les chapitres précédents nous permet alors d'introduire directement dans la structure de l'IMM le modèle "STOP" sans effort algorithmique particulier.

6.2.2. Masque lié à l'élévation du terrain (Ma_1)

La diversité et la complexité de l'environnement terrestre engendrent de nombreuses zones dans lesquelles aucune détection ne peut être faite. Les objets tels que les bâtiments, les arbres, les montagnes... obstruent l'axe de visée du capteur (Figure 119) entraînant la création de zones "d'ombre" ou de non-détection.

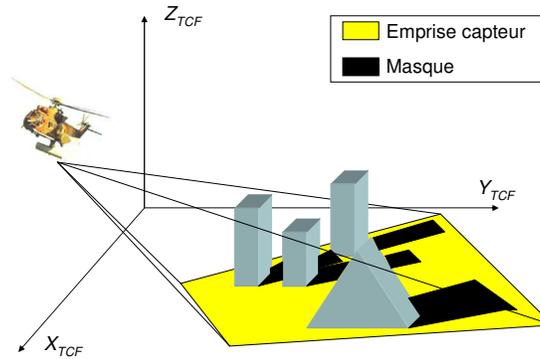


Figure 119 – Masques liés à l'élévation du terrain.

La position du capteur et l'élévation du terrain liée au relief ou aux bâtiments engendrent des zones de non détection ou masques dans lesquels la cible ne peut être détectée.

A partir de la position du capteur, du Modèle Numérique de Terrain (MNT) et du Modèle Numérique d'Élévation (MNE), il est possible en temps réel de déterminer les masques ou zones aveugles par une technique de lancer de rayon [Sauna1989]. Le logiciel GESIS (Générateur de Séquences d'Images de Synthèse) développé par l'ONERA permet de déterminer précisément ces zones ou masques de terrain et d'obtenir une image binaire I du champ de bataille dans le plan (O, X, Y) à partir de laquelle il est possible de conclure sur la perception de la cible sur chaque pixel. A partir de l'image I et la position des pistes déterminées au temps courant t_k , il est possible de prédire l'ensemble des pistes auxquelles il ne sera pas possible d'associer une mesure.

Soit Ma_1 l'événement : "la cible est dans une zone aveugle engendrée par un masque de type Ma_1 ". Il reste à déterminer la probabilité $P\{Ma_1 | Z^{k-1}, \theta^{k,j}\}$ que la cible soit dans une zone aveugle a *posteriori* de la séquence de mesure $Z^{k,j}$ associée à l'événement $\theta^{k,j}$.

6.2.3. Masque lié à la cinématique de la cible et la géométrie du réseau (Ma_2)

Il existe une autre cause de non perception de la cible. En effet, les cibles se déplaçant dans une direction orthogonale à l'axe de visée du capteur ne peuvent être détectées. Étant donné que la détection d'une cible est faite par mesure de l'effet Doppler, il est possible que la fréquence Doppler dans la direction de l'axe de visée soit nulle ou si faible que la vitesse associée soit inférieure à la vitesse minimale de détection (ou MDV : Minimal Detection Velocity). Sans la prise en compte du réseau routier ou pour les cibles évoluant en dehors du réseau, il devient impossible de prédire les instants pour lesquels la vitesse de la cible est "quasiment" orthogonale à l'axe de visée du capteur. Cependant, la modélisation de la dynamique d'une cible sur le réseau routier donne une information sur la direction du vecteur vitesse prédit. En effet, en fonction de la topologie et la géométrie du réseau, le vecteur vitesse est contraint à la direction du segment routier qui lui est associé. A partir de cette information il devient possible d'anticiper sur la perception de la cible liée au déplacement de la cible et à la MDV fixée par le capteur GMTI.

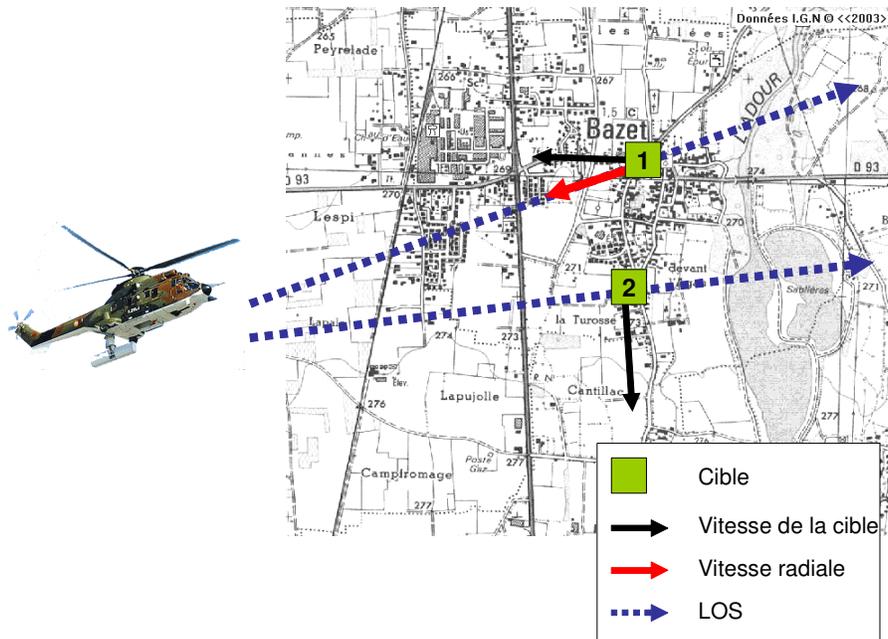


Figure 120 – Illustration de la perception d'une cible liée à sa vitesse.

La cible n°1 se déplace sur le réseau routier et la direction ainsi que la norme du vecteur vitesse sont telles que la norme du vecteur projeté orthogonalement sur l'axe de visée du capteur est supérieure à la MDV du capteur. En revanche, le vecteur vitesse de la cible n°2 est tel que la vitesse projetée sur l'axe de visée du capteur est inférieure à la MDV rendant la cible indétectable.

Soit Ma_2 l'événement : "la cible est dans une zone aveugle engendrée par la géométrie du réseau ". Il reste à déterminer la probabilité $P\{Ma_2|Z^{k-1}, \theta^{k,j}\}$ que la cible soit dans une zone aveugle *a posteriori* de la séquence de mesure $Z^{k-1,s}$.

6.3. Calcul de la probabilité de perception *a priori* d'une cible

La prise en compte de la non détection d'une cible a été présentée par Colegrove *et al.* en 1985 [Colegrove1985] et améliorée par Musicki *et al.* en 1994 [Musicki1994]. L'algorithme proposé, l'IPDAF (Integrated PDAF), assure le maintien d'une piste ainsi que de sa probabilité d'existence lorsque la cible n'est plus détectée par un capteur. Si la cible n'est plus détectée, l'état de la cible au temps courant est alors entièrement déterminé par son modèle dynamique. Cette approche est utilisée dans le cadre de pistage de cibles aériennes, mais son utilisation dans le cas de cibles terrestres est remise en cause. En effet, précédemment l'hypothèse sur l'arrêt de la cible a été considérée. Or dans ce cas, avec l'IPDAF, la non détection de la cible engendre, suivant le modèle dynamique utilisé, la substitution des états estimés par les états prédits (*i.e.* la dynamique de la cible est alors conservée jusqu'à la prochaine détection). Par conséquent lorsque la cible quitte son mode arrêt, la position de l'état prédit peut être suffisamment éloignée pour ne pas valider la mesure issue de la cible en mouvement ce qui provoque irrémédiablement la perte de la piste. C'est pourquoi l'utilisation d'information *a priori* sur le type de masque est nécessaire pour anticiper la non-détection de la cible. Si aucun masque de type Ma_1 ou Ma_2 ne justifie la non détection de la cible alors la cible est à l'arrêt (*i.e.* le masque est de type Ma_0).

L'approche présentée dans cette partie repose sur les travaux de Dezert *et al.* dans [Dezert1999]. Partant des événements sur la perception de la cible par le capteur, l'idée consiste à proposer une nouvelle formulation de l'IPDAF en introduisant l'information négative (*i.e.* les différents événements associés aux trois types de masques définis précédemment). Par conséquent, la notion de perceptibilité de la cible est introduite directement dans le processus de pistage.

6.3.1. Modélisation de la probabilité de perception

A tout instant t_k , la perception de la cible et sa non-perception peuvent être représentées par les deux événements exclusifs et exhaustifs suivants :

$$\begin{aligned} O_k &= \{\text{La cible est perceptible au temps } k\} \\ \bar{O}_k &= \{\text{La cible est imperceptible au temps } k\} \end{aligned} \quad (244)$$

L'idée est d'évaluer conjointement la perception des cibles avec différents scénarii d'association $Z^{k,l}$ définis au temps courant. Il est rappelé que la réalisation de ces scénarios est notée $\theta^{k,l}$. Il reste à évaluer conjointement le scénario d'association avec la notion de perception.

6.3.2. Modification de la vraisemblance et du score d'une piste

6.3.2.1. Calcul de la fonction de vraisemblance

Dans l'IMM conventionnel, la fonction de vraisemblance d'un modèle sous contrainte noté $M_s^i(k)$ ($\forall i \in \{0, \dots, r\}$) (*i.e.* le modèle dynamique i est contraint au segment s) est défini par :

$$\Lambda_i(k) = p\{z(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \quad (245)$$

Afin de modéliser la vraisemblance dans le cas d'une non détection, les événements : "une mesure est détectée", noté $\{m = 1\}$, et "aucune mesure n'est détectée", noté $\{m = 0\}$, sont introduits dans la relation (245). Il vient après utilisation des probabilités totales, la nouvelle expression de la vraisemblance associée à un modèle dynamique M_s^i :

$$\begin{aligned} (\forall i \in \{0, \dots, r\}) \\ \Lambda_i(k) = p\{z(k), m = 1 | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} + p\{z(k), m = 0 | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \end{aligned} \quad (246)$$

où $z(k)$ est le $k^{ième}$ plot MTI de la séquence de mesure $Z^{k,l}$.

En utilisant la règle des probabilités totales, les événements O_k et \bar{O}_k sont introduits dans la relation précédente et il vient :

$$\begin{aligned} (\forall i \in \{0, \dots, r\}) \\ \Lambda_i(k) = p\{z(k), m = 1, O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} + p\{z(k), m = 1, \bar{O}_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \\ + p\{z(k), m = 0, O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} + p\{z(k), m = 0, \bar{O}_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \end{aligned} \quad (247)$$

Or une cible imperceptible ne peut être détectée. Par conséquent, l'intersection des événements "la cible est détectée" et " la cible est imperceptible" est impossible (*i.e.* $\{m = 1\} \cap \{\bar{O}_k\} = \{\emptyset\}$). L'équation (247) devient alors :

$$\begin{aligned} (\forall i \in \{0, \dots, r\}), \\ \Lambda_i(k) = p\{z(k), m = 1, O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} + p\{z(k), m = 0, O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \\ + p\{z(k), m = 0, \bar{O}_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \end{aligned} \quad (248)$$

Chaque terme de la vraisemblance (248) est calculé en distinguant les modèles dynamiques $M_s^i(k)$ ($\forall i \in \{0, \dots, r\}$) qui nécessitent une mesure pour la mise à jour dans le filtre de Kalman et le modèle dynamique "STOP" noté $M_s^0(k)$. En effet, l'événement "la cible est à l'arrêt" et "une mesure est validée" par la piste, est de probabilité nulle puisqu'une cible à l'arrêt est imperceptible (*i.e.* $\{M_s^0(k)\} \cap \{m=1\} = \{\emptyset\}$). En utilisant la relation de Bayes deux fois de suite, l'expression (248) est décomposée de manière à faire apparaître les probabilités *a priori* sur les événements $\{m=0\}, \{m=1\}, O_k$ et \bar{O}_k . La relation précédente s'écrit alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Lambda_i(k) = p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), O_k, m=1\} \cdot P\{m=1|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), O_k\} \cdot P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \\ \quad + p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), O_k, m=0\} \cdot P\{m=0|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), O_k\} \cdot P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \\ \quad + p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), \bar{O}_k, m=0\} \cdot P\{m=0|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), \bar{O}_k\} \cdot P\{\bar{O}_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \quad (\forall i \in \{1, \dots, r\}) \\ \Lambda_0(k) = p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k), O_k, m=0\} \cdot P\{m=0|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k), O_k\} \cdot P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k)\} \\ \quad + p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k), \bar{O}_k, m=0\} \cdot P\{m=0|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k), \bar{O}_k\} \cdot P\{\bar{O}_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k)\} \end{array} \right. \quad (249)$$

De plus, Kirubarajan *et al.* définissent respectivement dans [Kirubarajan2003] la vraisemblance des modèles dynamiques et du modèle "STOP", en se plaçant dans un contexte où la cible est toujours perceptible soit $P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} = 1$ ($\forall i \in \{0, \dots, r\}$) et donc $P\{\bar{O}_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k)\} = 0$. La vraisemblance s'écrit alors :

($\forall i \in \{1, \dots, r\}$),

$$\begin{aligned} \Lambda_i(k) &= p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), m=1\} \cdot P\{m=1|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \\ &\quad + p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), O_k, m=0\} \cdot P\{m=0|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \\ &= P_D \cdot p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \cdot (1 - \delta_{m,0}) + (1 - P_D) \cdot \delta_{m,0} \end{aligned} \quad (250)$$

où P_D est la probabilité de détection du capteur et

$$\begin{aligned} A_0(k) &= p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k), m=0\} \cdot P\{m=0|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k)\} \\ &= \delta_{0,m} \end{aligned} \quad (251)$$

Le symbole $\delta_{0,m}$ est la fonction de Kronecker et est égal à 1 lorsque $m=0$ (*i.e.* aucune mesure n'est associée à la piste) et à 0 sinon. Le terme $(1 - P_D)$ de l'équation (250) permet de diminuer la vraisemblance de la piste $T^{k,l}$ lorsque P_D est proche de 1 au risque de perdre éventuellement la piste. Mais ce terme est un moyen d'éliminer rapidement les fausses pistes lorsqu'une piste est initialisée par des fausses alarmes.

Il reste donc à calculer le terme $p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), \bar{O}_k, m=0\} \cdot P\{m=0|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), \bar{O}_k\}$ qui représente la probabilité de ne pas détecter de cible sachant que la cible n'est pas perceptible. Or en l'absence d'autres sources d'information (*i.e.* capteur GMTI, ROHUM, ROIM, ROEM, ...) il est impossible de savoir si la cible imperceptible est en mouvement. C'est pourquoi une hypothèse forte est faite sur la cible imperceptible : "une cible imperceptible ne peut être à l'arrêt". Les vraisemblances $p\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), \bar{O}_k, m=0\}$ ($\forall i \in \{1, \dots, r\}$) sont donc égales à 1 et la

vraisemblance $P\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k), \bar{O}_k, m=0\}$ est nulle. La conséquence sur le pistage est la suivante : lorsque la cible devient imperceptible, le système prédit les différents états possibles de la cible dans le masque et active automatiquement le modèle STOP en sortie de masque.

Ainsi, en considérant l'expression des vraisemblances (250) et (251) proposées par Kirubarajan, la relation (249) devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Lambda_i(k) = (1 - \delta_{m0}) \cdot P_D \cdot P\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), O_k\} \cdot P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \\ \quad + (1 - P_D) \cdot \delta_{m0} \cdot P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} + \delta_{m0} \cdot (1 - P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\}) \\ \quad (\forall i \in \{1, \dots, r\}) \\ \Lambda_0(k) = \delta_{m0} \cdot P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k)\} \end{array} \right. \quad (252)$$

La stratégie ainsi développée est le maintien de piste lorsque cette dernière rentre dans un masque jusqu'à la sortie du masque. Le maintien de la piste dans le masque implique nécessairement le maintien de la fonction de vraisemblance associée à tous les modèles dynamiques M_s^i ($\forall i \in \{0, \dots, r\}$). Après simplification des calculs, la vraisemblance de chaque modèle s'écrit :

$$\left\{ \begin{array}{l} (\forall i \in \{0, \dots, r\}), \\ \Lambda_i(k) = (1 - \delta_{m0}) \cdot P_D \cdot P\{z(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k), O_k\} \cdot P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \\ \quad + (1 - P_D \cdot P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\}) \cdot \delta_{m0} \quad (\forall i \in \{1, \dots, r\}) \\ \Lambda_0(k) = \delta_{m0} \cdot P\{O_k|Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^0(k)\} \end{array} \right. \quad (253)$$

La fonction de vraisemblance combinée de la piste $T^{k,l}$ pour r modèles dynamiques est :

$$\Lambda(k) = \sum_{i=0}^r P_D \cdot \Lambda_i(k) \cdot \mu_i(k|k-1) \quad (254)$$

où $\Lambda_i(k)$ est définie dans (253) et $\mu_i(k|k-1)$ est la probabilité prédite des modèles dynamiques et est définie dans [Bar-Shalom1995]. Il est important de rappeler que toutes les fonctions de vraisemblances définies dans (246) et sommées dans (254) ont la même dimension.

6.3.2.2. Calcul de la fonction score

Le maintien de la piste implique le maintien de son hypothèse associée dans le SB-MHT. Il est rappelé que la métrique associée à cette hypothèse est la fonction "score" $\lambda(k)$ d'une piste $T^{k,l}$ au temps t_k . Elle est définie d'après Demos *et al.* dans [Demos1990] par le logarithme népérien du ratio entre la vraisemblance associée au modèle M_s^i de la piste $T^{k,l}$ sous l'hypothèse que la mesure est issue de la cible pistée (hypothèse notée H_1) sur la vraisemblance associée au modèle M_s^i de la piste $T^{k,l}$ sous l'hypothèse que la mesure est issue d'une fausse alarme (hypothèse notée H_0). Le score d'une piste permet de garantir son existence et d'assurer sa pérennité lorsque l'objet pisté est effectivement une cible. Il vient :

$(\forall i \in \{0, \dots, r\}),$

$$\lambda(k) = \ln \frac{P\{z(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^e(k), H_1\}}{P\{z(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^e(k), H_0\}} \quad (255)$$

Le dénominateur de la fonction score représente la densité de fausses alarmes par unité de volume qui est un paramètre intrinsèque du capteur. En reprenant la définition de Blackman *et al.*, dans [Blackman1999], la fonction score pour une piste obtenue avec un IMM est :

$$\lambda(k) = (1 - \delta_{0,m}) \cdot \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^r P_D \cdot \Lambda_i(k) \cdot \mu_i(k|k-1)}{\beta_{fa}} \right) + \delta_{0,m} \cdot \ln(1 - P_D) \quad (256)$$

L'introduction de la probabilité de perception implique le maintien de la piste (donc de la fonction score) jusqu'à la sortie du masque. C'est pourquoi, la fonction score (60) usuelle est modifiée de manière à obtenir la fonction score "modifiée" $\lambda^*(k)$ suivante :

$$\lambda^*(k) = (1 - \delta_{0,m}) \cdot \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^r P_D \cdot \Lambda_i(k) \cdot \mu_i(k|k-1)}{\beta_{fa}} \right) + \delta_{0,m} \cdot \ln(1 - P_D \cdot P\{O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}\}) \quad (257)$$

La probabilité $P\{O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}\}$ est la probabilité de perception totale définie à partir de la probabilité de perception de chaque modèle. En utilisant la règle des probabilités totales et le théorème de Bayes, la probabilité de perception totale est telle que :

$$P\{O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}\} = \sum_{i=0}^r P\{O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \mu_i(k|k-1) \quad (258)$$

où $\mu_i(k|k-1)$ est toujours la probabilité prédite des modèles dynamiques et est définie dans [Bar-Shalom1995], et $P\{O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\}$ est la probabilité de perception prédite pour chaque modèle dynamique.

Cette technique est proche de celle présentée dans un récent article [Lin2004], dans lequel Lin *et al.* supposent que la perceptibilité de la cible n'est fonction que de la vitesse radiale et que la probabilité de perception n'intervient qu'au niveau du calcul du coût d'association dans l'algorithme SD-Assignment.

6.3.2.3. Bilan

Nous avons proposé dans cette partie une approche pour garantir la continuité des pistes en sorties de masques. Cette technique permet de maintenir la dernière mise à jour de la dynamique de la cible en modifiant la vraisemblance sur chaque modèle dynamique en faisant l'hypothèse forte que la cible ne peut s'arrêter dans le masque. De plus, l'utilisation de la fonction score "modifiée" (257) garantit le maintien de la piste dans le masque. En sortie du masque, l'état de la piste passe en mode arrêt (car la probabilité de perception est alors égale à un) en attendant une nouvelle mesure afin de la mettre à jour. L'état n'est alors plus représentatif de la cinématique de la cible. L'état change de statut et joue le rôle de "sentinelle". Il reste à déterminer les probabilités de perception *a priori*.

6.3.3. Calcul des probabilités de non-perception prédite

Dans cette partie les probabilités *a priori* sur la perception de la cible sont évaluées. Pour chaque modèle dynamique M_s^i et une séquence particulière de mesures $Z^{k,l}$, la probabilité de non-perception est définie par :

$$(\forall i \in \{0, \dots, r\}),$$

$$P\{\bar{O}_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} = 1 - P\{O_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \quad (259)$$

Or la probabilité de non-perception dépend de l'appartenance de la cible à l'un des deux masques M_{a_1} ou M_{a_2} définis précédemment. Soient M_{a_1} et M_{a_2} les événements respectifs suivant : "la cible appartient au masque M_{a_1} " et "la cible appartient au masque M_{a_2} ". Il vient que $\bar{O}_k = \{M_{a_1}(k) \cup M_{a_2}(k)\}$. La probabilité de non-perception (259) s'écrit :

$$(\forall i \in \{0, \dots, r\}),$$

$$P\{\bar{O}_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} = P\{M_{a_1}(k) \cup M_{a_2}(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} \quad (260)$$

Or, les deux événements M_{a_1} et M_{a_2} ne sont pas indépendants puisqu'ils sont fonction de la position du capteur. En effet, les masques de terrain sont pré-calculés en fonction de la position du capteur et la vitesse radiale de la cible dépend de l'axe de visée du capteur et donc de la position du capteur. Par conséquent, plutôt que d'évaluer la densité de probabilité jointe des événements, nous proposons de calculer la probabilité de perception comme étant le maximum de l'une des deux probabilités associées respectivement aux événements M_{a_1} et M_{a_2} . L'idée étant de savoir si la cible est perceptible quelque soit le type de masque.

$$(\forall i \in \{0, \dots, r\}),$$

$$P\{\bar{O}_k | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\} = \max\left(P\{M_{a_1}(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\}, P\{M_{a_2}(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,l}, M_s^i(k)\}\right) \quad (261)$$

Ainsi, pour chaque état prédit issu du modèle dynamique M_s^i ($\forall i \in \{0, \dots, r\}$), la probabilité de non-perception est fonction de la probabilité d'appartenance de la cible au masque M_{a_1} et de la probabilité d'appartenance au masque M_{a_2} . Ces deux probabilités *a priori* sont décrites dans les sous-parties suivantes.

6.3.3.1. Probabilité d'appartenance au masque M_{a_1}

Dans un contexte applicatif différent du nôtre, Sodtke *et al.* proposent dans [Sodtke2004] d'utiliser une fonction $T_{R_{TGL} \rightarrow I}$ (permettant d'obtenir la transformation affine entre un point du repère $\{R_{TGL}\}$ dans le repère image) pour obtenir la valeur du pixel qui renseigne sur la nature du terrain. Plus précisément la valeur de chaque pixel fournit un facteur de mobilité suivant l'incidence du terrain. Leurs travaux traitent essentiellement de la modification des probabilités associées aux modèles dynamiques en fonction du facteur de mobilité. Dans le même domaine, Ginton *et al.* utilisent dans [Ginton2004] la nature du terrain pour déterminer le niveau de "traficabilité" d'une zone. Leur technique diffère de l'approche de Sodtke *et al.* puisqu'en chaque point (x, y) de la zone d'intérêt le niveau de "traficabilité" est obtenu à partir des facteurs de mobilités associés aux pixels

voisins en utilisant un filtre "moyen" centré en (p_x, p_y) dans l'image I . Cette technique est maintenant adaptée au problème de masque de terrain.

Les masques de terrains M_{a_i} liés à la position du capteur et l'élévation du terrain sont générés, à partir du logiciel GESIS, sous forme d'image binaire I de dimension $(N_c \times N_L)$. Les pixels de colorimétrie $[0\ 0\ 0]$ (une composante pour chaque couleur) renseignent sur la perception totale de la cible en ce point et les pixels de colorimétrie $[1\ 0\ 0]$ renseignent sur la non-perception de la cible en ce point.

A partir de la position prédite $\hat{x}_{i,s}^i(k|k-1)$ de la piste $T^{k,i}$ générée par le modèle M_s^i , $P\{M_{a_i}(k)|Z^{k-1}, \theta^{k,i}, M_s^i(k)\}$ est entièrement déterminée. Soit $T_{R_{TGL} \rightarrow I}$ la fonction de transformation affine permettant d'établir la position de l'état dans l'image I telle que :

$$\begin{aligned} T_{R_{TGL} \rightarrow I} : R \times R &\rightarrow [1, N_c] \times [1, N_L] \\ (x, y) &\rightarrow (p_x, p_y) \end{aligned} \quad (261)$$

où le couple (p_x, p_y) représente la position dans l'image I associée à la position (x, y) dans le repère local $\{R_{TGL}\}$ défini dans la partie 1.4.1.

Le niveau d'"observabilité" de la cible est calculé en un point de l'image I . Par ailleurs, la position prédite et incertaine de la cible $\hat{x}_{i,s}^i(k|k-1)$ ($\forall i \in \{0, \dots, r\}$) est associée à la covariance prédite $P_{i,s}(k|k-1)$. Il est donc nécessaire de combiner l'incertitude liée à la position de la cible avec le niveau de perception contenu dans l'image I . L'approche proposée consiste à modifier le filtre "moyen" pour tenir compte de l'incertitude sur la position prédite. Soit H le filtre "moyen" de dimension variable. Dans l'article [Ginton2004], les auteurs prennent un filtre "moyen" de dimension fixe (3×3) . La modification apportée ici consiste à modifier la longueur du filtre H en fonction des écarts types associés à la covariance $P_{i,s}(k|k-1)$ de l'état prédit $\hat{x}_{i,s}^i(k|k-1)$ et à modifier les valeurs H du filtre de manière à diminuer les coefficients en fonction de la distance du pixel au centre (c_x, c_y) du filtre. L'utilisation d'un filtre "gaussien" semble appropriée à la situation.

Le filtre gaussien utilisé est associé à chaque état $\hat{x}_{i,s}^i(k|k-1)$, est noté $H_{\hat{x}_{i,s}^i(k|k-1)}$ et de dimension $L \times L$ tel que $L = 2\sigma_{\max}$ où σ_{\max} est l'écart type maximum en position (Figure 121). Un simple calcul permet de convertir la distance L exprimée en mètres, en distance L_p exprimée en pixels dans l'image I . La valeur de L_p doit nécessairement être impaire pour centrer le filtre sur un pixel. Étant donné que l'état associé au modèle M_s^i suit une loi gaussienne, chaque pixel du filtre $H_{\hat{x}_{i,s}^i(k|k-1)}$ est calculé en fonction de la matrice de covariance en position $P_{i,s(i)}(k|k-1)_{[Pos]}$ associée à l'état $\hat{x}_{i,s}^i(k|k-1)$. La matrice de covariance dans le repère image se note :

$$\begin{aligned} (\forall i \in \{0, \dots, r\}), \\ P_p = T_{R_{TGL} \rightarrow I} \cdot P_{i,s(i)}(k|k-1)_{[Pos]} \cdot T_{R_{TGL} \rightarrow I}^T \end{aligned} \quad (262)$$

Il vient la construction du filtre $H_{\hat{x}_{i,s}^i(k|k-1)}$ telle que :

$$\begin{aligned} (\forall i \in \{0, \dots, r\}), \\ H_{\hat{x}_{i,s}^i(k|k-1)}(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot Pp}} \times \exp \left(-\frac{1}{2} \cdot \left(\begin{bmatrix} i \\ j \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \end{bmatrix} \right)^T \cdot Pp^{-1} \cdot \left(\begin{bmatrix} i \\ j \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \end{bmatrix} \right) \right) \end{aligned} \quad (263)$$

Le filtre final est obtenu après normalisation des coefficients.

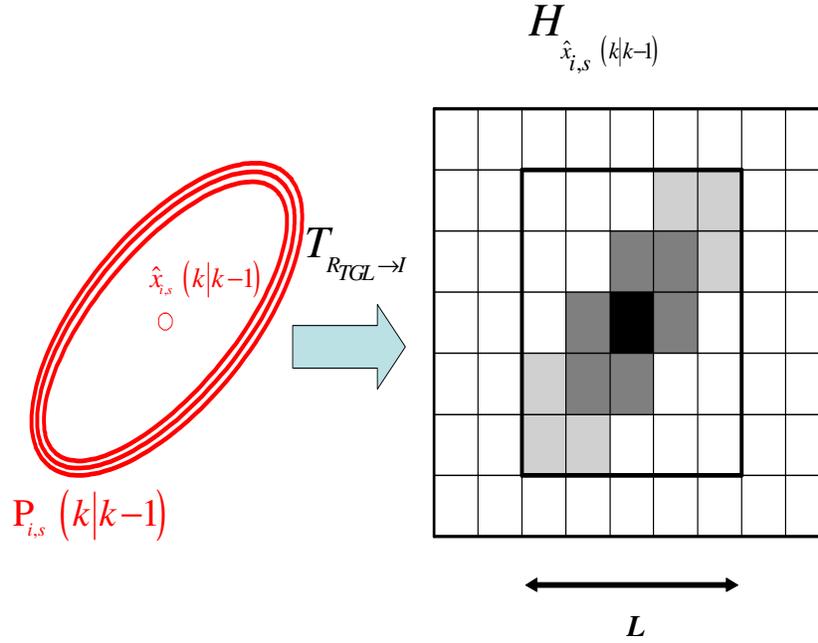


Figure 121 – Construction du masque gaussien en fonction de la covariance de l'état prédit.

Le pixel en noir représente la position de l'état $\hat{x}_{i,s}(k|k-1)$ dans le repère image et les niveaux de gris sont associés à la valeur de la densité de probabilité de l'état.

Partant de l'image binaire I , qui est l'information *a priori* sur les zones d'ombres, et le filtre gaussien $H_{\hat{x}_{i,s}(k|k-1)}$, la probabilité d'appartenir au masque M_{a_2} est calculée de la manière suivante :

$$(\forall i \in \{0, \dots, r\}),$$

$$P\{M_{a_2}(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,j}, M_s^i(k)\} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L H_{\hat{x}_{i,s}(k|k-1)}(i, j) \cdot I\left(c_x + i - \left\lfloor \frac{L}{2} \right\rfloor - 1, c_y + j - \left\lfloor \frac{L}{2} \right\rfloor - 1\right) \quad (264)$$

où le symbole $\lfloor \cdot \rfloor$ représente la partie entière inférieure du nombre réel.

6.3.3.2. Probabilité d'appartenance au masque M_{a_2}

La probabilité *a priori* d'appartenance au masque M_{a_2} est fonction de la géométrie du réseau et de la position du capteur. Elle est notée $P\{M_{a_2}(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,j}, M_s^i(k)\}$. A partir de l'état prédit $\hat{x}_{i,s}(k|k-1)$ ($\forall i \in \{0, \dots, r\}$) de la piste $T^{k,j}$, de la vitesse radiale prédite, notée $\hat{\rho}_i'(k|k-1)$, la probabilité $P\{M_{a_2}(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,j}, M_s^i(k)\}$ est déterminée.

Il est rappelé que la modélisation de la vitesse radiale est selon Koch [Koch2001] donnée par l'expression suivante :

$(\forall i \in \{0, \dots, r\}),$

$$\dot{\rho}'_i(k|k-1) = \frac{\hat{x}'_{i,s}(k|k-1) \cdot \hat{x}'_{i,s}(k|k-1) + \hat{y}'_{i,s}(k|k-1) \cdot \hat{y}'_{i,s}(k|k-1)}{\sqrt{\hat{x}'_{i,s}(k|k-1)^2 + \hat{y}'_{i,s}(k|k-1)^2}} \quad (265)$$

où les couples $(\hat{x}'_{i,s}(k|k-1), \hat{y}'_{i,s}(k|k-1))$ et $(\hat{x}'_{i,s}(k|k-1), \hat{y}'_{i,s}(k|k-1))$ ($\forall i \in \{0, \dots, r\}$) représentent respectivement, dans le repère local (O, X, Y) la position et la vitesse prédite de la piste $T^{k,j}$ associée au modèle M^i_s .

La vitesse radiale est bien la projection de la vitesse de la cible sur l'axe de visée du capteur (LOS). La probabilité d'appartenance au masque M_{a_2} s'écrit :

$(\forall i \in \{0, \dots, r\}),$

$$P\{M_{a_2}(k) | Z^{k-1}, \theta^{k,j}, M^i_s(k)\} = P\{0 < \dot{\rho}'_i(k|k-1) < MDV | Z^{k-1}, \theta^{k,j}, M^i_s(k)\} \quad (266)$$

Le problème consiste maintenant à déterminer la loi de la vitesse radiale prédite (265). Dans l'article de 2004 [Agate2004], Agate *et al.* simplifient le problème en définissant la probabilité (266) comme étant un Dirac. Lorsque la vitesse radiale prédite est inférieure à la MDV, la probabilité (266) est égale à 1 et 0 sinon. Dans une autre approche de Lin *et al.*, [Lin2004], les auteurs supposent que la vitesse radiale prédite suit une loi gaussienne et la probabilité (266) est alors entièrement déterminée par sa fonction de répartition. Cette hypothèse est retenue pour la suite de l'étude.

6.3.4. Bilan

Dans cette partie, nous avons proposé une technique afin de prendre en compte plusieurs types de masques de terrain dans le processus de pistage. La probabilité de perception, permettant de savoir si la cible est détectable ou non, est calculée en fonction de la vitesse radiale prédite ainsi que l'appartenance au masque de terrain. Cette dernière information est contenue dans une image binaire I . Ces informations combinées au score d'une piste ainsi qu'à la vraisemblance garantissent le maintien et la continuité de la piste jusqu'à la sortie du masque.

6.4. Utilisation d'un état hybride : la sentinelle

Dans la partie précédente, une technique a été proposée afin de garantir la "survie" de la piste jusqu'à la sortie du masque. Cependant, dans un contexte multi-cible, l'information cinématique à elle seule ne suffit pas à discriminer les cibles entre elles en sortie de masque. Nous proposons de créer des nouvelles pistes en sorties de masque et d'évaluer la probabilité que ces nouvelles pistes soient rattachées à une ancienne piste entrée dans le masque. C'est pourquoi, partant de la technique de l'IPDAF, la mise en place en sorties de masques d'états en veille appelés "sentinelles" est proposée. En toute rigueur, lorsqu'une mesure est validée en sortie du masque par la "sentinelle" un nouveau scénario d'association est généré entraînant la continuité du pistage. Par ailleurs, dans un contexte multi-cible et en présence d'intersection dans le masque, une sentinelle peut s'associer à une cible différente de la cible pistée initialement. Par conséquent l'identité de la piste ne change pas mais les objets pistés changent de piste. Sur le plan opérationnel ce changement d'objets pour une piste est inconcevable. En effet il est préférable d'obtenir une réinitialisation de la piste plutôt qu'une erreur d'association. En utilisant uniquement les informations cinématiques d'une cible, l'association d'une sentinelle à une mesure est donc un risque trop important pour conserver la continuité de la piste en sortie de masque. En revanche ce risque est minimisé lorsque le système dispose d'une information sur le type de la cible pistée à l'entrée du masque et le type de la nouvelle piste générée en sortie de masque. Dans cette partie, une approche est étudiée afin de proposer à l'opérateur la possibilité de confirmer l'identité d'une piste en sortie de masque lorsque

le système n'utilise pas d'information sur le type de la cible. Toutes les nouvelles pistes situées à proximité de la sentinelle se voient attribuer une probabilité d'appartenance à la sentinelle permettant de conclure sur la continuité d'une piste entrante dans le masque ou non.

6.4.1. Loi associée à une sentinelle

Dans la suite de l'étude, une sentinelle issue de la piste $T^{k,l}$ est supposée être un état à durée de vie limitée. Lorsque la probabilité de perception totale (258) de la cible est nulle, l'état de la cible se place alors dans une configuration de sentinelle. La cinématique estimée de la cible étant fortement perturbée par la non perception de cette dernière, l'idée consiste à "marquer" les nouvelles pistes en sortie de masque par leur possible rattachement à la sentinelle. La sentinelle est activée dès que la probabilité de perception est égale à un (*i.e.* la sentinelle est sortie du masque).

La durée de vie moyenne N_{vs} de la sentinelle active est alors fixée par un opérateur. La loi régissant la durée de vie de la sentinelle est assimilable à une loi exponentielle de paramètre $\frac{1}{N_{vs}}$. Soit τ_0 l'instant d'activation de la sentinelle. La probabilité que la sentinelle soit encore active au temps t_k est :

$$P\{Sent(x(k), \tau_0) \geq t_k | Z^k, \theta^{k,l}\} = \exp\left(-\frac{t_k - \tau_0}{N_{vs}}\right) \quad (267)$$

où $Sent(x(k), \tau_0)$ est la sentinelle associée à l'état $x(k)$ et activée au temps τ_0 , Z^k la séquence de mesures obtenue depuis l'origine des temps $\theta^{k,l}$ l'événement de la piste $T^{k,l}$. Ainsi la probabilité que la sentinelle soit toujours valide après son activation décroît avec le temps. Lorsque la probabilité que la sentinelle soit encore active au temps t_k est inférieure à un seuil déterminé par expertise, la sentinelle est désactivée et supprimée.

6.4.2. Rattachement d'une piste à la sentinelle

Lorsque la "sentinelle" est activée (*i.e.* en sortie du masque), elle se place dans une configuration où seul le modèle "STOP" est activé. Lorsque la sentinelle valide une mesure, par le test de validation (*cf.* 1.8), une nouvelle piste N_r est générée et une liste de sentinelles potentiellement rattachables à cette piste lui est associée. En effet plusieurs sentinelles peuvent valider une même mesure. Le problème à traiter maintenant consiste à évaluer la probabilité que la nouvelle piste générée par le système en sortie de masque soit issu de l'une des sentinelles représentatives d'une piste entrée dans le masque. Pour chaque sentinelle potentiellement rattachable (*i.e.* présente dans la liste) cette probabilité est associée à l'événement : "La piste $T^{k,l}$ associée à la sentinelle est valide et la sentinelle est active au temps t_k ".

$$P\{T^{k,p} \rightarrow T^{k,l} | Z^k, \theta^{k,l}\} = P_G\{x(k) | Z^k, \theta^{k,l}\} \cdot P\{Sent(x(k), \tau_0) < t_k | Z^k, \theta^{k,l}\} \quad (268)$$

le symbole \rightarrow représente la continuité de la piste $T^{k,l}$ par la nouvelle piste $T^{k,p}$, $P\{Sent(x(k), \tau_0) < t_k | Z^k, \theta^{k,l}\}$ est la probabilité que la sentinelle soit toujours active définie en (267) et $P_G\{x(k) | Z^k, \theta^{k,l}\}$ est la probabilité de rattacher la piste $T^{k,l}$ à la nouvelle mesure validée par la sentinelle. Cette dernière probabilité est directement fournie par le SB-MHT. Les Figure 122 à Figure 125, illustrent par un exemple l'association d'une sentinelle à une nouvelle piste.

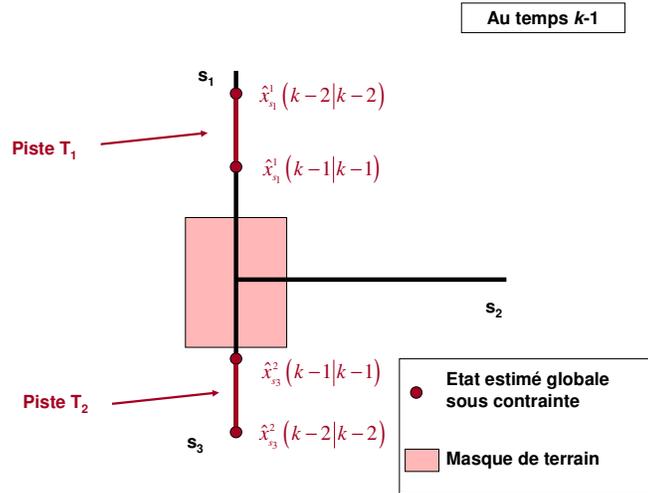


Figure 122 – Les cibles associées aux pistes T_1 et T_2 se présentent devant un masque, de terrain au temps $k-1$.

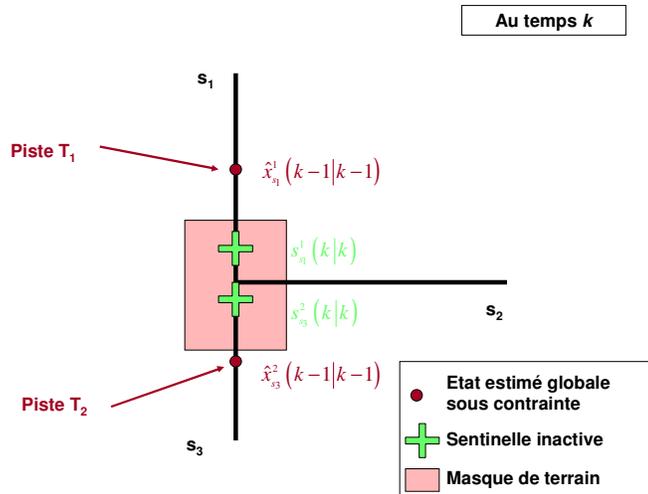


Figure 123 – Les cibles associées aux pistes T_1 et T_2 sont dans le masque au temps k .

Lorsque les cibles sont dans le masque de terrain, la probabilité de perception prédite est nulle. Les états sont substitués à des sentinelles $s_{s_1}^1(k|k)$ et $s_{s_3}^2(k|k)$ qui évoluent dans le masque tant que ces dernières ne sont pas activées (i.e. tant que la probabilité de perception de la sentinelle n'est pas égal à un).

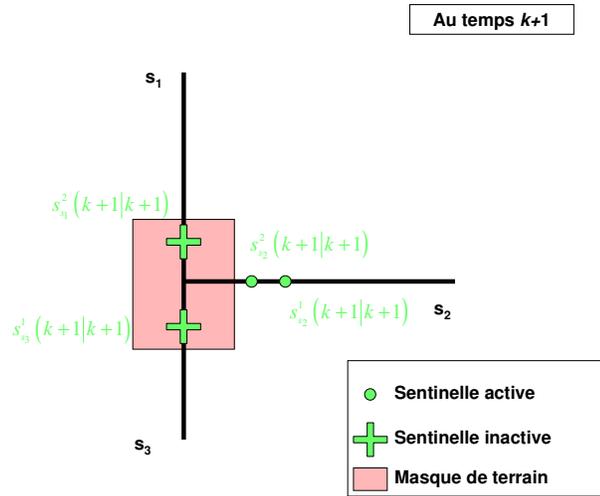


Figure 124 – Activation des sentinelles au temps $k+1$.

Les sentinelles $s_{s_2}^1(k+1|k+1)$ et $s_{s_2}^2(k+1|k+1)$ des pistes T_1 et T_2 associées aux segments s_2 sont activées car elles sont situées en sortie du masque. En revanche, en raison de l'intersection, les deux autres sentinelles $s_{s_3}^1(k+1|k+1)$ et $s_{s_1}^2(k+1|k+1)$ des pistes T_1 et T_2 sont dans le masque, donc toujours inactives.

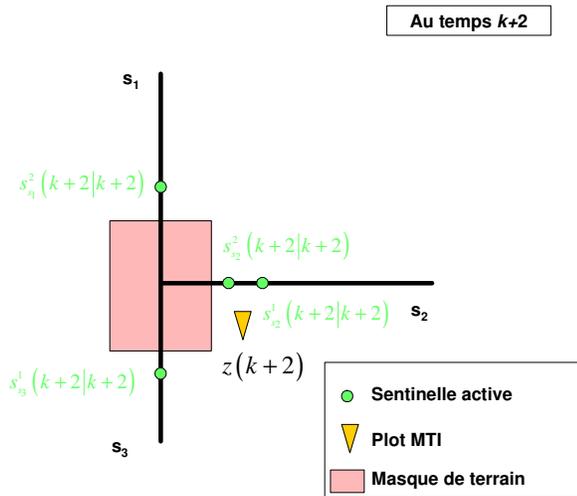


Figure 125 – Activation des sentinelles et association des sentinelles actives aux plots MTI au temps $k+2$.

Les sentinelles $s_{s_3}^1(k+2|k+2)$ et $s_{s_1}^2(k+2|k+2)$ des pistes T_1 et T_2 , contraintes respectivement aux segments s_3 et s_1 , sont activées. Le plot MTI $z(k+2)$ est validé par les sentinelles $s_{s_2}^1(k+2|k+2)$ et $s_{s_2}^2(k+2|k+2)$. Une nouvelle piste T_3 est générée pour laquelle est associée la probabilité de rattacher la nouvelle piste aux sentinelles $s_{s_2}^1(k+2|k+2)$ et $s_{s_2}^2(k+2|k+2)$.

6.4.3. Règle de décision

Pour chaque nouvelle piste créée en sortie de masque, une liste de sentinelles potentiellement rattachable à ces pistes, est associée ainsi que la probabilité de rattachement (268) correspondante. Une décision doit être prise afin de lever l'ambiguïté sur l'origine de la nouvelle

piste, puisque la piste est soit originaire d'une ancienne piste perdue à l'entrée du masque (i.e. T_1 ou T_2 dans l'exemple précédent), soit originaire d'une nouvelle cible sortie du masque, ou soit initialisée par une séquence de fausses alarmes. Afin de prendre une décision, il faut attendre que toutes les sentinelles associées à une piste, présentes dans la liste de la nouvelle piste, soient éteintes. En effet, si cette condition n'est pas respectée, dans l'exemple précédent (cf. Figure 126), la décision pourrait conduire à ce que la nouvelle piste T_3 soit le prolongement de la piste T_1 , alors que la sentinelle $s_{s_3}^1(k+2|k+2)$ de la piste T_1 sur le segment s_3 pourrait valider au scan suivant une nouvelle mesure et initialiser une nouvelle piste T_4 (Figure 126). Il existerait alors un conflit entre l'association de deux nouvelles pistes T_3 et T_4 à une même piste T_1 .

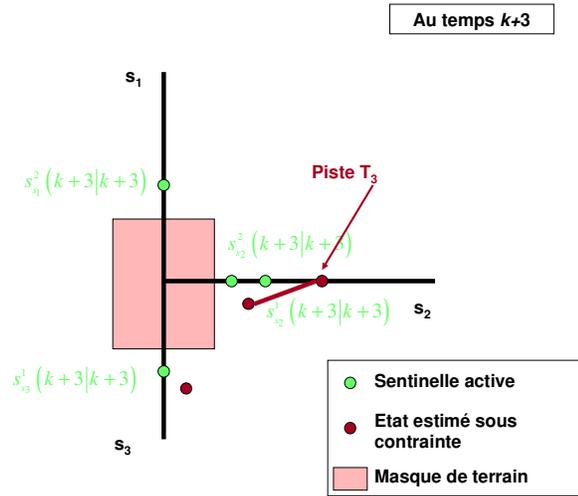


Figure 126 – Au temps $k+3$, la sentinelle $s_{s_3}^1(k+3|k+3)$ valide une nouvelle mesure et génère une nouvelle piste T_4 .

En reprenant l'exemple précédent (cf. 1.4.2), la piste T_3 est prolongée par une nouvelle mesure au temps $k+3$. La liste des sentinelles potentiellement rattachables à la piste T_3 est étudiée pour décider quelle sentinelle peut être définitivement associée à T_3 afin de rattacher la nouvelle piste T_3 à une ancienne piste (i.e. T_1 ou T_2).

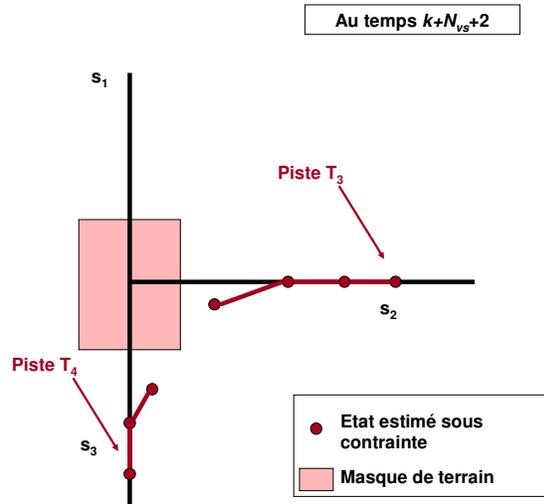


Figure 127 – Toutes les sentinelles sont désactivées au temps $k+N_{vs}+2$.

La durée de vie des sentinelles est N_{vs} . Au temps $k+2$, les sentinelles $s_{s_3}^1(k+2|k+2)$ et $s_{s_1}^2(k+2|k+2)$ sont les dernières sentinelles activées. Ainsi au bout de N_{vs} scans, plus aucune sentinelle n'est activée.

Dès que toutes les sentinelles présentes dans la liste d'une piste sont désactivées ou ont cessées de "vivre" une décision peut être prise sur l'origine de la nouvelle piste. Un tableau à deux entrées (anciennes pistes × nouvelles pistes) est dressé. Dans chaque cellule est associée la probabilité (268) d'associer la sentinelle issue d'une ancienne piste (*i.e.* perdue dans le masque) avec une piste générée en sortie de masque. Le Tableau 10 issu de l'exemple précédent illustre le problème d'association d'une nouvelle piste à une ancienne piste.

Tableau 10 – Probabilité d'associer une ancienne piste à une nouvelle piste

	T_3	T_4
T_1	0.7	0.4
T_2	0.4	0

Chaque probabilité est associée à l'événement : "la nouvelle piste est issue d'une ancienne piste". Dans un premier temps, nous évaluons la probabilité qu'une "nouvelle piste soit rattachable à une ancienne piste et qu'elle n'est rattachable à aucune autre ancienne piste". Cet événement est noté : $\{T_i \rightarrow T_j \cap T_i \rightarrow \bar{T}_u\}$ où T_i est une nouvelle piste et T_j, T_u deux anciennes pistes. La notation $\{T_i \rightarrow \bar{T}_u\}$ caractérise l'événement "la nouvelle piste T_i n'est pas rattachable à l'ancienne piste T_u ". Les événements $\{T_i \rightarrow T_j\}$ et $\{T_i \rightarrow \bar{T}_u\}$ sont disjoints ce qui permet de calculer la probabilité de l'événement $\{T_i \rightarrow T_j \cap T_i \rightarrow \bar{T}_u\}$. Il vient :

$$P\{T_i \rightarrow T_j \cap T_i \rightarrow \bar{T}_u | Z^k\} = P\{T_i \rightarrow T_j | Z^k\} \cdot P\{T_i \rightarrow \bar{T}_u | Z^k\} \quad (269)$$

En reprenant l'exemple précédent, les probabilités d'association des anciennes pistes aux nouvelles sont données par le Tableau 11 pour la piste T_3 et par le Tableau 11 pour la piste T_4 . Pour le Tableau 12 par exemple, les termes croisés représentent :

- La probabilité que la nouvelle piste T_3 soit issue T_1 mais pas de la piste T_2 :

$$P\{T_3 \rightarrow T_1 \cap T_3 \rightarrow \bar{T}_2 | Z^k\} = 0.42 \quad (270)$$

- La probabilité que la nouvelle piste T_3 soit issue T_2 mais pas de la piste T_1 :

$$P\{T_3 \rightarrow T_2 \cap T_3 \rightarrow \bar{T}_1 | Z^k\} = 0.12 \quad (271)$$

- La probabilité que la nouvelle piste T_3 soit ni issue de la piste T_1 ni issue de la piste T_2 (*i.e.* T_3 est une nouvelle piste):

$$P\{T_3 \rightarrow \bar{T}_1 \cap T_3 \rightarrow \bar{T}_2 | Z^k\} = 0.18 \quad (272)$$

- La probabilité de non décision représentée par:

$$P\{T_3 \rightarrow T_1 \cap T_3 \rightarrow T_2 | Z^k\} = 0.28 \quad (273)$$

Tableau 11 – Probabilité de rabouter la piste T_3 aux anciennes pistes.

$T_3 \rightarrow$	T_2	\bar{T}_2
T_1	0.28	0.42
\bar{T}_1	0.12	0.18

Tableau 12 – Probabilité de rabouter la piste T_2 aux anciennes pistes.

$T_4 \rightarrow$	T_2	\bar{T}_2
T_1	0	0.4
\bar{T}_1	0	0.6

Dans un cadre plus général (*i.e.* n sentinelles sont rattachées à une nouvelle piste), la probabilité de rattacher une nouvelle piste T_i à une ancienne piste T_{u_1} est telle que :

$$P\{T_i \rightarrow T_{u_1} \cap T_i \rightarrow \bar{T}_{u_2} \cap \dots \cap T_i \rightarrow \bar{T}_{u_n}\} = P\{T_i \rightarrow T_{u_1}\} \cdot P\{T_i \rightarrow \bar{T}_{u_2}\} \cdot \dots \cdot P\{T_i \rightarrow \bar{T}_{u_n}\} \quad (274)$$

La probabilité qu'aucune des n anciennes pistes ne soient raboutables à la nouvelle piste est :

$$P\{T_i \rightarrow \bar{T}_{u_1} \cap T_i \rightarrow \bar{T}_{u_2} \cap \dots \cap T_i \rightarrow \bar{T}_{u_n}\} = P\{T_i \rightarrow \bar{T}_{u_1}\} \cdot P\{T_i \rightarrow \bar{T}_{u_2}\} \cdot \dots \cdot P\{T_i \rightarrow \bar{T}_{u_n}\} \quad (275)$$

La probabilité de non décision est :

$$P\{T_i \rightarrow T_{u_1} \cap T_i \rightarrow T_{u_2} \cap \dots \cap T_i \rightarrow T_{u_n}\} = P\{T_i \rightarrow T_{u_1}\} \cdot P\{T_i \rightarrow T_{u_2}\} \cdot \dots \cdot P\{T_i \rightarrow T_{u_n}\} \quad (276)$$

Par conséquent pour chaque nouvelle piste une probabilité de rattacher ou de rabouter cette dernière à une ancienne piste est calculée. Si la probabilité de non décision (276) est importante (*i.e.* supérieure à un seuil fixé par expertise) alors aucune décision ne pourra être prise quant à l'origine de la piste (*i.e.* la piste est originaire d'une ancienne piste ou la piste est issue d'une nouvelle cible qui n'a pas encore été pistée). En revanche si la probabilité (274) ou (275) que la piste soit issue d'une ancienne piste ou d'une nouvelle cible est supérieure à un seuil fixé, alors une décision pourra être effectuée au temps courant quant à l'origine de la nouvelle piste.

Cette opération est réitérée à chaque scan, de façon à ce que si une ancienne piste est raboutée à une nouvelle piste, toutes les sentinelles associées à l'ancienne piste doivent être supprimées de l'ensemble des listes appartenant aux nouvelles pistes.

Cependant si un conflit persiste (*i.e.* une ancienne piste est rattachable à plusieurs nouvelles pistes), l'opérateur est alors alerté et aucune décision ne sera prise. La faiblesse de l'information (information cinématique et corrélation temporelle) ne permet pas de bien discriminer les objets pistés en sortie de masque. Une information sur le type de la cible (obtenu par un ROHUM ou ROIM par exemple) permettrait d'augmenter le pouvoir décisionnel et envisager une approche plus fine du problème par la théorie de l'évidence afin de gérer le conflit. L'introduction de l'information de type dans le processus de pistage GMTI a fait l'objet d'un récent article de Gattein dans [Gattein2006].

6.5. Simulations et résultats

L'introduction de l'information négative dans l'algorithme VS IMMC entraîne une modification des performances sur la précision de l'estimateur et la continuité du pistage. L'objectif de ce chapitre est d'utiliser l'information *a priori* sur la perceptibilité de la cible afin d'assurer la continuité du pistage lorsque cette dernière évolue dans un masque de terrain. C'est pourquoi, il est

proposé d'évaluer les performances de l'algorithme VS IMMC avec et sans la prise en compte de la perceptibilité de la cible lorsque cette dernière évolue d'abord sur un réseau ou il n'y a pas de masques de terrain puis sur un réseau avec des masques de terrain. Les mesures de performances utilisées pour évaluer l'apport de l'information négative dans le processus de pistage sont présentées dans une première partie puis deux scénarii sont étudiés afin d'évaluer la performance de l'algorithme VS IMMC en présence de masques de terrain. Dans cette partie, l'utilisation de l'algorithme SB-MHT (cf. 1.9.2) est nécessaire afin d'évaluer la pertinence de l'approche proposée dans un contexte multi-cible.

6.5.1. Mesures de performances

Afin de mesurer les performances entre les différents filtres, la racine de l'erreur quadratique moyenne (*RMSE* : Root Mean Square Error) de l'état, l'erreur quadratique moyenne moyennée sur un run (*ARMSE* : Average Root Mean Square Error) et la longueur moyenne des pistes rattachées à une vraie cible sont considérées. Les performances sont mesurées sur 100 exécutions de Monte-Carlo. Les mesures de performances sont alors définies au temps t_k par la racine de l'erreur quadratique moyenne en position :

$$RMSE_{pos}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} (x(k) - \hat{x}(k|k)_n)^2 + (y(k) - \hat{y}(k|k)_n)^2} \quad (277)$$

où x et y sont les positions simulées de la cible, et $\hat{x}(k|k)_n$, $\hat{y}(k|k)_n$ les positions estimées dans le plan local (O, X, Y) de la $n^{ième}$ réalisation de Monte-Carlo. De même, l'erreur quadratique en vitesse est définie par la relation suivant :

$$RMSE_{vit}(k) = \sqrt{\frac{1}{100} \cdot \sum_{n=1}^{(100)} (\dot{x}(k) - \hat{\dot{x}}(k|k)_n)^2 + (\dot{y}(k) - \hat{\dot{y}}(k|k)_n)^2} \quad (278)$$

où x et y sont les composantes de la vitesse simulée de la cible, et $\hat{\dot{x}}(k|k)_n$, $\hat{\dot{y}}(k|k)_n$ les composantes de la vitesse estimée dans le plan local (O, X, Y) de la $n^{ième}$ réalisation.

L'ARMSE est calculée uniquement pour les composantes positions :

$$ARMSE_{pos} = \sum_{k=0}^{T_{FIN}} RMSE_{pos}(k) \quad (279)$$

où T_{Fin} est la date de fin du scénario.

Le ratio de la durée de vie entre une piste et une cible i qui correspond à la cible la plus représentative de la piste (*i.e.* la cible qui a le plus grand nombre de ses mesures associées à la piste), est obtenu en divisant la longueur ℓ_i de la trajectoire vraie d'une cible i par la longueur moyenne L_i des pistes qui lui sont associées. Cette MOP est représentée par un histogramme qui montre le nombre de couples (pistes/cibles) en fonction du ratio de leur longueur (la somme des échantillons doit correspondre au nombre total de cibles). Ainsi, une cible divisée en plusieurs pistes de longueurs proches donnera des résultats médiocres, même si la cible est globalement bien suivie, car la piste contenant le plus de mesures n'en contiendra qu'une portion. Le résultat final pour chaque d'évaluation est obtenu en calculant la moyenne des différentes exécutions Monte Carlo.

$$RLP_i = \sum_{n=1}^{100} \frac{\ell_i(n)}{L_i(n)} \quad (280)$$

6.5.2. Scénario 1

L'objectif du scénario consiste à mesurer la perte sur la précision de l'estimateur lorsque l'algorithme VS IMMC prend en compte la probabilité de perception. Dans ce scénario, une cible évolue uniformément sur le réseau routier (Figure 128). Le capteur est supposé fixe et situé au point $(-45\ 000\ m, 30\ 000\ m)$ par rapport à l'origine du repère local $\{R_{TGL}\}$ (Figure 129). Les paramètres du capteur sont donnés dans la Figure 130. Les paramètres des filtres IMM SB-MHT et VS IMMC SB-MHT sont donnés dans la Figure 131, Figure 132 et Figure 133. Deux algorithmes VS IMMC sont utilisés : un algorithme noté VS IMMC₁ qui ne prend pas en compte la probabilité de perception de la cible, et un algorithme noté VS IMMC₂ qui prend en compte la probabilité de perception de la cible. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) est donnée par la Figure 134, les résultats sont synthétisés dans le Tableau 13.

6.5.2.1. Description du scénario

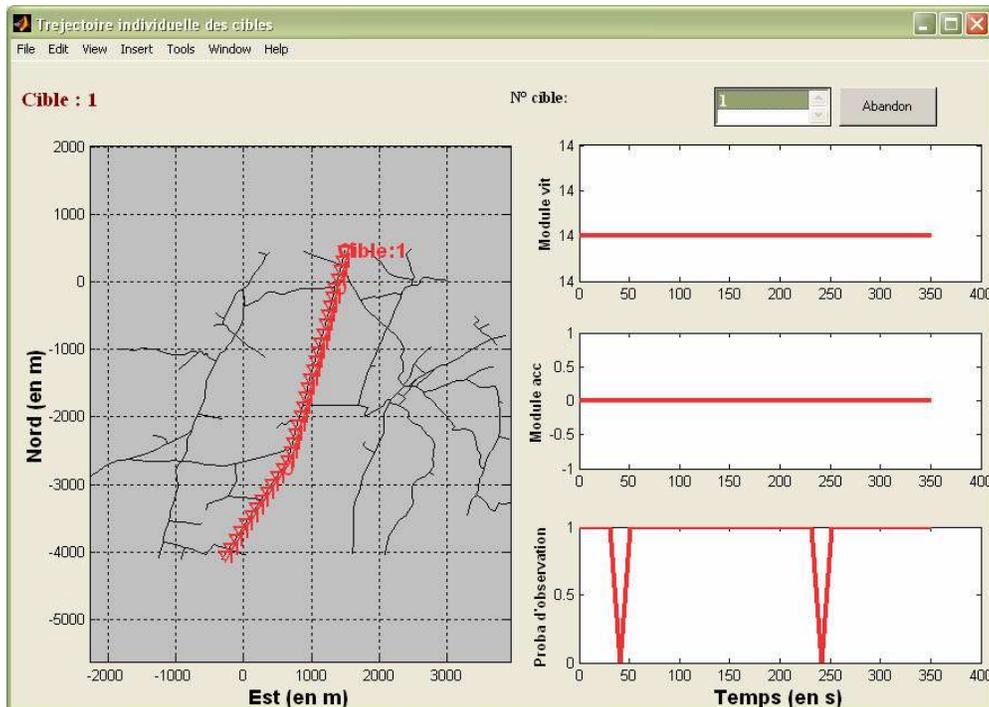


Figure 128 – Caractères cinématiques de la cible 1 aux instants d'échantillonnage.

La cible 1 évolue sur le réseau (graphique de gauche) du nord vers le sud à vitesse constante (le module de la vitesse est égale à 14 m/s (graphique en haut à droite) et l'accélération est nulle (graphique du milieu à droite). Suivant la probabilité de détection du capteur, la cible peut ne pas être détectée (graphique en bas à droite).

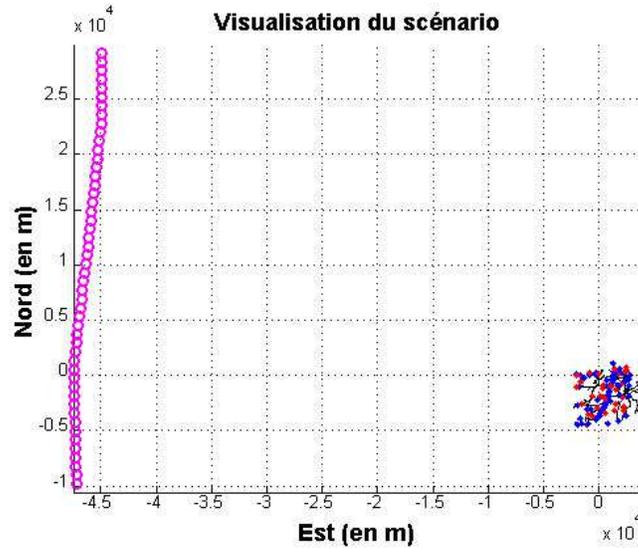


Figure 129 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTI.

La trajectoire du capteur est telle que l'axe de visée du capteur est quasiment orthogonal au déplacement de la cible rendant l'estimation de la localisation de la cible plus difficile.

6.5.2.2. Paramètres

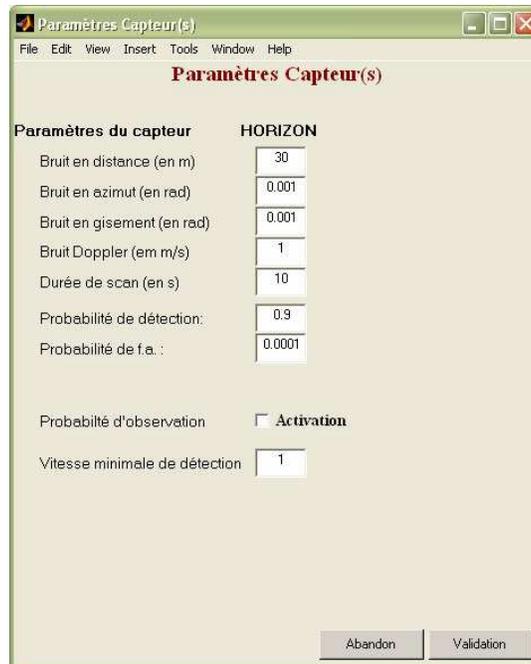


Figure 130 – Paramètres du capteur HORIZON.

La probabilité d'observation du capteur qui dépend de la géométrie du réseau et des masques de terrain (donc indépendante de la probabilité de détection propre au capteur) n'est pas cochée. Excepté les non-détections aléatoires, les cibles restent perceptibles par le capteur.

Paramètres du filtre IMM à 3 modèles

Paramètres observations

HORIZON

Bruits en distance (en m) : 30

Bruits en azimut (en rad) : 0.001

Bruits en gisement (en rad) : 0.001

Bruit Doppler (en m/s) : 1 Prise en compte Doppler

Incertitude sur les modèles : sigma

Bruit sur le modèle CV 1 : 0.05

Bruit sur le modèle CV 2 : 0.8

Matrice de transition des modèles :

CV 1 : 0.9 0.05 0.05

CV 2 : 0.05 0.9 0.05

Stop : 0.05 0.05 0.9

Matrice initiale de mixage :

CV 1 : 0.9 0.9 0.9

CV 2 : 0.1 0.1 0.1

Stop : 0 0 0

Vecteur de probabilité initial :

CV 1 : 0.9

CV 2 : 0.1

Stop : 0

Probabilité de détection : 0.9

Densité de fausses alarmes : 2.5664e-009 **Pfa = 6e-006**

Densité de nouvelles cibles : 2.5664e-007 **Pnt = 0.0006**

Seuil de confirmation de piste : 1e-007

Seuil de suppression de piste : 0.1

Seuil de suppression des hypothèses : 0.1

Nombre de branches à conserver : 4

Seuil proba. global d'une piste : 0.1

Nombre de scans avant le pruning : 2

Probabilité de fenêtrage : 0.99

Activation de la probabilité de perception

Durée de vie des sentinelles (en s) : 0

Prise en compte du Off Road **Vitesse max. de sortie :** 0

Abandon Validation

Figure 131 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres du capteur et de l'IMM à 3 modèles. Les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

Paramètres du filtre VS IMM sous contraintes à 3 modèles

Paramètres observations

HORIZON

Bruits en distance (en m) : 30

Bruits en azimut (en rad) : 0.001

Bruits en gisement (en rad) : 0.001

Bruit Doppler (en m/s) : 1 Prise en compte Doppler

Incertitude sur les modèles : sigma_d sigma_n

Bruit sur le modèle CV 1 : 0.05 0.05

Bruit sur le modèle CV 2 : 0.8 0.05

Matrice de transition des modèles :

CV 1 : 0.9 0.05 0.05

CV 2 : 0.05 0.9 0.05

Stop : 0.05 0.05 0.9

Matrice initiale de mixage :

CV 1 : 0.9 0.9 0.9

CV 2 : 0.05 0.05 0.05

Stop : 0.05 0.05 0.05

Vecteur de probabilité initial :

CV 1 : 0.9

CV 2 : 0.1

Stop : 0

Prise en compte du Off Road **Vitesse max. de sortie :** 0

Probabilité de détection : 0.9

Densité de fausses alarmes : 2.5664e-009 **Pfa = 6e-006**

Densité de nouvelles cibles : 2.5664e-007 **Pnt = 0.0006**

Seuil de confirmation de piste : 1e-007

Seuil de suppression de piste : 0.1

Seuil de suppression des hypothèses : 0.1

Nombre de branches à conserver : 4

Seuil proba. global d'une piste : 0.1

Nombre de scans avant le pruning : 2

Probabilité de fenêtrage : 0.99

Activation de la probabilité de perception

Durée de vie des sentinelles (en s) : 0

Abandon Validation

Figure 132 – Paramètres du filtre VS IMMC₁ SB-MHT sans la prise en compte de la probabilité de perception.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres du capteur et du VS IMMC à 3 modèles. Les sorties de routes ne sont pas prises en compte puisque ce thème sera abordé au chapitre suivant. Les paramètres en haut à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999]. La probabilité de perception n'est pas activée.

Paramètres du filtre VS IMMC

Paramètres du Filtre VS IMMC sous contraintes à 3 modèles

Paramètres observations		HORIZON		Probabilité de détection: <input type="text" value="0.9"/>	
Bruits en distance (en m)	<input type="text" value="30"/>			Densité de fausses alarmes: <input type="text" value="2.5664e-009"/>	Pfa =6e-006
Bruits en azimut (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			Densité de nouvelles cibles: <input type="text" value="2.5664e-007"/>	Pnt =0.0006
Bruits en gisement (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			Seuil de confirmation de piste: <input type="text" value="1e-007"/>	
Bruit Doppler (en m/s)	<input type="text" value="1"/>	<input checked="" type="checkbox"/> Prise en compte Doppler		Seuil de suppression de piste: <input type="text" value="0.1"/>	
Incertitude sur les modèles :		sigma_d	sigma_n	Seuil de suppression des hypothèses: <input type="text" value="0.1"/>	
Bruit sur le modèle CV 1	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>		Nombre de branches à conserver: <input type="text" value="4"/>	
Bruit sur le modèle CV 2	<input type="text" value="0.8"/>	<input type="text" value="0.05"/>		Seuil proba. global d'une piste: <input type="text" value="0.1"/>	
Matrice de transition des modèles :					
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>		
CV 2 :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.05"/>		
Stop :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.9"/>		
Matrice initiale de mixage :					
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>		
CV 2 :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>		
Stop :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>		
Vecteur de probabilité initial :					
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>				
CV 2 :	<input type="text" value="0.1"/>				
Stop :	<input type="text" value="0"/>				
<input type="checkbox"/> Prise en compte du Off Road		Vitesse max. de sortie :	<input type="text" value="0"/>		
				<input type="button" value="Abandon"/> <input type="button" value="Validation"/>	

Figure 133 – Paramètres du filtre VS IMMC₂ SB-MHT avec la prise en compte de la probabilité de perception.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres du capteur et du VS IMMC à 3 modèles. Les sorties de routes ne sont pas prises en compte puisque ce thème sera abordé au chapitre suivant. Les paramètres en haut à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999]. La probabilité de perception est activée.

6.5.2.3. Résultats et interprétations

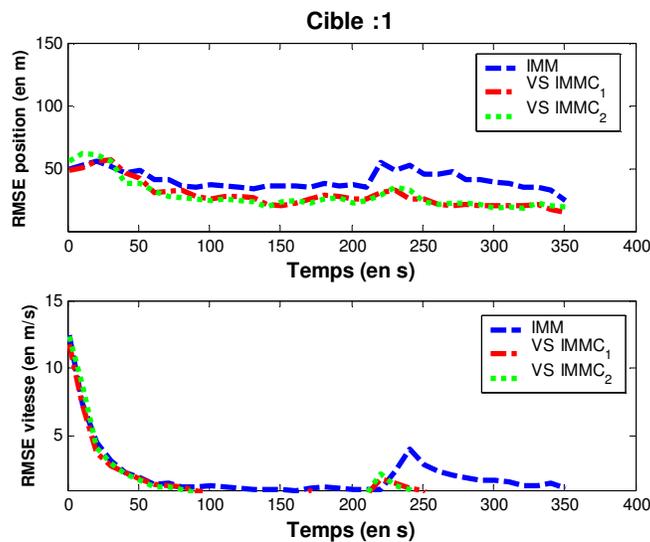


Figure 134 – RMSE de la cible 1.

La courbe bleue représente l'erreur quadratique en position et vitesse de l'algorithme IMM SB-MHT, la courbe rouge, l'erreur quadratique moyenne du VS IMMC₁ SB-MHT, et la courbe verte celle du VS IMMC₂ SB-MHT.

Tableau 13 – ARMSE.

	IMM SB-MHT	VS IMMC ₁ SB-MHT	VS IMMC ₂ SB-MHT
ARMSE (en m)	41.44	29.62	31.66

Ce scénario a pour but de mesurer la perte de précision de l'estimateur lorsque l'algorithme VS IMMC prend en compte la probabilité de perception. Par ailleurs, étant donné que pour ce scénario, il n'y pas de masques de terrain, la variation de la probabilité de perception n'est due qu'à la variation de la norme de vitesse radiale de la cible. Etant donné que l'axe de visée est orthogonal au déplacement de la cible, la probabilité de perception varie fortement. Cependant au vu des résultats (Figure 134), l'erreur quadratique moyenne en position et en vitesse du VS IMMC₁ (qui ne prend pas en compte la probabilité de perception) et du VS IMMC₂ (qui prend en compte la probabilité de perception) est plus faible que celle obtenue avec l'IMM. Néanmoins l'écart en précision reste faible puisque le déplacement du mobile est orthogonal à l'axe de visée du capteur augmentant ainsi l'imprécision sur la position de la cible. Ce résultat reste cohérent avec les résultats du Chapitre 2 pour lesquels nous avons démontré que la précision de l'estimateur varie en fonction du déplacement de la cible par rapport au capteur. De plus, la précision du VSIMMC₂ reste au moins aussi bonne que celle du VS IMMC₁ puisque l'écart de l'erreur quadratique moyenne moyennée (Tableau 13) est de 2.4 m soit une perte de 8 % par rapport au VS IMMC₁ pour ce scénario.

Par conséquent, pour un scénario où les conditions de perceptibilité de la cible sont dégradées mais pour lequel la cible est toujours détectée, l'introduction de la probabilité de perception dans le VS IMMC n'a que peu d'impact sur la précision de l'estimateur.

6.5.3. Scénario 2

Pour ce scénario, les masques liés à l'élévation du terrain et la géométrie du réseau sont considérés (Figure 135). L'objectif est d'évaluer la performance des sentinelles sur la continuité du pistage dans un contexte d'association difficile. 5 cibles sont considérées et évoluent sur le réseau (Figure 136 à Figure 140). La complexité du scénario est liée aux non perceptions des cibles au niveau du masque n°10 (Figure 135), mais aussi à la proximité des cibles entre elles. Par ailleurs, les cibles 1, 2 et 3 évoluent ensemble sur la même route au début du scénario, puis la cible 2 (cible du milieu du convoi) rompt la formation pour emprunter une autre route au niveau du masque de terrain (Figure 137). Le capteur GMTI se déplace dans une direction quasiment parallèle à l'ensemble des trajectoires des cibles (Figure 141) de manière à ce que l'axe de visée du capteur soit orthogonal à la vitesse de déplacement des cibles et avoir une probabilité d'observation de la cible quasi nulle. Les paramètres du capteur GMTI, du filtre IMM et du filtre VS IMMC sont donnés respectivement dans la Figure 142, Figure 143 et la Figure 144. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) est donnée par les Figure 145 à Figure 149, le ratio des longueurs des pistes est donné pour l'IMM MHT dans la Figure 150 et ceux du VS IMMC dans la Figure 151, les valeurs synthétisées sont fournies par le Tableau 14.

6.5.3.1. Description du scénario

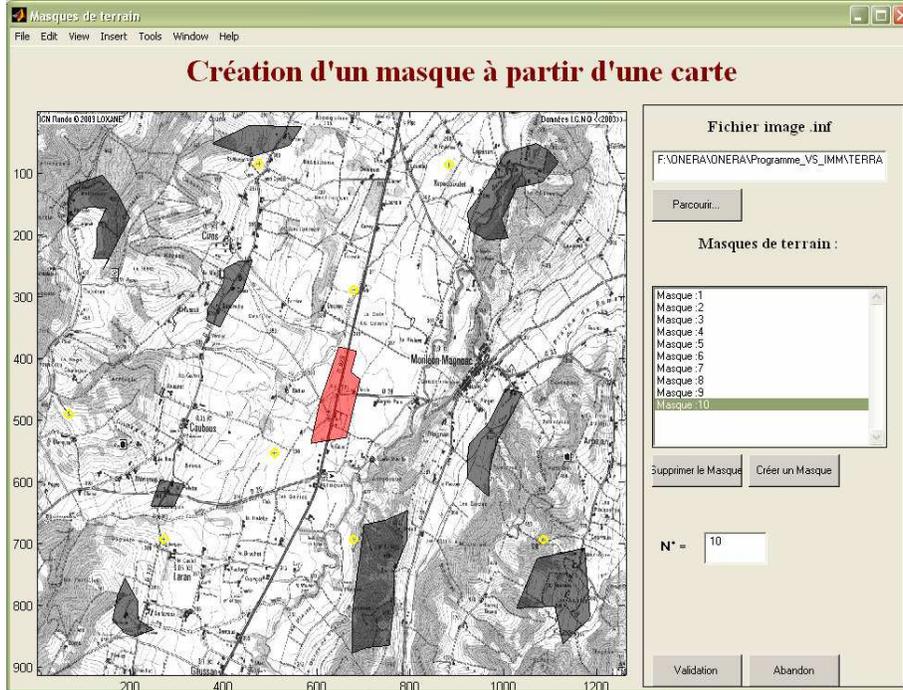


Figure 135 – Création des masques de terrain.

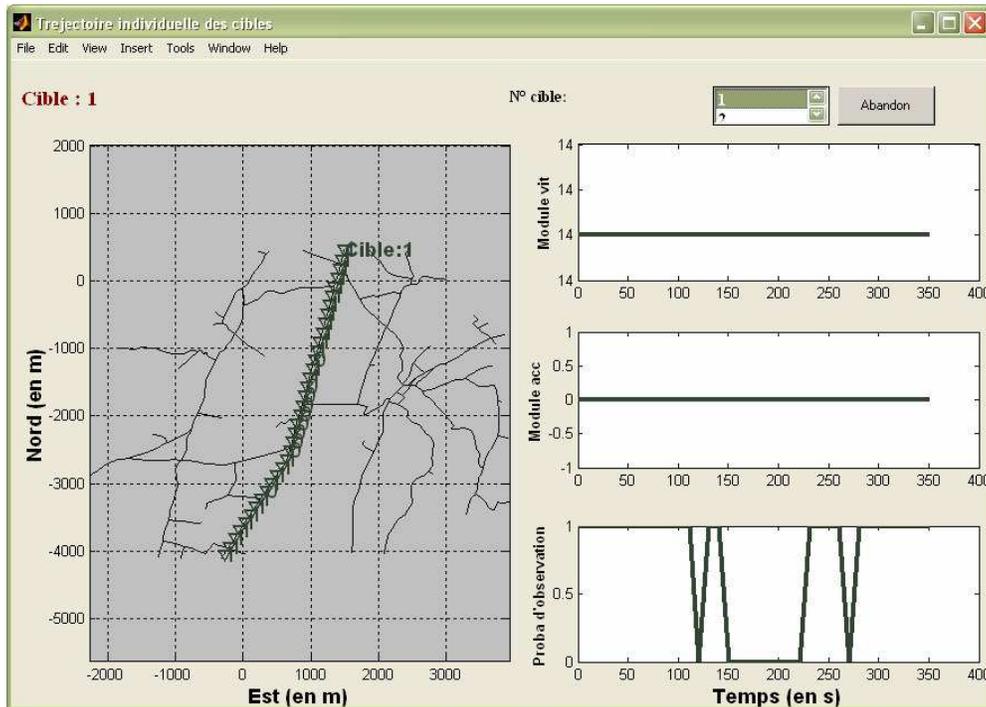


Figure 136 – Caractéristiques cinématiques de la cible 1.

La cible 1 se déplace du nord au sud (figure à gauche) à vitesse constante (figure à droite en haut). En plus des non détections liées à la probabilité de détection du capteur la cible est imperceptible lorsqu'elle rentre dans le masque de terrain entre les instants 151 s et 221 s (figure en bas à droite).

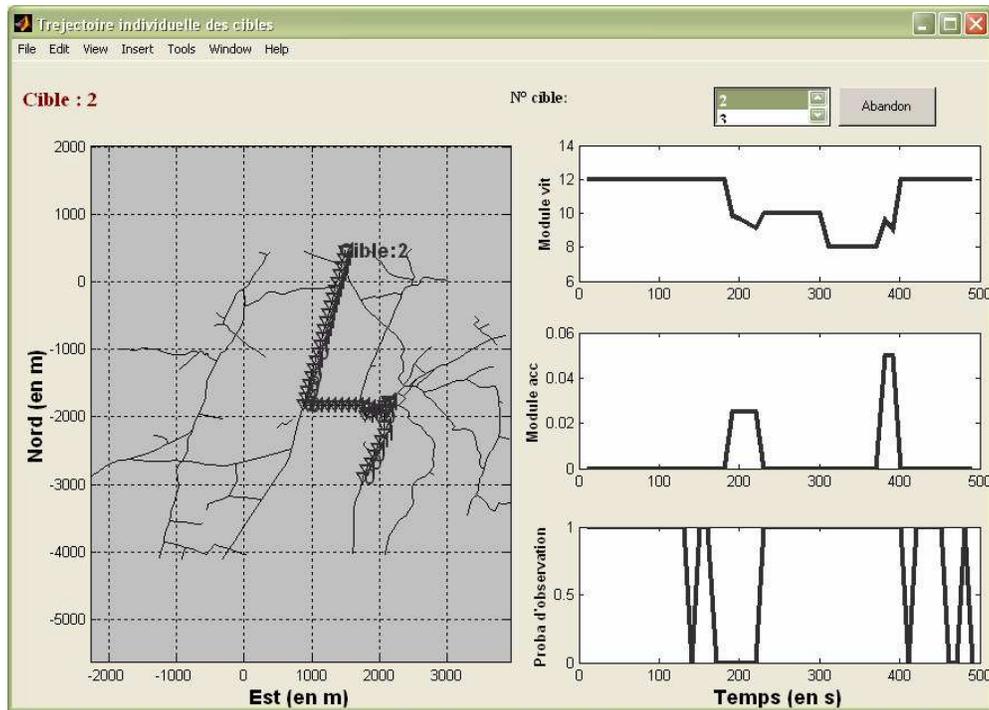


Figure 137 – Caractéristiques cinématiques de la cible 2.

La cible 2 (cible du milieu du convoi) se déplace du nord au sud et change de direction dans le masque (figure à gauche), elle évolue à vitesse variable (figure à droite en haut) et à accélération variable (figure du milieu à droite). En plus des non détections liées à la probabilité de détection du capteur, la cible est imperceptible lorsqu'elle rentre dans le masque de terrain entre les instants 171 s et 221 s (figure en bas à droite).

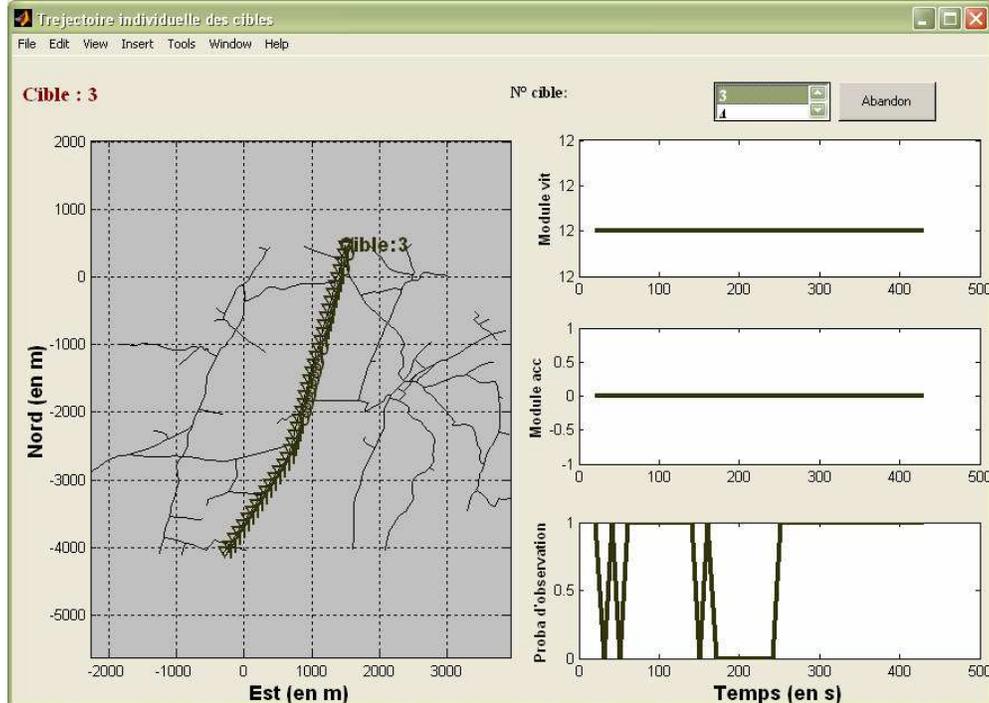


Figure 138 – Caractéristiques cinématiques de la cible 3.

La cible 3 (cible de fin du convoi) se déplace du nord au sud (figure à gauche), elle évolue à vitesse constante (figure à droite en haut) et à accélération nulle (figure du milieu à droite). En plus des non détections liées à la probabilité de détection du capteur la cible est imperceptible lorsqu'elle rentre dans le masque de terrain entre les instants 181 s et 251 s (figure en bas à droite).

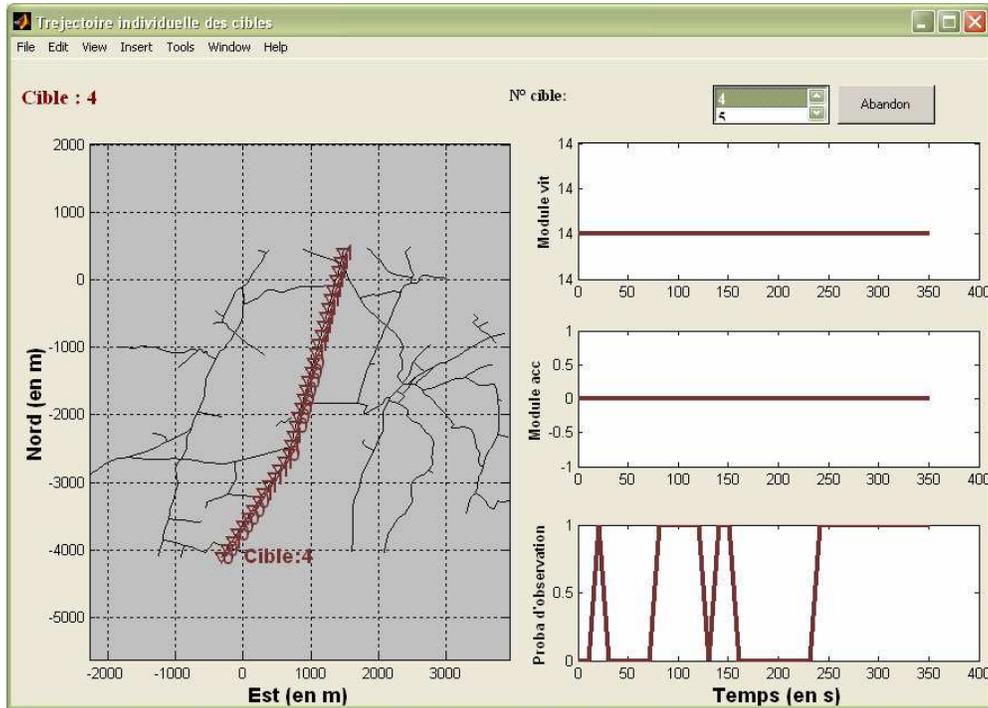


Figure 139 – Caractéristiques cinématiques de la cible 4.

La cible 4 se déplace du sud au nord (figure à gauche), elle évolue à vitesse constante (figure à droite en haut) et à accélération nulle (figure du milieu à droite). En plus des non détections liées à la probabilité de détection du capteur la cible est imperceptible lorsqu'elle rentre dans le masque de terrain entre les instants 211 s et 281 s (figure en bas à droite).

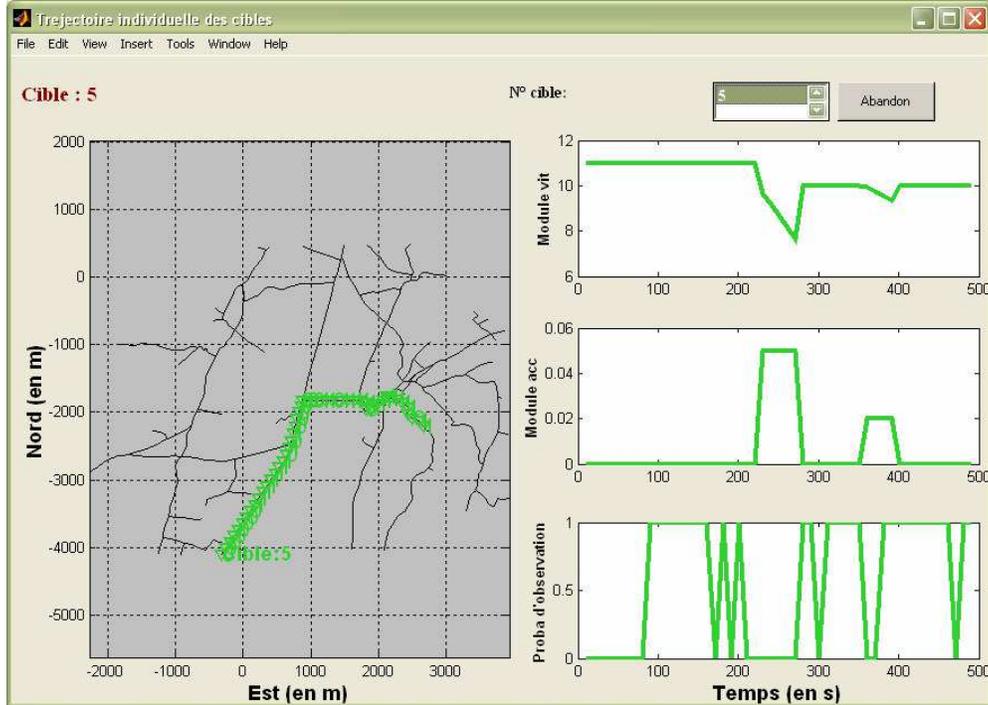


Figure 140 – Caractéristiques cinématiques de la cible 5.

La cible 5 se déplace du sud au nord et modifie sa trajectoire dans le masque de terrain (figure à gauche), elle évolue à vitesse variable (figure à droite en haut) et à accélération variable (figure du milieu à droite). En plus des non détections liées à la probabilité de détection du capteur la cible est imperceptible lorsqu'elle rentre dans le masque de terrain entre les instants 211 s et 281 s (figure en bas à droite).

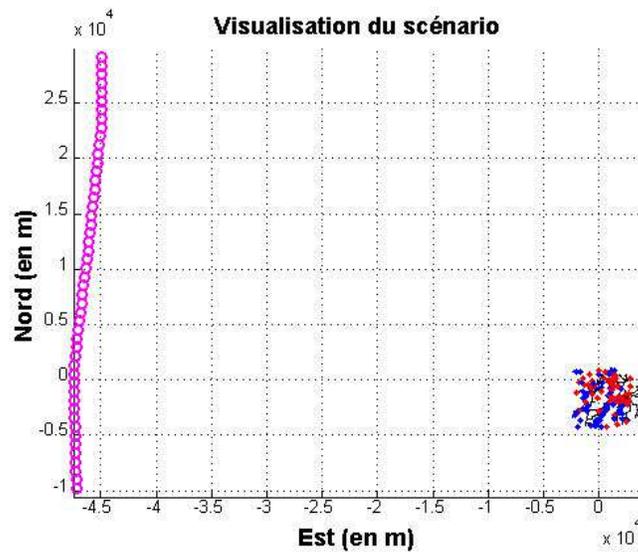


Figure 141 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTI.

La trajectoire du capteur (nord-sud) est telle que l'axe de visée du capteur est quasiment orthogonal au déplacement de la cible rendant l'estimation de la localisation de la cible plus difficile (cf. 6.2.3).

6.5.3.2. Paramètres

Figure 142 est une fenêtre de dialogue intitulée "Paramètres Capteur(s)". Elle contient les paramètres suivants :

Paramètres du capteur	HORIZON
Bruit en distance (en m)	30
Bruit en azimut (en rad)	0.001
Bruit en gisement (en rad)	0.001
Bruit Doppler (en m/s)	1
Durée de scan (en s)	10
Probabilité de détection:	0.9
Probabilité de f.a. :	1e-004
Probabilité d'observation	<input checked="" type="checkbox"/> Activation
Vitesse minimale de détection	0.5

À la base de la fenêtre, il y a deux boutons : "Abandon" et "Validation".

Figure 142 – Paramètres du capteur HORIZON.

Paramètres du filtre IMM

Paramètres du Filtre IMM à 3 modèles

Paramètres observations **HORIZON**

Bruits en distance (en m) : 30

Bruits en azimut (en rad) : 0.001

Bruits en gisement (en rad) : 0.001

Incertitude sur les modèles : **sigma**

Bruit sur le modèle CV 1 : 0.05

Bruit sur le modèle CV 2 : 0.8

Matrice de transition des modèles :

CV 1 : 0.9 0.05 0.05

CV 2 : 0.05 0.9 0.05

Stop : 0.05 0.05 0.9

Matrice initiale de mixage :

CV 1 : 0.9 0.9 0.9

CV 2 : 0.1 0.1 0.1

Stop : 0 0 0

Vecteur de probabilité initial :

CV 1 : 0.9

CV 2 : 0.1

Stop : 0

Probabilité de détection : 0.9

Densité de fausses alarmes : 2.5664e-009 Pfa = 6e-006

Densité de nouvelles cibles : 2.5664e-007 Pnt = 0.0006

Seuil de confirmation de piste : 1e-007

Seuil de suppression de piste : 0.1

Seuil de suppression des hypothèses : 0.1

Nombre de branches à conserver : 4

Seuil proba. global d'une piste : 0.1

Nombre de scans avant le pruning : 2

Probabilité de fenêtrage : 0.99

Abandon Validation

Figure 143 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres du capteur et de l'IMM à 3 modèles. Les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

Paramètres du filtre VS IMMC

Paramètres du Filtre VS IMM sous contraintes à 3 modèles

Paramètres observations **HORIZON**

Bruits en distance (en m) : 30

Bruits en azimut (en rad) : 0.001

Bruits en gisement (en rad) : 0.001

Bruit Doppler (en m/s) : 1 Prise en compte Doppler

Incertitude sur les modèles : **sigma_d** **sigma_n**

Bruit sur le modèle CV 1 : 0.05 0.01

Bruit sur le modèle CV 2 : 0.6 0.2

Matrice de transition des modèles :

CV 1 : 0.9 0.05 0.05

CV 2 : 0.05 0.9 0.05

Stop : 0.05 0.05 0.9

Matrice initiale de mixage :

CV 1 : 0.9 0.9 0.9

CV 2 : 0.05 0.05 0.05

Stop : 0.05 0.05 0.05

Vecteur de probabilité initial :

CV 1 : 0.9

CV 2 : 0.1

Stop : 0

Prise en compte du Off Road Vitesse max. de sortie : 6

Probabilité de détection : 0.9

Densité de fausses alarmes : 2.5664e-009 Pfa = 6e-006

Densité de nouvelles cibles : 2.5664e-007 Pnt = 0.0006

Seuil de confirmation de piste : 1e-007

Seuil de suppression de piste : 0.1

Seuil de suppression des hypothèses : 0.1

Nombre de branches à conserver : 4

Seuil proba. global d'une piste : 0.1

Nombre de scans avant le pruning : 2

Probabilité de fenêtrage : 0.99

Activation de la probabilité de perception

Durée de vie des sentinelles (en s) : 40

Abandon Validation

Figure 144 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres du capteur et du VS IMMC à 3 modèles. Les sorties de routes sont prises. Les paramètres en haut à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999]. La probabilité de perception est activée et la durée de vie moyenne des sentinelles est de 40 s.

6.5.3.3. Résultats et interprétations

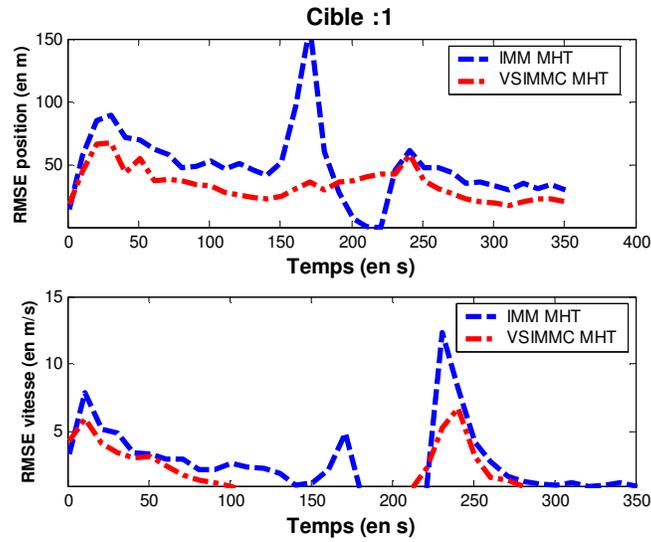


Figure 145 – RMSE de la cible 1.

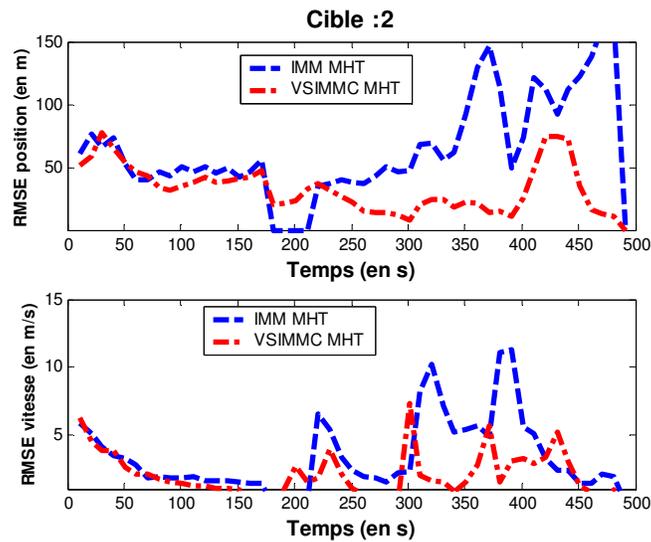


Figure 146 – RMSE de la cible 2.

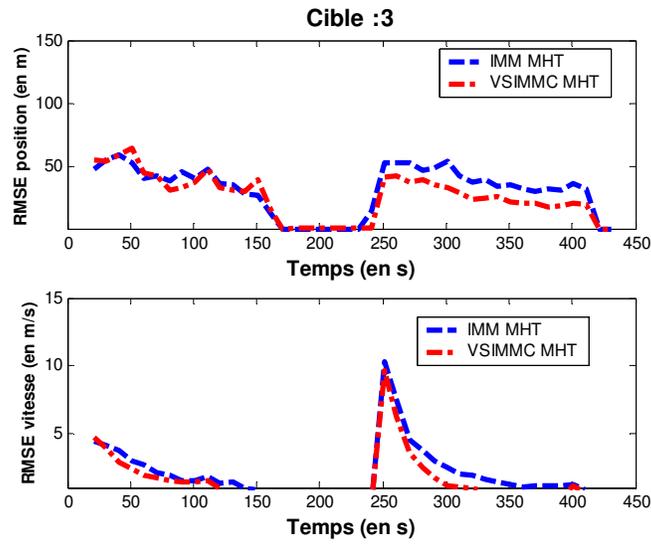


Figure 147 – RMSE de la cible 3.

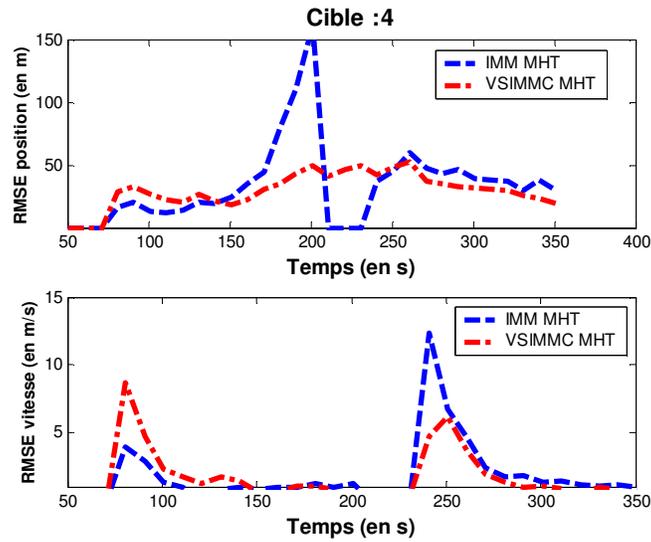


Figure 148 – RMSE de la cible 4.

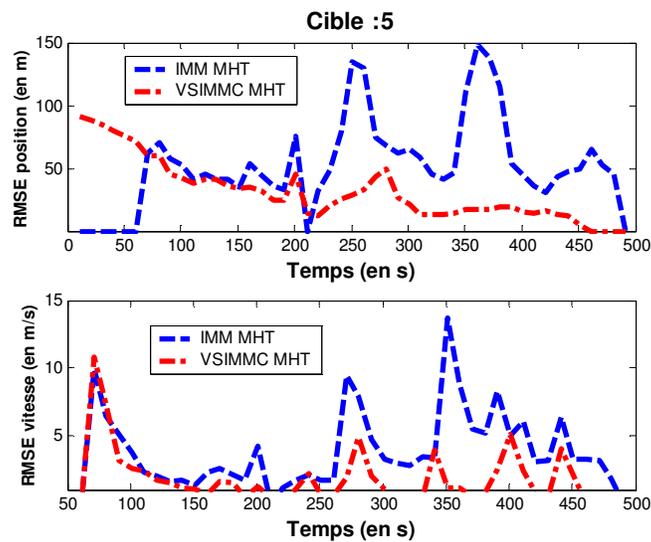


Figure 149 – RMSE de la cible 5.

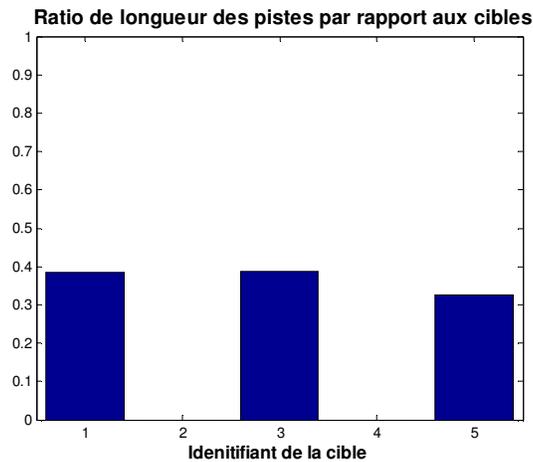


Figure 150 – Ratio des longueurs des pistes de l'IMM MHT par rapport aux objets réels.

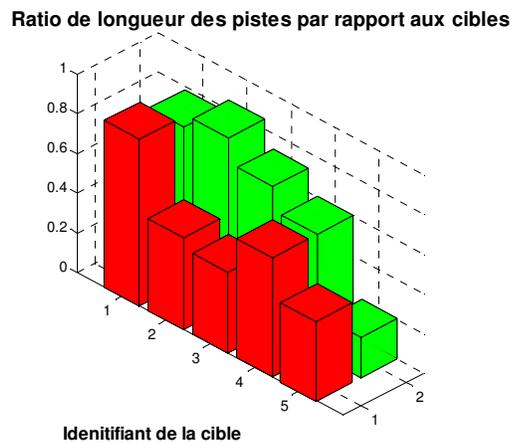


Figure 151 – Ratio des longueurs des pistes du VS IMMC par rapport aux cibles.

L'histogramme en rouge représente le ratio des longueurs de pistes confirmées (i.e. sans ambiguïtés d'association) après décision en sortie de masque. L'histogramme en vert représente le ratio des longueurs des pistes confirmées après décision et présentes dans les nouvelles pistes si aucune décision n'a pu être prise.

Ce scénario a pour objectif de mesurer l'apport de la probabilité de perception et de l'utilisation des sentinelles lorsque la cible n'est plus détectée. Tout d'abord, l'erreur de l'IMM-MHT pour chaque cible est incalculable lorsque les cibles rentrent dans le masque puisque l'IMM-MHT ne prend pas en compte la probabilité de perception. De plus la précision de l'estimateur issu du VS IMMC est globalement meilleure que celle obtenue avec l'estimateur issu de l'IMM-MHT. En effet, en raison de la perceptibilité de la cible et de la complexité du scénario multi-cible, les pistes de l'IMM-MHT représentatives des trajectoires des cibles réelles sont discontinues (Figure 150). De temps en temps, elles sont tellement courtes qu'elles ne sont pas considérées comme des pistes associées à des cibles (comme pour les pistes des cibles 2 et 4 qui n'existent pas).

En revanche l'utilisation des sentinelles combinée avec la contrainte liée au réseau contribue à assurer la continuité de la piste même après le masque de terrain. L'histogramme en rouge de la Figure 151 représente le ratio entre la longueur des pistes confirmées obtenues à la fin du pistage et la longueur de la trajectoire vraie de la cible et l'histogramme en vert représente le ratio entre la longueur des pistes confirmées combinée avec la longueur des nouvelles pistes validées par une sentinelle sur la longueur de la trajectoire vraie de la cible. Ainsi, si aucune décision ne peut être prise sur l'appartenance d'une nouvelle piste à une ancienne piste, le ratio rouge de la cible associée sera faible, mais si la cible est bien suivie par la nouvelle piste (validée par une sentinelle en sortie

de masque), alors le ratio en vert sera élevé ce qui tendra à prouver que la continuité de la piste est préservée. De plus, en raison d'une faible probabilité d'association piste/sentinelle, aucune décision ne sera prise quant à l'origine de la nouvelle piste.

D'après la Figure 151, il est donc possible de remarquer que les cibles 1 et 4 sont globalement bien pistées. En effet, la cible 1 est la première cible à sortir du masque de terrain et aucune autre cible ne sort du masque au même instant. Ainsi la nouvelle piste créée en sortie masque par la mesure issue de la cible 1 et validée par la sentinelle issue de la piste associée à la cible 1, est quasiment sûre d'être rattachée à l'ancienne piste associée à la cible 1 avant son entrée dans le masque. La décision effectuée par la technique présentée dans la partie 6.4.3 garantit l'unicité de la solution et associe sans aucune ambiguïté la nouvelle piste à l'ancienne piste représentative de la trajectoire de la cible 1. Ainsi le ratio en rouge et vert de la longueur des pistes de la cible 1 est environ égal à 1 ce qui implique que la longueur de la piste est égale à la trajectoire de la cible. Le même constat s'applique pour la cible 4, en revanche le ratio est plus faible en raison de la non détection de la cible au début de sa trajectoire. Etant donné que la cible 4 n'est pas détectée au début, le système ne peut initialiser une piste d'un objet qui n'est pas détecté.

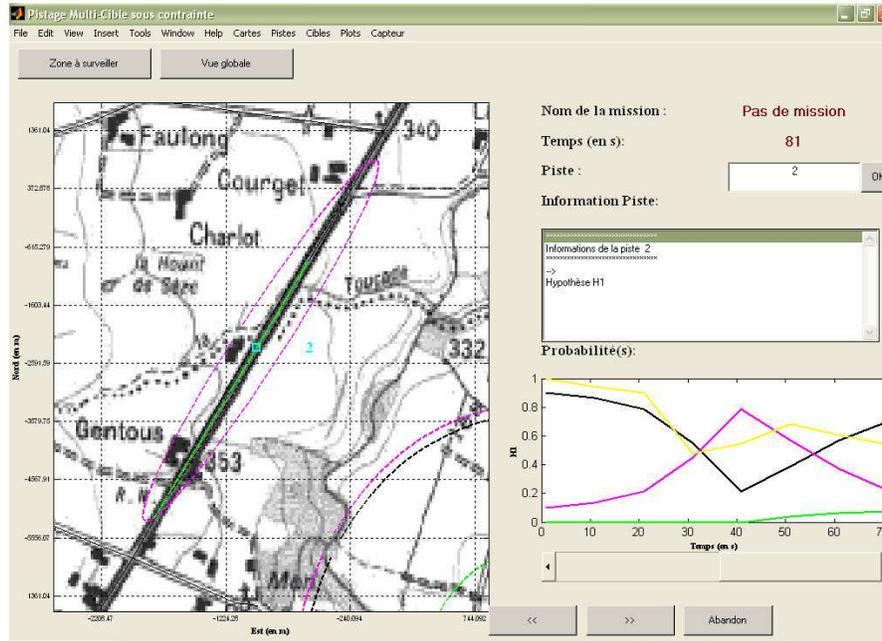
Par ailleurs, il est possible de constater que pour les cibles 2 et 3 le ratio en rouge est faible tandis que le ratio en vert est proche de 1. En fait, les cibles 2 et 3 quittent à peu près au même instant le masque de terrain mais à des sorties différentes. Or, pour chaque piste associée aux cibles 2 et 3 entrées dans le masque, les sentinelles des pistes se sont dupliquées au niveau de l'intersection. Ainsi, il existe deux sentinelles pour chaque piste situées aux deux sorties du masque. Lorsqu'une mesure, ou plot MTI, issue des cibles 2 ou 3 apparaît, elle est validée par les deux sentinelles associées aux pistes des cibles 2 et 3. La nouvelle piste générée est donc potentiellement rattachable à deux anciennes pistes. En raison de l'ambiguïté importante d'association, la technique présentée dans la partie 6.4.3 n'aboutit sur aucune décision mais la continuité du pistage est préservée puisque dans les nouvelles pistes figurent une liste d'anciennes pistes à rabouter. C'est pourquoi le ratio en vert des cibles 2 et 3 est voisin de 1.

Concernant la cible 5, il apparaît que cette dernière est mal pistée. Les ratios en rouge et vert sont faibles. Il s'agit là de la faiblesse de l'approche proposée. Tout d'abord, la cible 5 n'est pas détectée au début de sa trajectoire (comme pour la cible 4) et l'algorithme ne peut initialiser de nouvelle piste, ce qui explique un ratio inférieur à 1. Par ailleurs, lorsque la cible 5 s'approche de l'entrée du masque, la sentinelle issue de la cible 1 sort du masque. Ainsi, dès que le plot MTI issu de la cible 1 apparaît, la sentinelle valide ce plot comme étant le plot issu de la cible 1 et crée une nouvelle piste mais la piste de la cible 5 peut aussi de temps en temps valider ce plot comme étant le plot issu de la cible 5. Au niveau du MHT, le scénario d'association le plus probable est donc de temps en temps l'association de la piste issue de la cible 5 avec le plot MTI issu de la cible 1 et non pas la génération d'une nouvelle piste. La piste issue de la cible 5 détecte alors une manœuvre et ne rentre pas dans le masque de terrain et aucune sentinelle ne sera générée. C'est pourquoi le ratio vert de la cible 5 est plus faible que le ratio rouge de la cible 5 et le ratio vert de la cible 1 légèrement plus faible que celui de la cible 1.

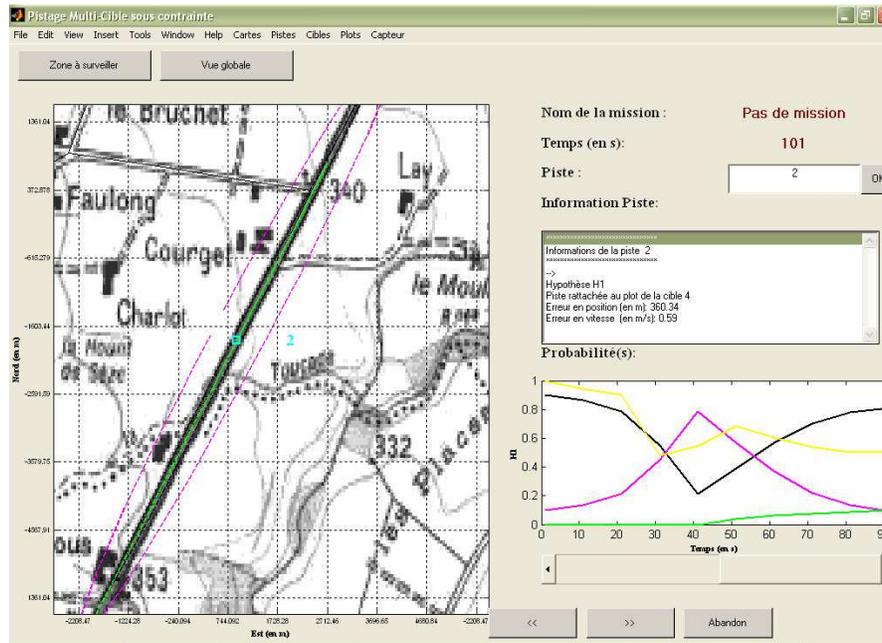
Tableau 14 – ARMSE (en m):

	IMM SB-MHT	VS IMMC SB-MHT
Cible 1 :	50.48	34.31
Cible 2 :	72.22	34.77
Cible 3 :	41.64	29.20
Cible 4 :	43.02	33.66
Cible 5 :	62.91	34.14

6.5.3.4. Visualisation de la sortie du VS IMMC sur un jet de Monte-Carlo

Figure 152 – Capture d'écran n°1 au temps $t=81$ s.

La piste 2 n'est rattachée à aucun plot MTI. C'est pourquoi la position de l'estimateur de l'état global est représentée par un carré cyan sur la figure. La probabilité de perception (courbe jaune) est égale à 0.5 environ, ce qui permet de ne pas activer totalement le modèle STOP (courbe verte). La courbe noire représente la probabilité du modèle CV 1 à faible bruit sur le modèle et la courbe mauve la probabilité du modèle CV 2 à fort bruit sur le modèle. Les ellipses représentent les contours d'équiprobabilités des états prédits de chaque modèle dynamique (noir pour le modèle CV 1, mauve pour le modèle CV 2 et vert pour le modèle STOP).

Figure 153 – Capture d'écran n°2 au temps $t=101$ s.

La piste 2 n'est toujours pas rattachée à un plot MTI. Par ailleurs en raison de la faible probabilité de perception de la cible (courbe jaune) la position de l'estimateur global de l'état s'est déplacée sur le réseau.

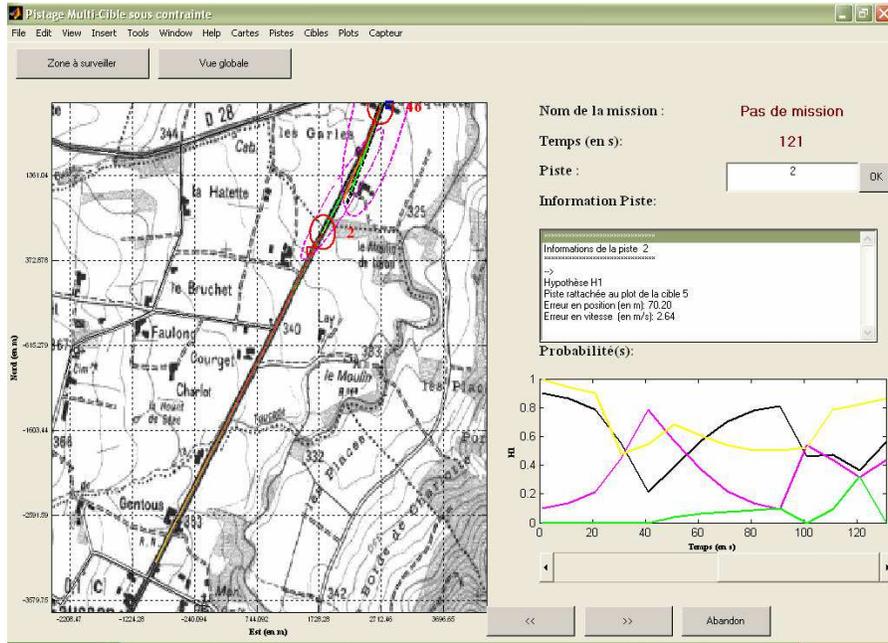


Figure 154 – Capture d'écran n°3 au temps $t=121s$.

La piste 2 a validé un plot MTI (carré rouge) et la piste est confirmée (la piste est rouge).

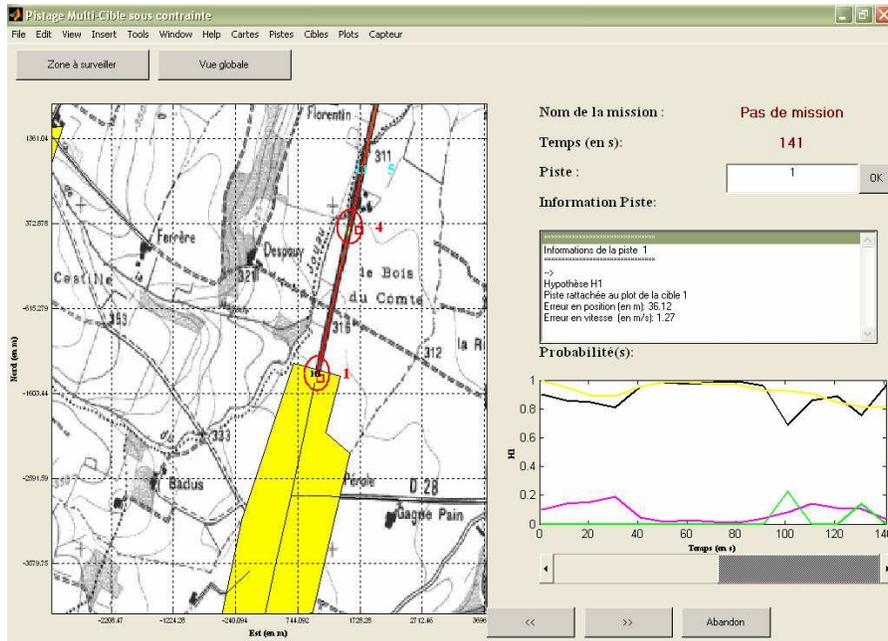


Figure 155 – Capture d'écran n°4 au temps $t=141s$.

Juste avant que la cible associée à la piste 1 (piste confirmée car de couleur rouge) rentre dans le masque de terrain (zone jaune), la piste valide un plot MTI.

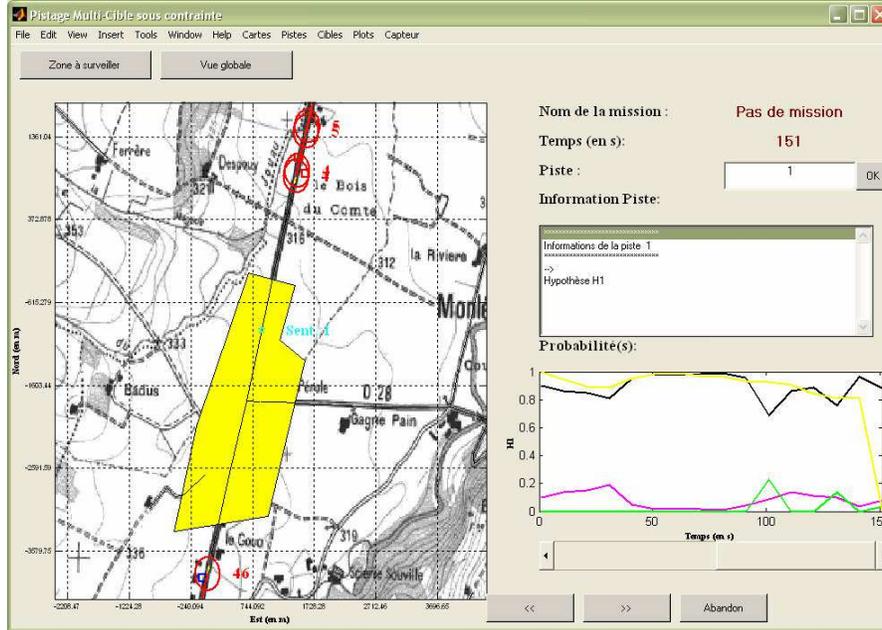


Figure 156 – Capture d'écran n°5 au temps t=151 s.

La piste 1 est dans le masque de terrain (zone en jaune) et la probabilité de perception est nulle (courbe jaune). L'état se place dans une configuration de sentinelle spatio-temporelle (pentagramme cyan sur la figure).

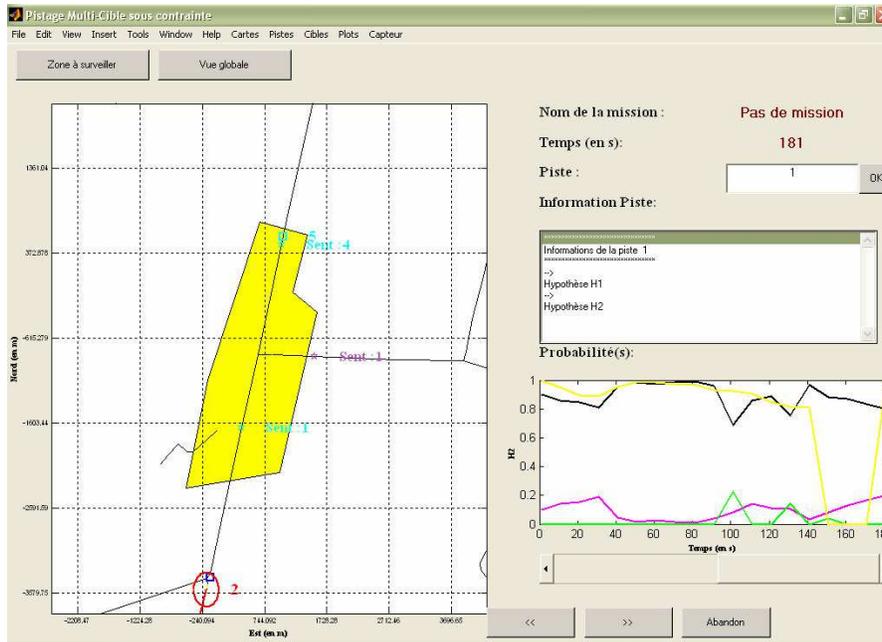


Figure 157 – Capture d'écran n°6 au temps t=181 s.

La sentinelle associée à la piste 1 s'est positionnée dans le temps à l'une des sorties du masque de terrain (zone jaune). Etant donné que sa probabilité de perception est non nulle (courbe jaune), la sentinelle devient alors active (pentagramme de couleur mauve).

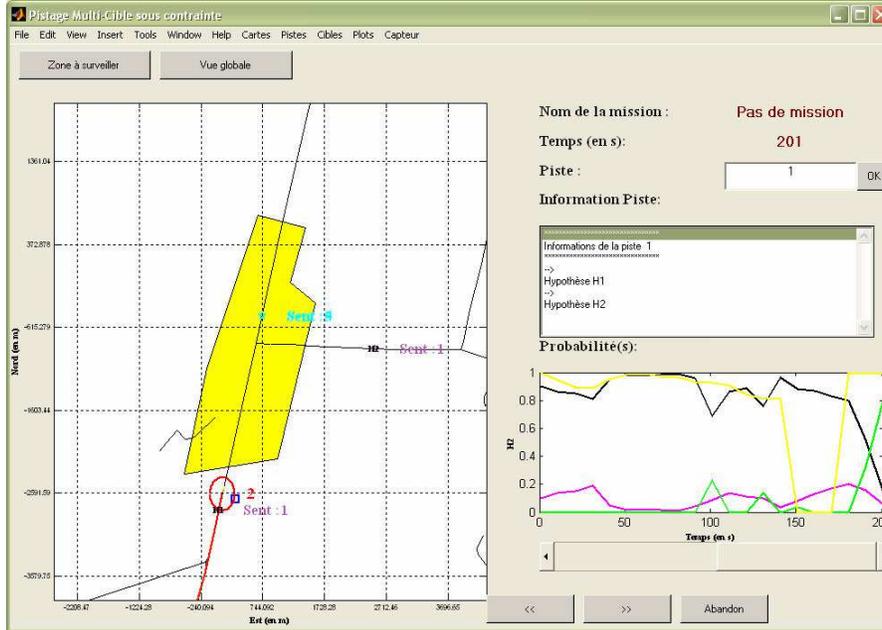


Figure 158 – Capture d'écran n°7 au temps t=201 s.

Toutes les sentinelles de la piste 1 sont sorties du masque et actives (pentagramme mauve). La sentinelle associée à l'hypothèse H2 (située à droite du masque) est bien à l'arrêt puisque la probabilité du modèle STOP (courbe verte) tend vers 1.

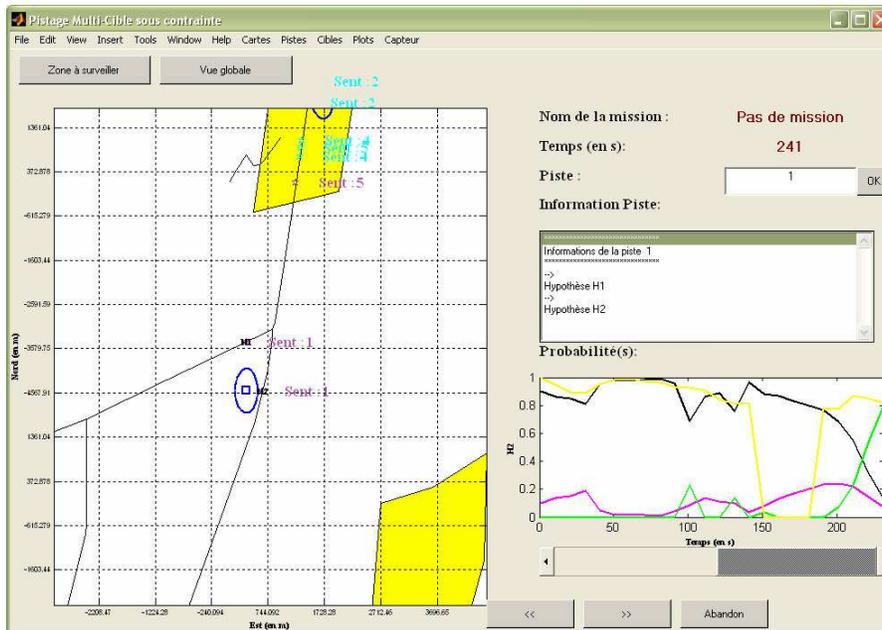


Figure 159 – Capture d'écran n°8 au temps t=241 s.

Les sentinelles associées à la piste 1 se sont déplacées sur cette partie du réseau car la probabilité de perception (courbe jaune) est égale à 0.8. De plus, sur cette même partie du réseau la cible associée à la piste 1 n'est pas détectée par le capteur car sa vitesse radiale est inférieure à la vitesse minimale de détection. Un plot MTI apparaît à proximité de la sentinelle et une nouvelle piste est créée.

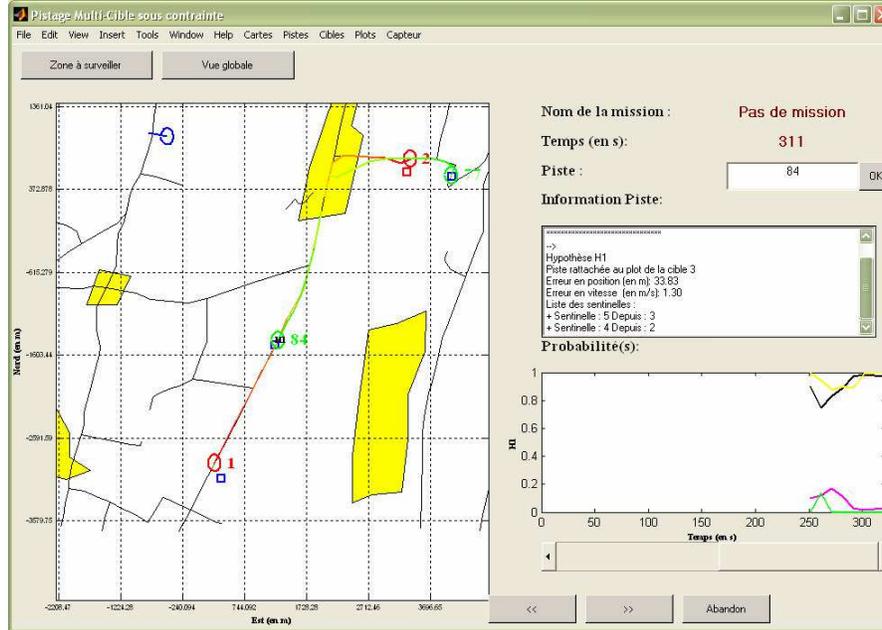


Figure 160 – Capture d'écran n°9 au temps $t=311$ s.

La nouvelle piste créée à proximité de la sentinelle 1 a été rattachée à la piste 1. La piste 84 est une nouvelle piste potentiellement rattachable (car la piste est verte) à deux anciennes pistes : la piste 2 ou la piste 5.

6.6. Conclusion

Dans ce chapitre, la prise en compte des masques de terrain dans l'algorithme de pistage à plusieurs modèles dynamiques contraints au réseau routier (VS IMMC, Variable Interacting Multiple under Constraint) a été proposée. Les sources de non détection sont liées, dans cette étude, à trois phénomènes : l'arrêt de la cible, qui est propre à l'objet détecté et indépendant de la nature du terrain, la vitesse radiale de la cible, inférieure à la MDV (Minimal Detection Velocity) et l'élévation du terrain, qui peut générer des zones "aveugles" suivant la position du capteur. Le modèle STOP est introduit dans l'IMM (Interacting Multiple Model) et activé lorsque la cible n'est plus détectée. Les deux derniers masques, quant à eux, sont modélisables et constituent deux informations *a priori* que nous avons introduites au niveau du calcul de la vraisemblance de chaque modèle dynamique et du score de la piste. La stratégie que nous proposons alors est, en l'absence d'informations complémentaire (type de la cible, signature radar de la cible,...), de placer des sentinelles spatio-temporelles en sorties des masques lorsque la piste rentre dans un masque de terrain. Chaque nouvelle piste générée à proximité d'une sentinelle se voit attribuer une probabilité que l'objet pisté soit effectivement la cible associée à la sentinelle.

Nous proposons une approche qui consiste à sélectionner automatiquement les sentinelles les plus probables et confirmer ainsi les nouvelles pistes comme étant déjà des objets pistés et rabouter les anciennes pistes avec les nouvelles. Il est évident que des informations sur le type ou la classe de la cible augmenteraient le pouvoir décisionnel et ainsi la fiabilité de la décision. Par ailleurs si une ambiguïté apparaît dans l'association d'une nouvelle piste à une ancienne piste, aucune décision ne sera prise mais l'opérateur restera alerté et les différents choix possibles lui seront proposés.

Les performances liées à l'introduction de la probabilité de perception ont été mesurées sur des scénarii simples. Dans un premier temps, nous avons constaté sur un scénario où la précision de la cible est dégradée que l'introduction de l'information négative dans le processus de pistage sous contrainte n'a que peu d'impact sur la précision de l'estimateur par rapport au même algorithme qui ne prend pas en compte l'information négative. Par ailleurs, lorsque des cibles entrent dans un même masque, l'utilisation de la sentinelle assure la continuité du pistage. Cependant, une modification du MHT (Multiple Hypothesis Tracker) s'avère nécessaire pour éviter la perte de la nouvelle piste (issue de la validation par une sentinelle), en raison de l'association plus probable d'une piste arrivant dans le masque avec le plot MTI.

Chapitre 7.

Simulations et résultats

7.1. Introduction

Dans les parties précédentes, un algorithme de pistage multi-cible VS IMMC SB-MHT (Variable Structure Interacting Multiple Model under Constraint in a Structerd Branching Mukltiple Hypoytheses Tracker), adapté au réseau routier, a été présenté. Il permet de contraindre les cibles à suivre le réseau routier et à pister les cibles manœuvrantes. L'objectif de cette partie est d'évaluer les performances de cet algorithme en termes de précision mais aussi de qualité d'association. Pour cela, j'ai développé un logiciel sous MATLAB permettant de créer un réseau routier à partir d'une carte numérique, de générer des scénarii multi-cible et d'évaluer les performances de l'algorithme VS IMMC SB-MHT par rapport à l'algorithme usuel IMM SB-MHT (Interacting Multiple Model in a Structerd Branching Mukltiple Hypoytheses Tracker).

Dans une première partie, les différentes mesures de performances (MOP : Measures Of Performances) sont présentées. L'évaluation est faite sur différentes réalisations de Monte-Carlo afin de mesurer les apports de l'algorithme sur plusieurs critères. Puis dans une deuxième partie, les différents scénarii sont présentés ainsi que les résultats obtenus. Parmi les scénarii étudiés, le scénario 4 est joué qu'une seule fois afin d'interpréter opérationnellement le résultat obtenu.

Enfin, dans une dernière partie, une conclusion et différentes recommandations sont apportées sur la synthèse des différents résultats.

7.2. Mesures de performances (MOP : Measures Of Performances)

L'objet de cette partie est de présenter les critères de performances, définis dans [Benameur2005], qui peuvent être utilisés dans l'évaluation des techniques de pistage aussi bien dans un scénario mono-capteur/multi-cible que multi-capteur/multi-cible. Ces critères se limitent à la partie pistage et ne permettent pas une évaluation plus générale des performances d'un système de fusion. L'objectif visé est donc la comparaison des performances des techniques de pistage et l'évaluation de leur robustesse face aux problématiques suivantes :

- Les paramètres du capteur. Quels sont les apports des techniques de pistage suivant le bruit de mesure propre au capteur et la période d'échantillonnage?
- La densité du trafic routier. Comment se comportent les techniques de pistage lorsque les cibles sont proches statistiquement ? Existe il des problèmes d'association ?
- La manœuvrabilité des cibles. L'algorithme arrive -t- il à détecter les manœuvres des cibles terrestres lorsque celles-ci accélèrent, décélèrent ou s'arrêtent ?
- La présence de fausses alarmes. L'algorithme est il robuste aux fausses alarmes ?
- L'observabilité des cibles. Comment l'algorithme réagit-il lorsqu'un masque lié au terrain ou à la géométrie du réseau est présent ? Comment distingue -t- il une cible à l'arrêt d'une cible masquée ?

L'évaluation quantitative des algorithmes de pistage concerne les caractéristiques suivantes : exhaustivité, rapidité (initialisation et convergence), continuité de pistes, ambiguïté et précision.

7.2.1. Complétude du pistage aux instants d'évaluation

C'est la première catégorie de MOP et elle contient une seule mesure qui correspond au degré de couverture de la scène qui est équivalent au rapport entre le nombre de pistes valides S sur le nombre de cibles réelles N à l'instant d'évaluation t_k . Si la complétude est supérieure à 1, il y a plus de pistes que d'objets réelles et si la complétude est inférieure à 1, il ya moins de pistes que d'objets réelles.

$$Comp(t_k) = \frac{S(t_k)}{N(t_k)} \quad (281)$$

Le résultat final pour chaque temps d'évaluation est obtenu en calculant la moyenne des différentes réalisations Monte Carlo.

7.2.2. Ratio des longueurs des pistes par rapport aux objets réels

Cette MOP détermine le ratio de la durée de vie entre une piste et une cible i qui correspond à la cible la plus représentative de la piste (*i.e.* la cible qui a le plus grand nombre de ses mesures associées à la piste). Ce ratio est obtenu en divisant la longueur ℓ_i de la trajectoire vraie d'une cible i par la longueur moyenne L_i des pistes qui lui sont associées. Cette MOP est représentée par un histogramme qui montre le nombre de couples (pistes/cibles) en fonction du ratio de leur longueur (la somme des échantillons doit correspondre au nombre total de cibles). Ainsi, une cible divisée en plusieurs pistes de longueur proche donnera des résultats médiocres, même si la cible est globalement bien suivie, car la piste contenant le plus de mesures n'en contiendra qu'une portion.

$$RLP = \frac{\ell_i}{L_i} \quad (282)$$

Le résultat final pour chaque temps d'évaluation est obtenu en calculant la moyenne des différentes exécutions Monte Carlo.

7.2.3. Ratio de pistes redondantes aux instants d'évaluation

Le ratio de pistes redondantes RPR correspond au nombre NA de pistes associables à une vraie cible au moins divisée par le nombre de pistes valides NV . Le nombre de pistes associables à une cible correspond au nombre de pistes qui se retrouvent dans une fenêtre d'association autour d'une cible (définie par un seuil sur la distance statistique). Le nombre de pistes valides correspond au nombre de pistes confirmées à un instant d'évaluation donné. Un ratio de pistes redondantes est nécessairement inférieur ou égale à un et lorsque ce ratio est inférieur à 1 cela signifie qu'il existe des pistes qui ne sont pas associées à une cible mais à des fausses alarmes

$$RPR(t_k) = \frac{NA(t_k)}{NV(t_k)} \quad (283)$$

Le résultat final pour chaque temps d'évaluation est obtenu en calculant la moyenne des différentes exécutions Monte Carlo..

7.2.4. Ratio de fausses pistes aux instants d'évaluation

Le ratio de fausses pistes RPF correspond au nombre de pistes non-associées NNA divisé par le nombre de pistes valides NV à l'instant d'évaluation. Le nombre de pistes non-associées à un instant d'évaluation donné $NNA(t_k)$ correspond au nombre de pistes qui ne sont pas associables à aucune des cibles réelles considérées dans le scénario (ils ne se retrouvent dans aucune des fenêtres attachées aux cibles réelles). Un ratio de pistes fausses est nécessairement supérieur ou égale à zéro. Ce ratio mesure la quantité de pistes qui ne sont pas associées à une cible.

$$RPF(t_k) = \frac{NNA(t_k)}{NV(t_k)} \quad (284)$$

Le résultat final pour chaque temps d'évaluation est obtenu en calculant la moyenne des différentes exécutions Monte Carlo.

7.2.5. Continuité de piste aux instants d'évaluation

La continuité de piste représente la moyenne cumulative des discontinuités d'une piste. C'est une mesure qui permet de suivre les interruptions dans l'association d'une piste à une cible réelle i . Lorsque la continuité de piste est supérieure à 0 cela signifie que la piste n'a pas été associée à une mesure. A chaque instant d'évaluation qui vient après l'instant t_k et pour chaque exécution Monte Carlo m , le nombre $ND_{i,m}$ de fois où la cible i n'est associée à aucune piste est compté (initialement ce nombre est pris égal à zéro $ND_{i,m} = 0$). Pour chaque cible i , et pour chaque instant d'évaluation, la moyenne sur l'ensemble des exécutions Monte Carlo M est calculée :

$$ND_i(t_k) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M ND_{i,m}(t_k) \quad (285)$$

7.2.6. Moyenne cumulative des discontinuités d'une piste aux instants d'évaluation

Cette MOP représente la moyenne cumulative des transitions dans une piste. C'est une mesure qui permet de suivre les changements dans l'identification d'une piste associée à une cible réelle i . Lorsque la moyenne cumulative est différent de 1 cela signifie qu'une même piste est associée à plusieurs mesures (duplication des scénarii d'associations) ou que la piste n'est associée à aucune mesure. A chaque instant d'évaluation qui vient après l'instant t_k et pour chaque exécution Monte Carlo m , on compte le nombre $N_{i,m}$ de changements de pistes associées à la cible i , (initialement ce nombre est pris égal à zéro $N_{i,m}=0$). Pour chaque cible i , la moyenne sur l'ensemble des jets Monte Carlo est calculée:

$$N_i(t_k) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M N_{i,m}(t_k) \quad (286)$$

7.2.7. Précision aux instants d'évaluation

Pour chaque exécution Monte Carlo, les erreurs entre l'état d'une cible i et l'état de la piste valide qui lui est associée sont calculées pour chaque instant d'évaluation. Les valeurs finales pour chaque instant d'évaluation sont obtenues en moyennant sur le nombre de tirages Monte Carlo. Le calcul procède comme suit :

- Déterminer l'ensemble de cibles à pister et initialiser $n_i(t_k)$ à zéro pour chaque cible i . Le nombre $n_i(t_k)$ compte le nombre d'exécutions Monte Carlo où une piste est associée à la cible i à un instant d'évaluation donné t_k .
- Incrémenter de 1 le nombre $n_i(t_k)$ à l'instant t_k , pour chaque exécution Monte Carlo, si une piste est associée à la cible i , puis effectuer les calculs suivants :

$$\begin{aligned} e_{i,n}(t_k) &= \hat{X}_{i,n}(k) - x_i(t_k) \\ e_{i,moy_n}(t_k) &= e_{i,moy_n-1}(t_k) + \frac{e_{i,n}(t_k)}{n_i(t_k)} \end{aligned} \quad (287)$$

avec, $\hat{X}_{i,n}(k)$ vecteur d'état contenant les estimés en position et en vitesse de la piste associée à la cible i au temps t_k , $x_i(t_k)$ vecteur d'état contenant position et vitesse de la cible i à t_k et $e_{i,moy_n}(t_k)$ est le vecteur des erreurs moyennes pour la cible i évalué sur n exécutions Monte Carlo. Le vecteur d'erreur $e_{i,moy_n}(t_{eval})$ est initialisé à zéro. Pour chaque cible i , et pour chaque instant d'évaluation, la racine carrée de la moyenne de l'erreur quadratique sur l'ensemble des exécutions Monte Carlo M est calculée en position ($RMSE_{i,pos}(t_k)$) et vitesse ($RMSE_{i,vit}(t_k)$) pour chaque cible i . Il vient :

$$RMSE_{i,pos}(t_k) = \sqrt{\frac{1}{M} \cdot \sum_{n=1}^M (Pos \times e_{i,moy_n}(t_k))^2 \cdot Pos \times e_{i,moy_n}(t_k)} \quad (288)$$

et,

$$RMSE_{i,vit}(t_k) = \sqrt{\frac{1}{M} \cdot \sum_{n=1}^M (Vit \times e_{i,moy_n}(t_k))^T \cdot Vit \times e_{i,moy_n}(t_k)} \quad (289)$$

où,

$$Pos = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (290)$$

et,

$$Vit = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (291)$$

7.2.8. Association d'une piste à une cible sur données simulées

La définition des MOP suggère que pour chaque piste obtenue par l'algorithme VS IMMC est associée une cible réelle. L'association d'une piste à une cible peut être obtenue à partir du critère de précision (*i.e.* une piste est associée à une cible si l'erreur en position est inférieure à un seuil fixé), et/ou du nombre de mesures issues d'une vraie cible validées par la piste. En effet, sur les données simulées, il est possible de connaître l'origine de la mesure MTI générée par le simulateur. Pour associer une piste à une cible, nous avons uniquement considéré les pistes confirmées par le SB-MHT (*cf.* 1.7), ainsi que le nombre de mesures issues d'une vraie cible validées par une piste.

7.3. Scénario 1 : "Une cible qui manœuvre sur le réseau"

7.3.1. Description du scénario et paramètres de simulation

Ce scénario a pour but de tester les performances de l'algorithme VS IMMC dans un contexte mono-cible, riche en fausses alarmes et en présence de masques de terrain (Figure 161). La simplicité du scénario permet en particulier d'évaluer les performances de l'algorithme en termes de continuité et de précision.

La cible considérée manœuvre sur le réseau routier, au niveau des intersections et s'arrête pendant 1 minute environ (Figure 162).

Le capteur se situe, au début du scénario, au point (-50 000 mètres, - 50 000 mètres) dans le plan (O,X,Y) associé au repère local $\{R_{TCF}\}$. Il effectue un plan de vol déterminé par l'utilisateur (Figure 163). Son altitude est fixée à 4000 mètres.

Le nombre de fausses alarmes est distribué suivant une loi de Poisson de paramètre β_{fa} et leur localisation suit une loi uniforme centrée sur l'emprise du capteur (Figure 164).

Les caractéristiques du capteur simulé sont proches de celles du système HORIZON et données dans la Figure 165.

Par ailleurs, afin de mesurer l'apport de l'algorithme VS IMMC sur la qualité du pistage, nous comparons ce dernier avec l'algorithme usuel IMM SB-MHT. Les paramètres des algorithmes sont donnés dans la Figure 166 et la Figure 167.

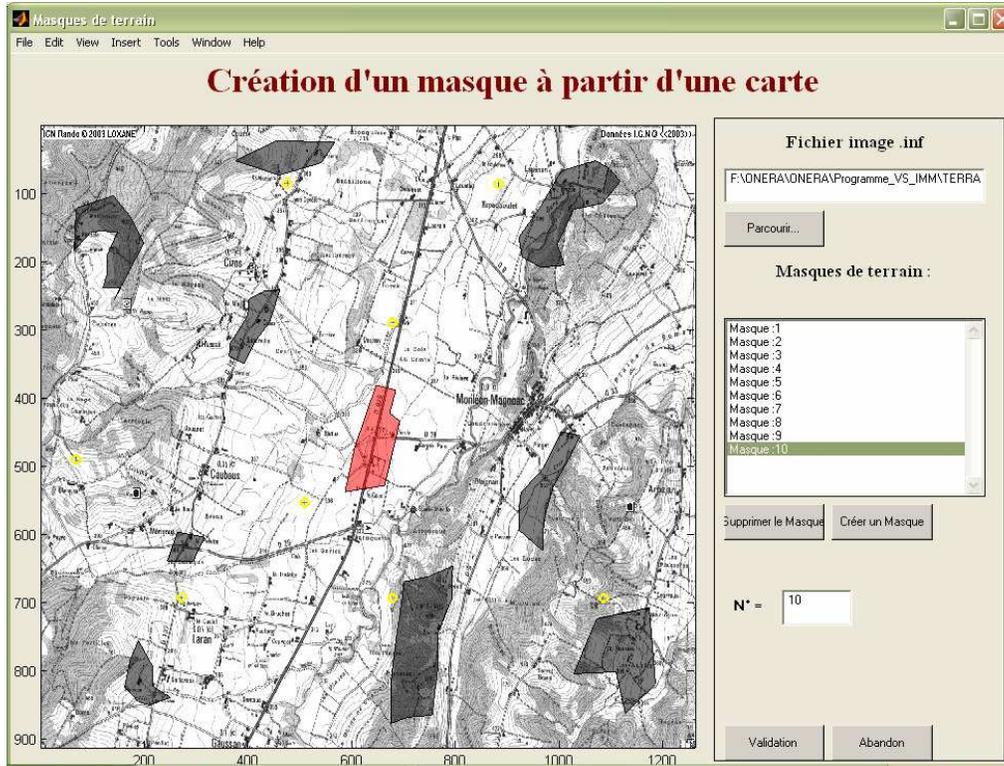


Figure 161 – Masques de terrain.

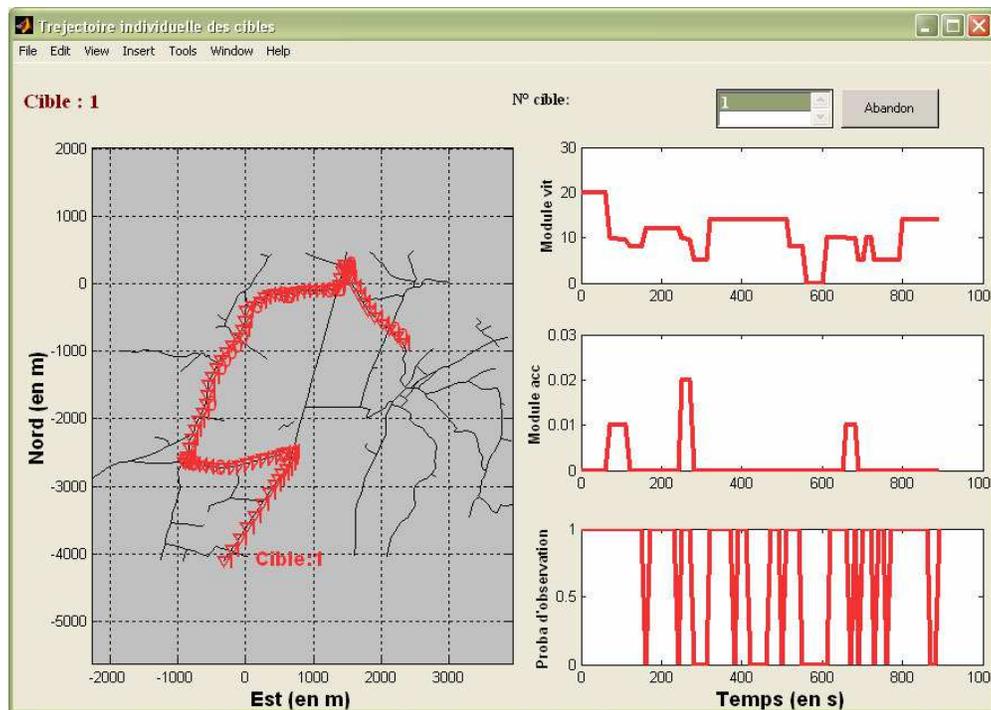


Figure 162 – Caractéristiques cinématiques de la cible 1.

La cible évolue sur une route nationale du sud au nord à une vitesse de 20 m/s. A l'instant $t = 81$ s, la cible décélère pour emprunter une autre route évoluant d'est en ouest. La cible peut avoir une variation de la vitesse sans qu'on puisse forcément constater une variation de l'accélération. A l'instant $t = 281$ s, la cible décélère dans un masque de terrain, puis accélère brutalement en sortie de masque. La cible rentre à l'instant $t = 411$ s dans un deuxième masque de terrain puis s'arrête pendant une minute avant de manœuvrer sur le réseau.

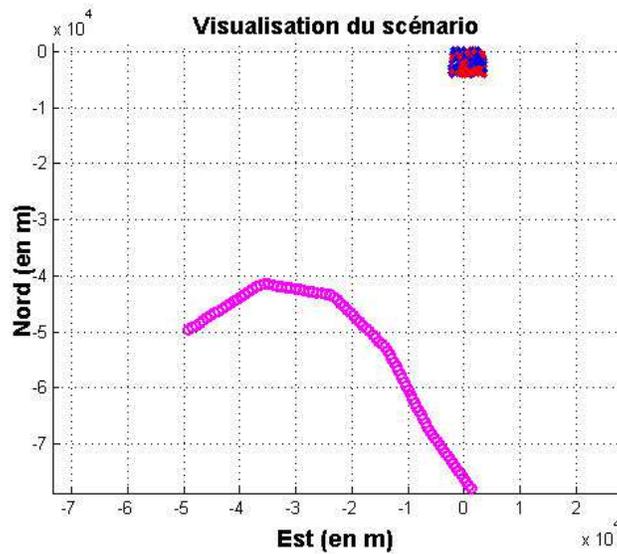


Figure 163 – Position du capteur aux instants d'échantillonnage.

Les positions \circ en mauves représentent les différentes positions du capteur dans le plan (O,X,Y) du repère local $\{R_{TCF}\}$.
 Les plots \bullet en rouges sont à vitesse radiale positive, les plots \bullet en bleus sont à vitesse radiale négative et sont obtenus sur le cumul de tous les scans.

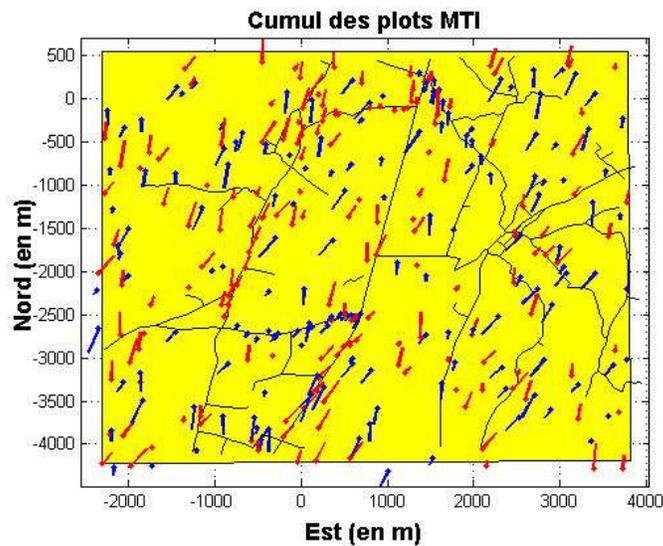


Figure 164 – Cumul des plots MTI.

Les plots \bullet en rouges sont à vitesse radiale positive, les plots \bullet en bleus sont à vitesse radiale négative. Le vecteur associé à chaque plot représente la direction de la vitesse radiale ainsi que la norme de la vitesse multipliée par 10. La zone en jaune représente le volume de surveillance du capteur MTI.

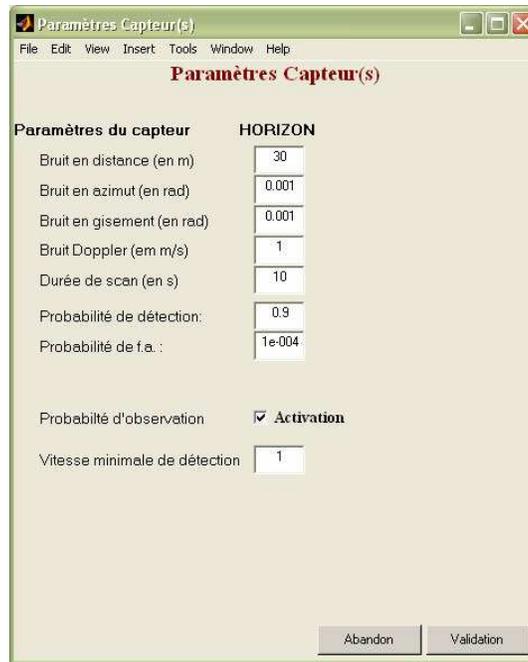


Figure 165 – Paramètres du capteur HORIZON.

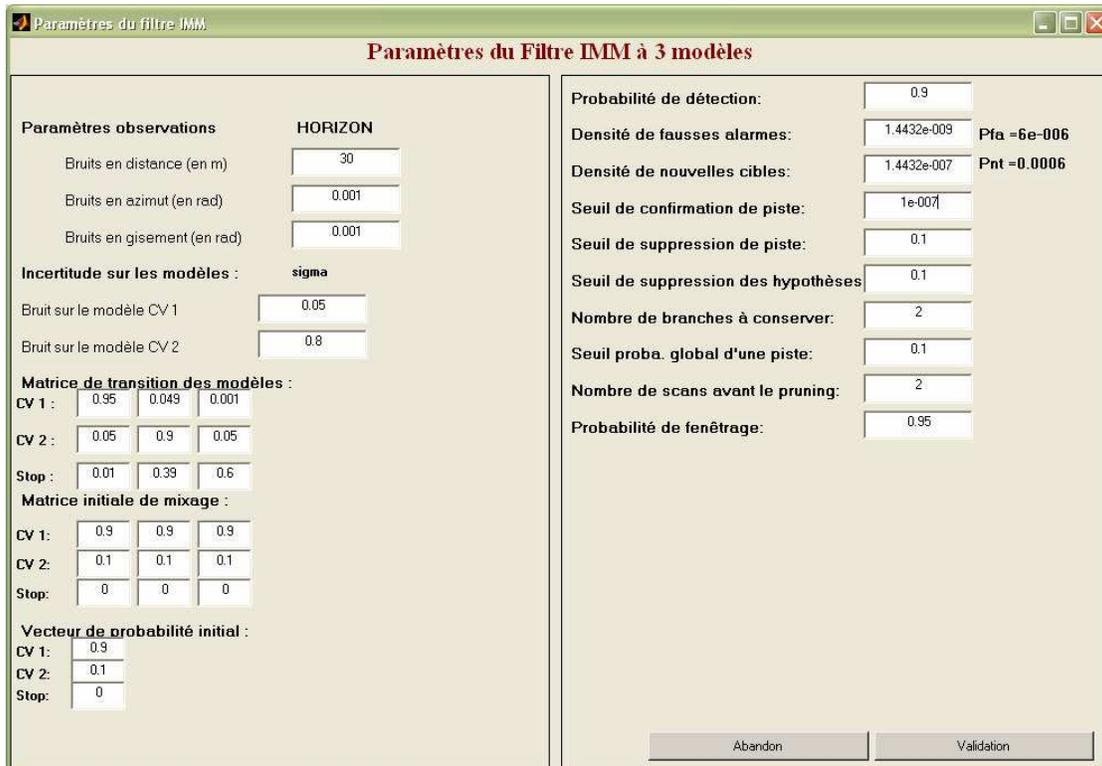


Figure 166 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres de l'IMM à 3 modèles, les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

Paramètres du filtre VS IMMC

Paramètres du Filtre VS IMM sous contraintes à 3 modèles

Paramètres observations		HORIZON	
Bruits en distance (en m)	30		
Bruits en azimut (en rad)	0.001		
Bruits en gisement (en rad)	0.001		
Bruit Doppler (en m/s)	1	<input checked="" type="checkbox"/>	Prise en compte Doppler

Incertitude sur les modèles :	sigma_d	sigma_n
Bruit sur le modèle CV 1	0.05	0.01
Bruit sur le modèle CV 2	0.6	0.2

Matrice de transition des modèles :

CV 1 :	0.95	0.049	0.001
CV 2 :	0.05	0.9	0.05
Stop :	0.01	0.39	0.6

Matrice initiale de mixage :

CV 1 :	0.9	0.9	0.9
CV 2 :	0.05	0.05	0.05
Stop :	0.05	0.05	0.05

Vecteur de probabilité initial :

CV 1 :	0.9
CV 2 :	0.1
Stop :	0

Prise en compte du Off Road Vitesse max. de sortie : 8

Probabilité de détection:	0.9	
Densité de fausses alarmes:	1.4432e-009	Pfa =6e-006
Densité de nouvelles cibles:	1.4432e-007	Pnt =0.0006
Seuil de confirmation de piste:	1e-007	
Seuil de suppression de piste:	0.1	
Seuil de suppression des hypothèses:	0.1	
Nombre de branches à conserver:	4	
Seuil proba. global d'une piste:	0.1	
Nombre de scans avant le pruning:	2	
Probabilité de fenestrage:	0.99	

Activation de la probabilité de perception

Durée de vie des sentinelles (en s) : 40

Abandon Validation

Figure 167 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres du VS IMMC à 3 modèles, les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

7.3.2. Résultats et interprétations

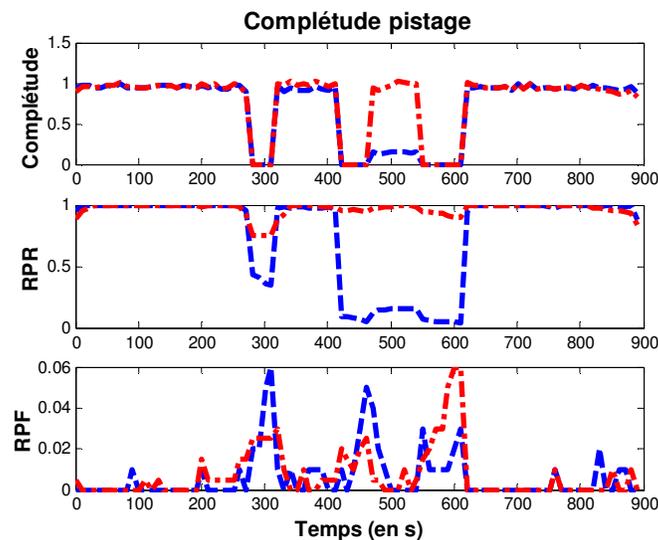


Figure 168 – Complétude du pistage.

La courbe — rouge représente les valeurs obtenues avec le VS-IMMC SB-MHT et la courbe — bleu celles obtenues avec l'IMM MHT.

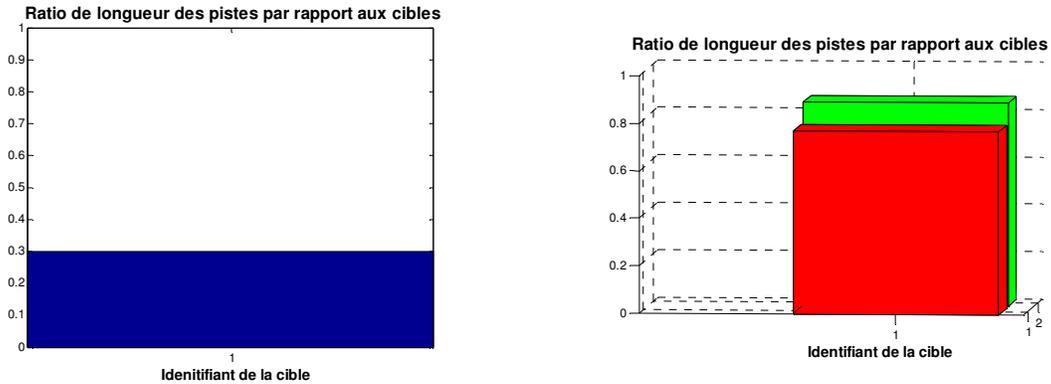


Figure 169 – Ratio de la longueur des pistes par rapport aux objets réels.

L'histogramme en *bleu* représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir de l'*IMM SB-MHT* par rapport à la longueur de la trajectoire vraie des cibles. L'histogramme en *rouge* représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir du *VS IMM SB-MHT* (sans prise en compte de la probabilité de perception) par rapport à la longueur de la trajectoire vraie des cibles. L'histogramme en *vert* représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir du *VS IMM SB-MHT* (avec prise en compte de la probabilité de perception) et présentent dans une des nouvelles pistes validées par une sentinelle par rapport à la longueur de la trajectoire vraie des cibles.

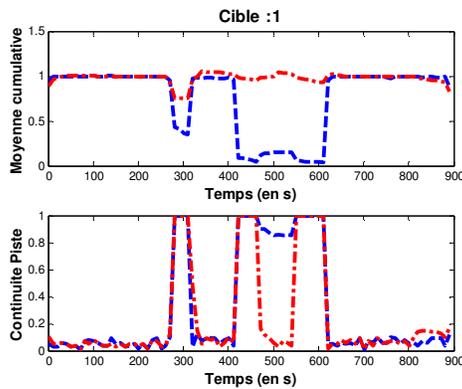


Figure 170 – Continuité de la cible 1.

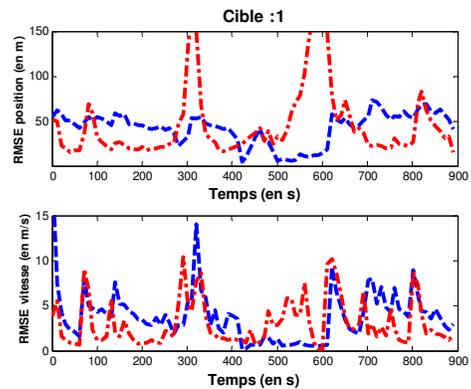


Figure 171 – RMSE de la cible 1.

La courbe *— rouge* représente les valeurs obtenues avec le *VS-IMMC SB-MHT* et la courbe *— bleu* celles obtenues avec l'*IMM SB-MHT*.

Tableau 15 – Synthèse des résultats.

	IMM SB-MHT	VS IMM SB-MHT
Cible 1 :		
Nombre moyen de pistes	2.73	1.53
Erreur moyenne en position (en m).	43.22	46.73
Erreur moyenne en position (en m) entre les instants 1 s et 281 s.	53.55	28.24
Erreur moyenne en position (en m) entre les instants 611 s et 891 s.	58.31	38.75

Ce scénario a pour objectif d'évaluer les performances de l'algorithme VS IMMC en termes de continuité et de précision dans un environnement complexe (*i.e.* riche en fausses alarmes et en présence de masques de terrain) et lorsque la cible manœuvre sur le réseau routier.

La première des MOP utilisées est la complétude du pistage (Figure 168). Cette MOP permet de mesurer le degré de couverture de la scène, elle permet de vérifier si l'ensemble des cibles présentent sur le théâtre des opérations sont toutes bien pistées. Or, les cibles sont globalement bien pistées puisque la complétude est voisine de 1 pour les deux algorithmes (IMM SB-MHT et VS IMMC SB-MHT). Cependant cette complétude chute à 0 lorsque la cible entre dans un masque de terrain (entre les instants 281 s et 301 s pour le premier masque, 411 s et 461 s pour le deuxième masque) ou lorsque la cible s'arrête (entre les instants 551 s et 611 s). En effet, puisque la cible n'est pas détectée, il n'est pas possible de savoir à quelle cible la piste est rattachée. Par ailleurs, nous pouvons remarquer qu'**en sortie de masque de terrain (aux instants 301 s et 461 s), la complétude de l'IMM SB-MHT est plus faible que celle de VS IMMC SB-MHT**. Cette différenciation entre les algorithmes traduit le fait que l'IMM SB-MHT piste moins souvent la cible en sortie de masque de terrain. En effet puisque les pistes de l'IMM SB-MHT ne sont pas contrains au réseau, l'algorithme va placer une sentinelle dans une direction qui n'est pas celle du réseau. C'est pourquoi l'algorithme attend en un point une mesure qui ne sera pas celle issue de la cible pistée.

La deuxième MOP utilisée est le Ratio de Pistes Redondantes (Figure 168). Cette mesure détermine la proportion de pistes associées à la même cible. Or, sur le scénario étudié, nous pouvons remarquer que **l'algorithme IMM SB-MHT perd souvent la cible** lorsque cette dernière rentre **dans un masque ou est à l'arrêt** puisque le RPR de l'IMM SB-MHT est voisin de 0. En revanche, le RPR du VS IMMC SB-MHT est voisin de 1 en présence de masques et lorsque la cible s'arrête. Cependant, nous constatons une légère diminution du RPR, dans le premier masque (entre les instants 281 s et 301 s) pour le VS IMMC. Il s'agit là d'une **faiblesse du VS IMMC : lorsque la cible manœuvre dans le masque (elle décélère) et la durée de vie de la sentinelle est limitée** à 4 scans, alors la piste a de grande chance d'être perdue. En effet, la mise en place de la sentinelle s'effectue en fonction du dernier état estimé avant le masque, si bien que si la vitesse estimée est supérieure à la vitesse réelle de la cible, la sentinelle peut se placer rapidement en sortie de masque et la durée de vie de la sentinelle n'est pas suffisante pour attendre la mesure MTI issue de la cible qui a manœuvré dans le masque.

Le Ratio de Pistes Fausses (Figure 168) mesure la proportion de pistes qui ne sont pas associables à une cible réelle. Lorsque ce ratio est proche de 0, l'ensemble des pistes est associé à une vraie cible. Malgré la présence importante de fausses alarmes, le RPF reste globalement faible ce qui traduit une bonne paramétrisation de l'algorithme SB-MHT. De plus, **dans les masques de terrain (entre les instants 281 s et 301 s pour le premier masque, 411 s et 461 s pour le deuxième masque), le RPF obtenu avec l'IMM SB-MHT est plus important que le RPF obtenu avec le VS IMMC SB-MHT**. Il semble que le **VS IMMC génère moins de fausses pistes au niveau des masques de terrain dans un environnement riche en fausses alarmes**. Cependant **lorsque la cible s'arrête**, la tendance s'inverse, **le RPF obtenu avec le VS IMMC est plus important**. Par conséquent le VS IMMC génère peu de fausses pistes dans les masques de terrain et un peu plus lorsque la cible est perceptible et à l'arrêt. Cette caractéristique de l'algorithme s'explique par le fait que l'estimation de la probabilité de perception est assez fiable ce qui permet de ne pas associer de fausses alarmes à la piste en présence de masques de terrain. En revanche, lorsque la cible est perceptible et à l'arrêt, l'algorithme VS IMMC est sensible aux fausses alarmes entraînant la génération de nouvelles pistes.

Le ratio de longueur des pistes (Figure 169), met en avant que le ratio des longueurs des pistes obtenues avec l'IMM donne un résultat médiocre puisque ce ratio est voisin de 0.3. Etant donné que la cible est bien pistée (puisque la complétude est voisine de 1), ce résultat médiocre est lié à la rupture importante de la piste. Il faut donc raboutier plusieurs pistes pour obtenir la trajectoire de la cible. En revanche, le ratio de longueurs des pistes obtenues **avec le VS IMMC** est proche de 0.8 ce qui implique que **la cible est relativement bien pistée** (*i.e.* pas de perte de continuité). L'histogramme en rouge représente le ratio des pistes confirmées uniquement (aucune

ambiguïté d'association des pistes aux sentinelles) et l'histogramme en vert représente le ratio des pistes confirmées et/ou présentes dans les nouvelles pistes générées par des sentinelles. Ce dernier ratio est plus important car pour certains jets de Monte-Carlo aucune décision n'a pu être prise quant à la probabilité de rattacher une ancienne piste à la nouvelle piste validée par la sentinelle. Cependant, la possibilité de rattacher cette piste à une ancienne piste permet de conserver la continuité de l'ancienne piste.

La continuité de la piste (Figure 170) permet de mesurer le nombre de fois où la piste globalement associée à la cible 1 n'est pas associée à cette dernière (*i.e.* de temps en temps, la piste est associée à une fausses alarme, une autre cible ou à rien du tout). Ainsi, dans les masques de terrain et lorsque la cible est à l'arrêt, la continuité de la cible 1 est égale à 1. La piste représentative de la cible 1 n'est donc jamais associée à la cible 1. En revanche, la continuité de la cible est voisine de 0 pour le **VS IMMC** aux autres instants, ce qui traduit que **la cible 1 est globalement bien pistée**. En revanche, la continuité de la cible 1 obtenue avec l'IMM est voisine de 1 en sortie du deuxième masque ce qui indique que la piste est perdue à la sortie du deuxième masque.

Par ailleurs, la moyenne cumulative (Figure 170), qui permet de mesurer le nombre de fois où la piste associée à la cible 1 est interrompue (*i.e.* la cible 1 est pistée par une nouvelle piste), montre que pour l'IMM SB-MHT, la cible 1 change souvent de piste au niveau des masques et de l'arrêt de la cible. En revanche, pour l'algorithme VS IMMC et hormis pour le premier masque de terrain, la cible 1 est toujours pistée par la même piste. La cible 1 change en effet de piste en raison des paramètres de la sentinelle ainsi que de la manœuvre brutale de la cible dans le premier masque.

Concernant la **précision de la piste** (Figure 171), nous pouvons remarquer que celle de la piste obtenue avec le **VS IMMC est meilleure** que celle obtenue avec l'IMM, **lorsque la cible n'évolue pas dans le masque** (entre les instants 281 s et 301 s pour le premier masque, 411 s et 461 s pour le deuxième masque) ou **lorsque la cible n'est pas à l'arrêt** (entre les instants 551 s et 611 s). Nous constatons cependant des **pics d'erreurs** durant les phases où la cible est détectée, comme à l'instant 91 s, qui correspond à **un changement brutal de la vitesse** de la cible puisqu'elle passe d'un coup de 20 à 10 m/s. Le modèle manœuvre sous contrainte ne peut s'adapter aussi rapidement au changement brutal de la vitesse, ce qui implique une augmentation de l'erreur en position et vitesse. Néanmoins au scan suivant, le modèle manœuvre est parfaitement enclenché puisque la précision de la piste redevient honorable. Dans le Tableau 15, nous avons synthétisé les résultats sur la précision de la position estimée en dehors des zones où la cible est soit masquée soit à l'arrêt. Il s'avère que pendant les périodes de temps où la **cible est globalement bien détectée**, le **VS IMMC est beaucoup plus précis** que l'IMM lorsque le système piste une **cible manœuvrant sur le réseau dans un environnement riche en fausses alarmes**. Pendant les trois phases où la cible n'est pas détectée, l'IMM perd souvent la piste, ainsi l'erreur affichée pendant ces trois phases n'est pas représentative de la précision des pistes obtenues avec l'IMM. Concernant la précision des pistes du VS IMMC durant ces mêmes phases, elles sont représentatives de la précision des pistes associées à la cible 1. On remarque notamment un pic d'erreur au niveau du premier masque (entre les instants 281 s et 301 s). Ce pic est dû à la manœuvre de la cible dans le masque qui ne peut être détectée par l'algorithme VS IMMC puisqu'elle n'est pas perceptible. En revanche, au niveau du deuxième masque (entre les instants 411 s et 461 s), la cible ne manœuvre pas et la bonne estimation de la cinématique à l'entrée du masque permet de propager une faible erreur jusqu'en sortie de masque. Lorsque la cible s'arrête brutalement, en raison de la probabilité de détection faible, des paramètres de la matrice de transition entre les modèles et de la manœuvre brutale de la cible, le modèle STOP n'est totalement enclenché qu'au bout de quelques scans, entraînant ainsi une erreur de localisation de la cible à l'arrêt.

7.3.3. Bilan

Dans cette partie, nous synthétisons toutes les caractéristiques de l'algorithme VS IMMC obtenues sur ce scénario, concernant les problématiques suivantes :

- Paramètres du capteur :

Le seul paramètre capteur étudié est la densité de fausses alarmes. L'algorithme VS IMMC SB-MHT est robuste aux fausses alarmes puisque la continuité de la cible est globalement bien conservée.

- Densité du trafic routier :

Etant donné que pour ce scénario une seule cible a été considérée, nous ne pouvons conclure sur les apports de l'algorithme VS IMMC sur ce thème.

- Manœuvrabilité des cibles :

L'algorithme VS IMMC piste globalement bien une cible lorsque que cette dernière manœuvre sur le réseau et reste perceptible par le capteur. Cependant, lorsque la manœuvre est brutale, l'erreur en position augmente considérablement, mais l'algorithme ne perd pas la piste.

- Observabilité des cibles

L'algorithme VS IMMC est robuste à la non perception de la cible si et seulement si les masques de terrain sont correctement modélisés et surtout si la manœuvre de la cible conserve plus ou moins la cinématique qu'elle avait en entrant dans le masque.

7.4. Scénario 2 : "Deux cibles se croisent sur le réseau"

7.4.1. Description du scénario et paramètres de simulation

Ce scénario a pour but de tester les performances de l'algorithme VS IMMC dans un contexte multi-cible et riche en fausses alarmes. La simplicité du contexte permet en particulier d'évaluer les performances de l'algorithme sous contraintes lorsque les cibles se croisent au niveau d'une intersection.

Les cibles considérées évoluent à vitesse variable sur le réseau routier (Figure 172 et Figure 173). Pour simplifier l'étude, les cibles sont toujours supposées perceptibles par le capteur.

Le capteur se situe, au début du scénario, au point (-50 000 mètres, - 50 000 mètres) dans le plan (O, X, Y) associé au repère local $\{R_{ref}\}$. Il effectue un plan de vol déterminé par l'utilisateur (Figure 175). Son altitude est constante et est fixée à 4000 mètres

Le nombre de fausses alarmes est distribué suivant une loi de Poisson de paramètre β_{fa} et leur localisation suit une loi uniforme centrée sur l'emprise du capteur (Figure 174).

Les paramètres du capteur (bruit de mesure, densité de fausses alarmes β_{fa}, \dots) ainsi que les paramètres des filtres IMM SB-MHT et VS IMMC SB-MHT étudiés sont donnés respectivement dans la Figure 176, Figure 177 et Figure 178.

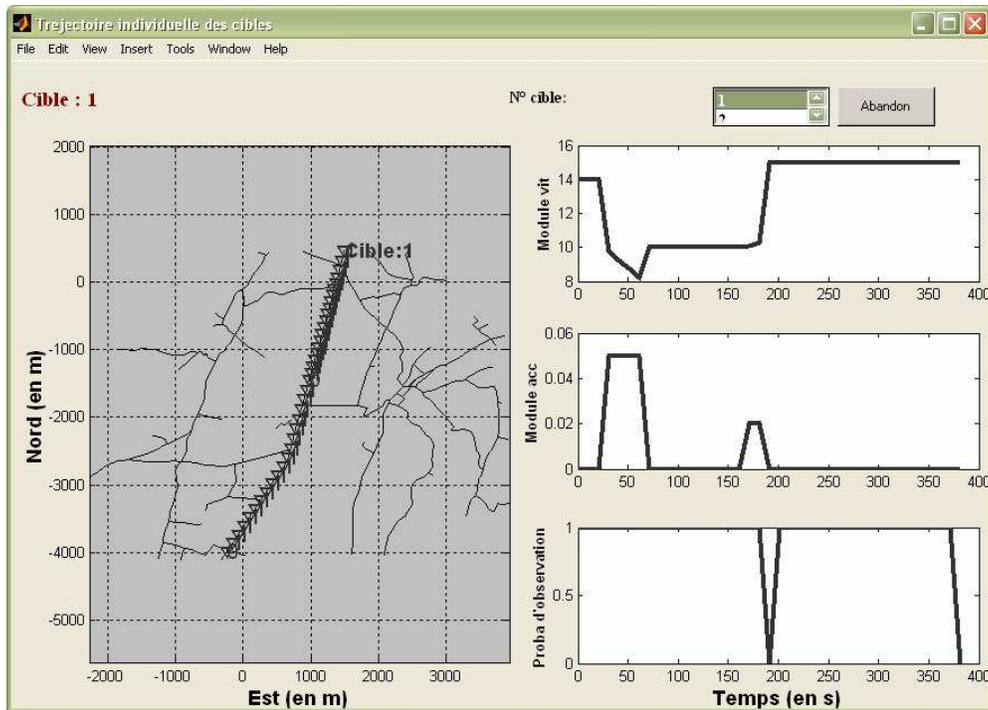


Figure 172 – Cinématique de la cible 1.

La cible 1 évolue du nord au sud sur une route départementale (figure de gauche), sa vitesse et son accélération varient (figure en haut et au milieu à droite), ce qui permet à la cible 1 de croiser la cible 2 au niveau de l'intersection (1000 m, -1900 m).

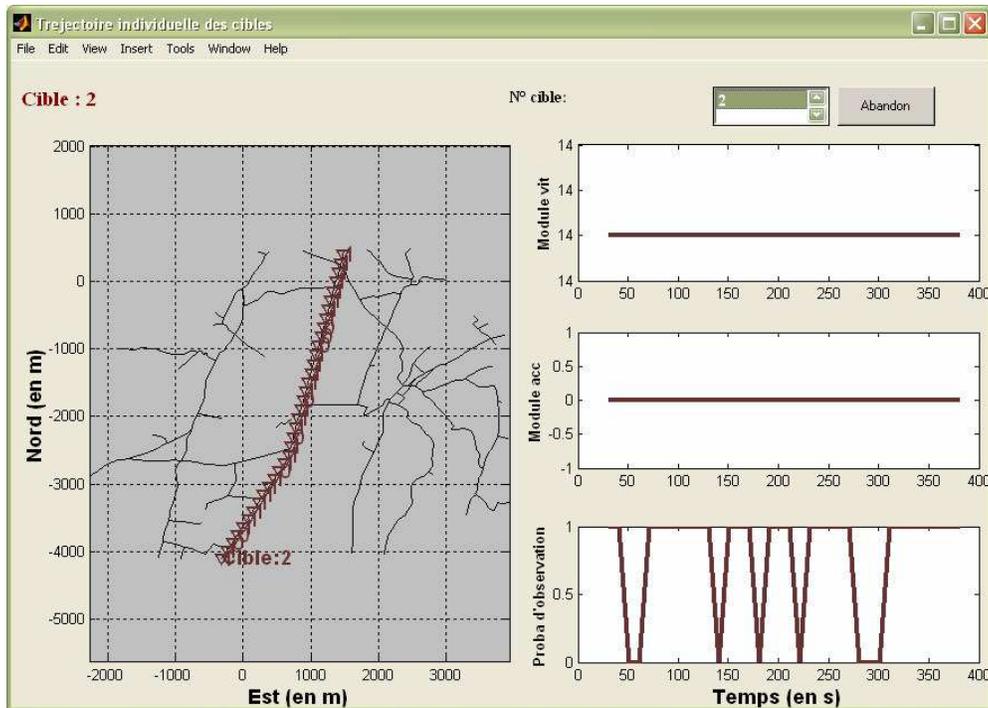


Figure 173 – Cinématique de la cible 2.

La cible 2 évolue du sud au nord sur une route départementale (figure de gauche), sa vitesse est constante et donc son accélération nulle (figure en haut et au milieu à droite). La cible 2 croise la cible 1 au niveau de l'intersection (1000 m, -1900 m).

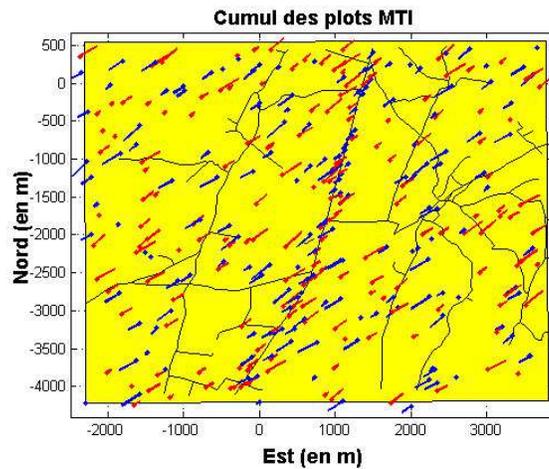


Figure 174 – Cumul des plots MTI.

Les plots ● en rouges sont à vitesse radiale positive, les plots ● en bleus sont à vitesse radiale négative. Le vecteur associé à chaque plot représente la direction de la vitesse radiale ainsi que la norme de la vitesse multipliée par 10. La zone en jaune représente le volume de surveillance du capteur MTI.

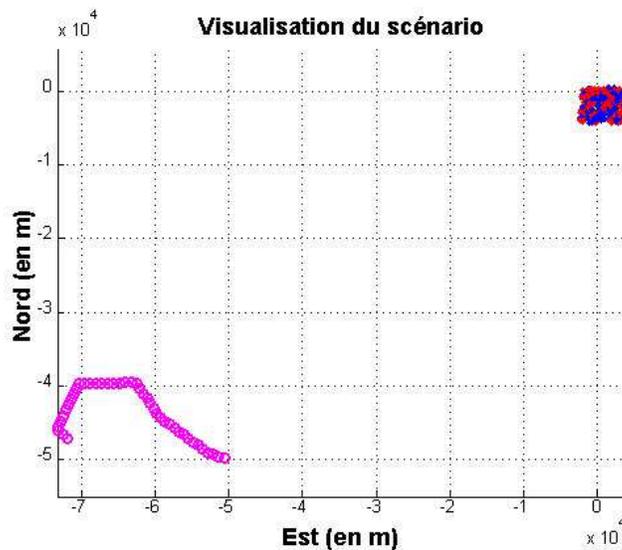


Figure 175 – Position du capteur aux instants d'échantillonnage.

Les positions ○ en mauves représentent les différentes positions du capteur dans le plan (O,X,Y) du repère local $\{R_{TCF}\}$. Les plots ● en rouges sont à vitesse radiale positive, les plots ● en bleus sont à vitesse radiale négative et sont obtenus sur le cumul de tous les scans.

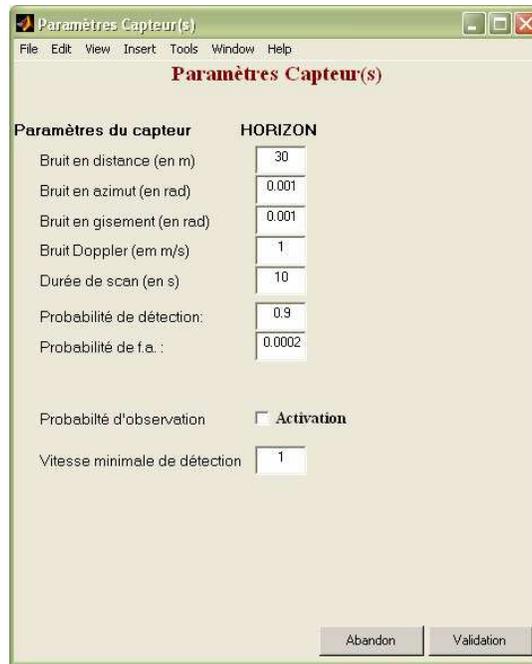


Figure 176 – Paramètres du capteur HORIZON.

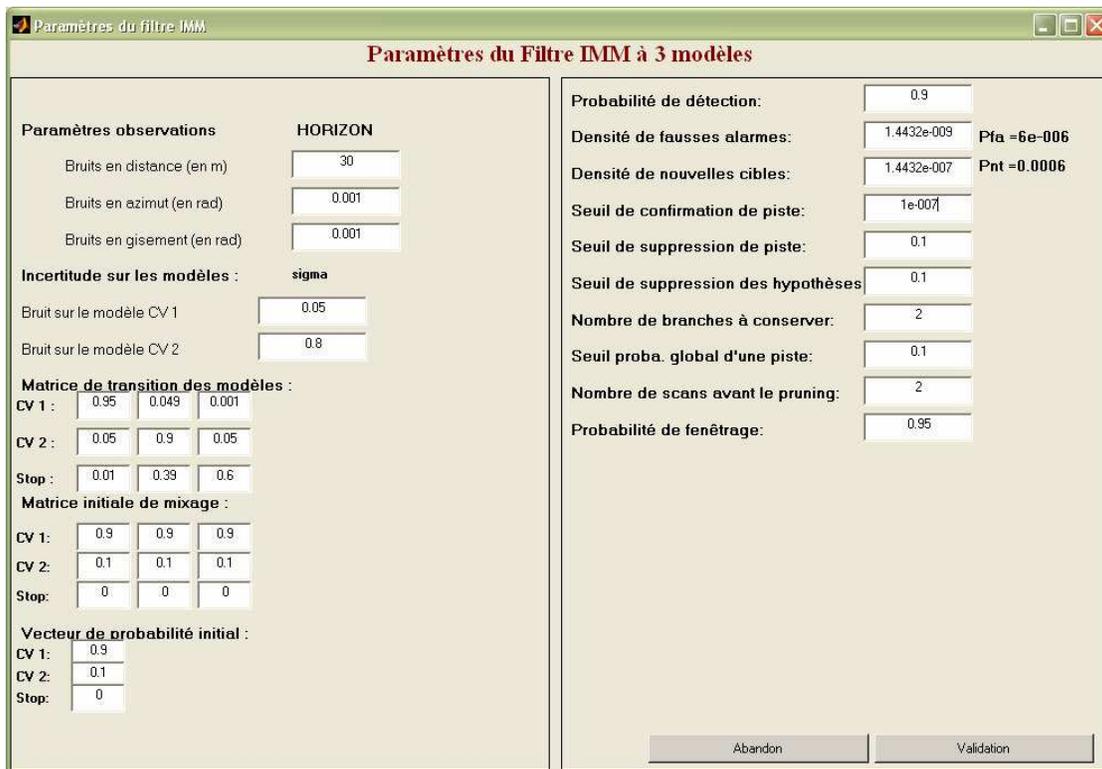


Figure 177 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres de l'IMM à 3 modèles, les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

Paramètres du filtre VS IMMC

Paramètres du Filtre VS IMM sous contraintes à 3 modèles

Paramètres observations		HORIZON		Probabilité de détection:		0.9
Bruits en distance (en m)	30			Densité de fausses alarmes:	1.4432e-009	Pfa =6e-006
Bruits en azimut (en rad)	0.001			Densité de nouvelles cibles:	1.4432e-007	Pnt =0.0006
Bruits en gisement (en rad)	0.001			Seuil de confirmation de piste:	1e-007	
Bruit Doppler (en m/s)	1	<input checked="" type="checkbox"/> Prise en compte Doppler		Seuil de suppression de piste:	0.1	
Incertitude sur les modèles :		sigma_d	sigma_n	Seuil de suppression des hypothèses:	0.1	
Bruit sur le modèle CV 1	0.05	0.01		Nombre de branches à conserver:	4	
Bruit sur le modèle CV 2	0.6	0.2		Seuil proba. global d'une piste:	0.1	
Matrice de transition des modèles :				Nombre de scans avant le pruning:	2	
CV 1 :	0.95	0.049	0.001	Probabilité de fenetrage:	0.99	
CV 2 :	0.05	0.9	0.05	<input checked="" type="checkbox"/> Activation de la probabilité de perception		
Stop :	0.01	0.39	0.6	Durée de vie des sentinelles (en s) :	40	
Matrice initiale de mixage :						
CV 1 :	0.9	0.9	0.9			
CV 2 :	0.05	0.05	0.05			
Stop :	0.05	0.05	0.05			
Vecteur de probabilité initial :						
CV 1 :	0.9					
CV 2 :	0.1					
Stop :	0					
<input checked="" type="checkbox"/> Prise en compte du Off Road		Vitesse max. de sortie :	8			

Abandon Validation

Figure 178 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres du VS IMMC à 3 modèles, les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

7.4.2. Résultats et interprétations

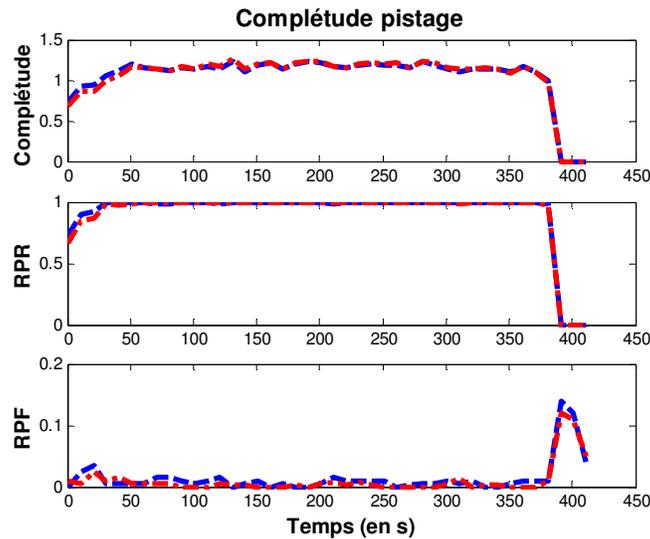


Figure 179 – Complétude du pistage.

RPR : Ratio des pistes redondantes. PRF : Ratio des pistes fausses. La courbe — rouge représente les valeurs obtenues avec le VS-IMMC SB-MHT et la courbe — bleue celles obtenues avec l'IMM MHT.

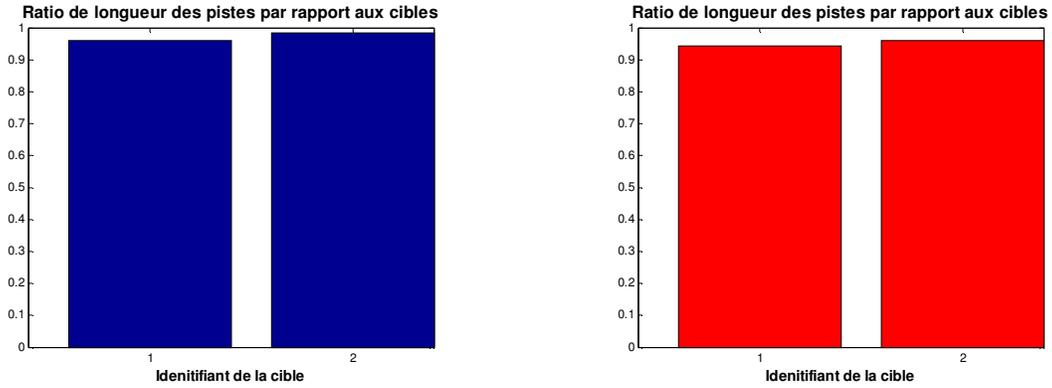


Figure 180 – Ratio de la longueur des pistes par rapport aux objets réels.

L'histogramme en *bleu* représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir de l'*IMM SB-MHT* par rapport à la longueur de la trajectoire vraie des cibles. L'histogramme en *rouge* représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir du *VS IMM SB-MHT* par rapport à la longueur de la trajectoire vraie des cibles.

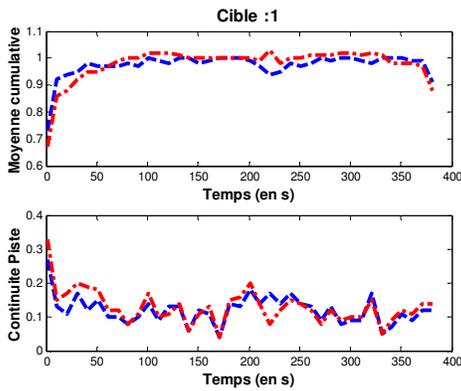


Figure 181 – Continuité de la cible 1.

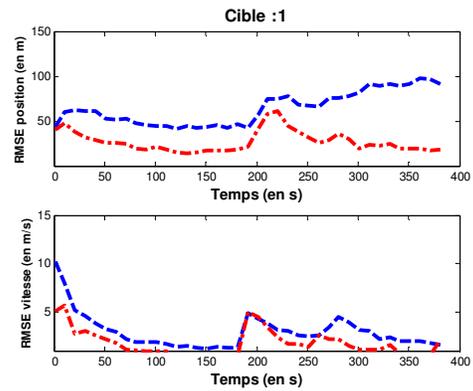


Figure 182 – RMSE de la cible 1.

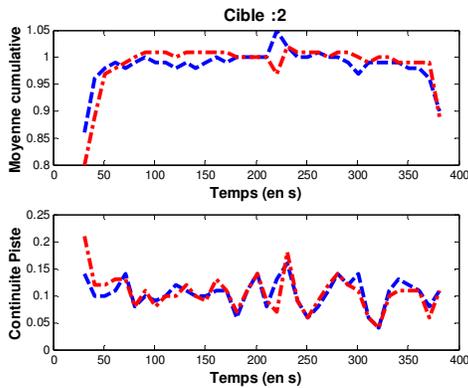


Figure 183 – Continuité de la cible 2.

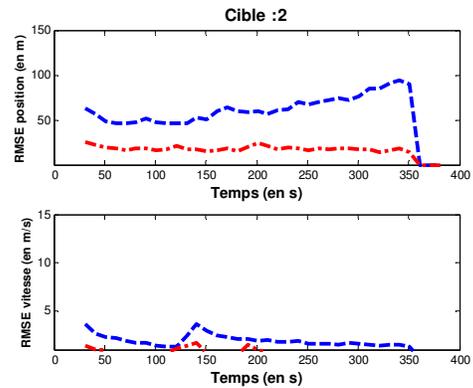


Figure 184 – RMSE de la cible 2.

La courbe *rouge* représente les valeurs obtenues avec le *VS-IMMC SB-MHT* et la courbe *bleue* celles obtenues avec l'*IMM SB-MHT*.

Tableau 16 – Synthèse des résultats.

	IMM SB-MHT	VS IMM SB-MHT
Nombre moyen de pistes	2.08	2.32
Cible 1 :		

Erreur moyenne en position (en m).	64.77	27.76
Nombre moyen d'états sur la route :	Néant	36.17
Nombre moyen d'états hors du réseau :	Néant	1.61
Cible 2 :		
Erreur moyenne en position (en m).	63.38	21.44
Nombre moyen d'états sur la route :	Néant	33.34
Nombre moyen d'états hors du réseau :	Néant	2.02

Avec ce scénario, nous nous intéressons aux performances de l'algorithme VS IMMC lorsque l'association d'une piste à une mesure est ambiguë en raison de la présence de plusieurs cibles proches au niveau d'une intersection.

Tout d'abord, la complétude de la scène (Figure 179) montre que la proportion d'objets pistés est équivalente au nombre de cibles présentes sur le champ de bataille, puisque la complétude est environ égale à 1 pour les deux algorithmes. Néanmoins, nous pouvons constater que la complétude des deux algorithmes est légèrement au dessus de 1 après la phase d'initialisation. C'est une caractéristique de l'algorithme SB-MHT. Etant donné qu'une piste peut s'associer à plusieurs objets (*i.e.* la cible initialement pistée, une fausse alarme ou une nouvelle cible), le SB-MHT génère plusieurs scénarii d'association. L'algorithme ne sélectionne pas qu'un unique scénario d'association, contrairement au SD-Assignment, mais plusieurs scénarii qui peuvent engendrer la création de plusieurs pistes associées au même objet. Par conséquent, plusieurs pistes peuvent être associées à une même cible, ce qui augmente le nombre de pistes valides et donc la complétude du pistage.

Après la phase d'initialisation, le Ratio de Pistes Redondantes (Figure 179) est voisin de 1 pour les deux algorithmes, ce qui implique que toutes les pistes confirmées sont associées à une cible vraie. De plus, le Ratio de Pistes Fausses montre que le nombre de pistes non associées à une cible est faible. Nous constatons cependant que le **RPF** de l'algorithme **IMM SB-MHT** est **légèrement supérieur** au **RPF** du **VS IMMC SB-MHT** et cette différence s'accroît avec l'augmentation du nombre de fausses alarmes.

Le ratio de la longueur des pistes par rapport aux objets réels (Figure 180) est supérieure à 0.9 pour les pistes associées à chaque cible de chaque algorithme ce qui tend à montrer que les cibles sont relativement bien pistées (pas forcément par la même piste).

La continuité des pistes (Figure 181 et Figure 183), qui caractérise les interruptions d'une piste à la cible initialement pistée, ne laisse pas apparaître de variation franche. Cependant, sur la figure de la moyenne cumulative, nous constatons que la **moyenne cumulative des pistes** issues de l'algorithme **VS IMMC SB-MHT** associées aux cibles 1 et 2 **varie beaucoup moins** autour de la valeur 1 que la **moyenne cumulative des pistes** de l'**IMM SB-MHT**, excepté au niveau du croisement des cibles à l'instant 211 s. En effet, une légère perturbation apparaît ce qui traduit une erreur d'association de l'algorithme VS IMMC lorsque les cibles se croisent au niveau d'une intersection.

Par ailleurs, la **précision de VS IMMC** (Figure 182 et Figure 184) **est meilleure** que celle obtenue avec l'IMM et globalement constante. L'augmentation de l'erreur de la cible 1 à l'instant 201 s, correspond à l'augmentation brutale de la cible 1 à cet instant. L'erreur de l'IMM, quant à elle, augmente après l'intersection pour les deux cibles en raison d'un problème d'association des pistes aux cibles.

7.4.3. Bilan

Dans cette partie, nous synthétisons toutes les caractéristiques de l'algorithme VS IMMC obtenues sur ce scénario, concernant les problématiques suivantes :

- Paramètres du capteur :
Par rapport au scénario 1 (cf. 7.3), le capteur est plus proche du champ de bataille que précédemment et donc la position de l'état estimé est beaucoup plus précise.
- Densité du trafic routier :
L'algorithme VS IMMC est robuste au problème d'association lorsque les cibles évoluent sur le réseau routier.
- Manœuvrabilité des cibles :
L'algorithme VS IMMC piste globalement bien une cible lorsque que cette dernière manœuvre. Cependant, lorsque la manœuvre est brutale, l'erreur en position augmente considérablement, mais l'algorithme ne perd pas la piste.
- Observabilité des cibles
L'observabilité des cibles n'a pas été étudiée dans ce scénario.

7.5. Scénario 3 : "9 cibles évoluent sur le réseau"

7.5.1. Description du scénario et paramètres de simulation

Ce scénario a pour but de tester les performances de l'algorithme VS IMMC dans un contexte multi-cible et riche en fausses alarmes. Les difficultés du scénario sont variées puisque les cibles se croisent, manœuvrent et évoluent en convoi... Ce scénario est utilisé pour comparer les performances de chaque algorithme (IMM SB-MHT et VS IMMC SB-MHT) au niveau du contexte.

Les cibles considérées évoluent à vitesse variable sur le réseau routier (Figure 185 à Figure 193).

Le capteur se situe, au début du scénario, au point (-40 000 mètres, - 50 000 mètres) dans le plan (O,X,Y) associé au repère local $\{R_{TCF}\}$. Il effectue un plan de vol prédéterminé (Figure 195). Son altitude est constante et est fixée à 4000 mètres. Les paramètres du capteur sont donnés dans la Figure 196 tandis que les paramètres des filtres utilisés sont donnés dans la Figure 197 et la Figure 198.

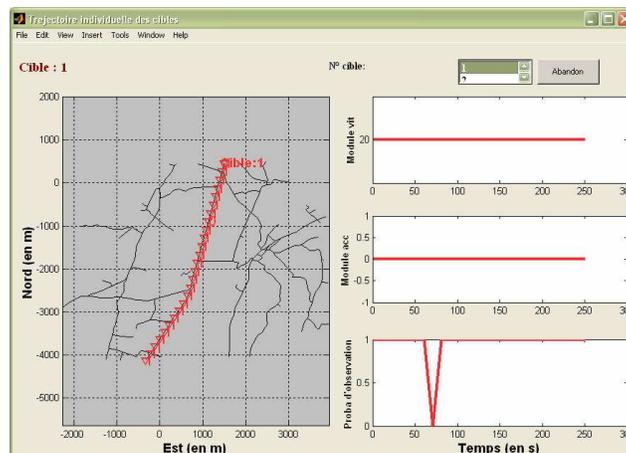


Figure 185 – Cinématique de la cible 1.

La cible 1 évolue du nord au sud avec la cible 2 et croise les cibles 3 et 4.

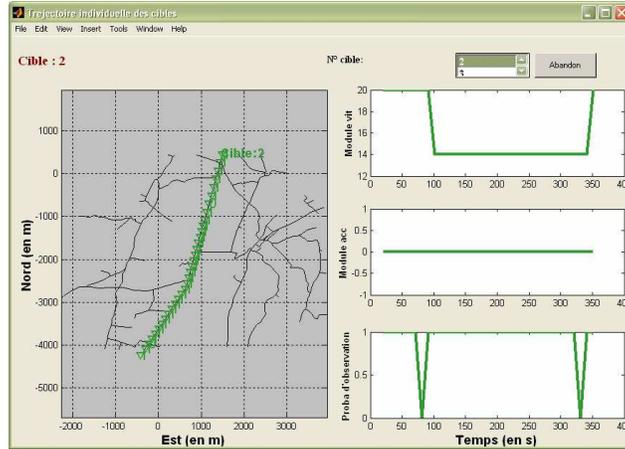


Figure 186 – Cinématique de la cible 2.

La cible 2 évolue du nord au sud et croise les cibles 3 et 4.

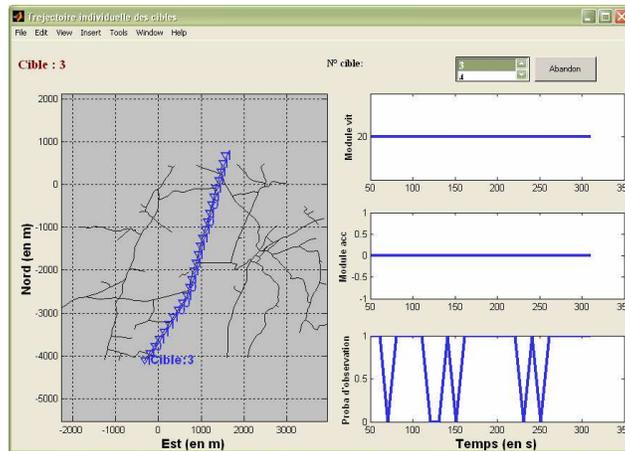


Figure 187 – Cinématique de la cible 3.

La cible 3 évolue du sud au nord et croise les cibles 1,2 et 6.

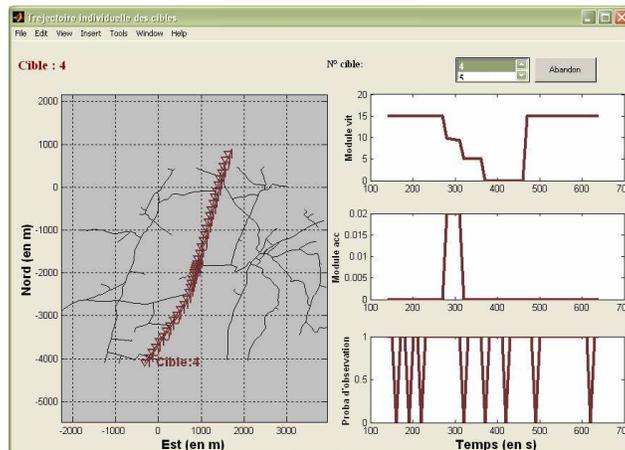


Figure 188 – Cinématique de la cible 4.

La cible 4 évolue du sud au nord et croise les cibles 1,2. La cible s'arrête pendant 100 secondes au niveau de l'intersection (1000 m, -1900 m).

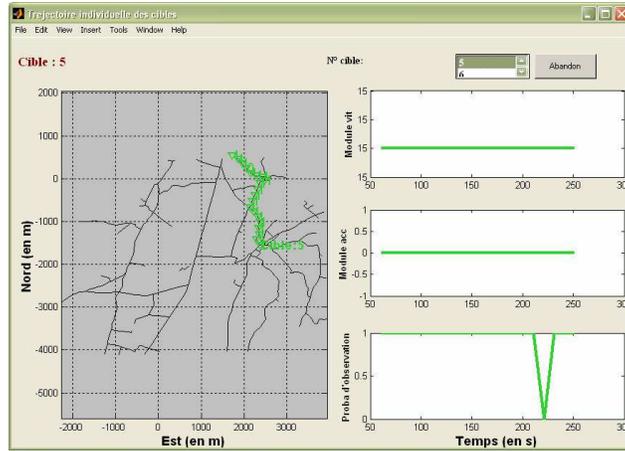


Figure 189 – Cinématique de la cible 5.

La cible 5 commence sa trajectoire dans un réseau urbain (donc dense) et évolue à vitesse constante sur une trajectoire complexe. La cible 5 ne croise aucune cible.

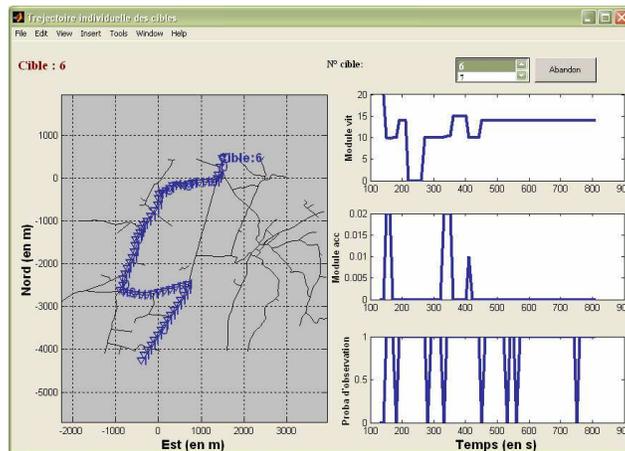


Figure 190 – Cinématique de la cible 6.

La cible 6 croise la cible 3, s'arrête et repart en croisant les cibles 8 et 9.

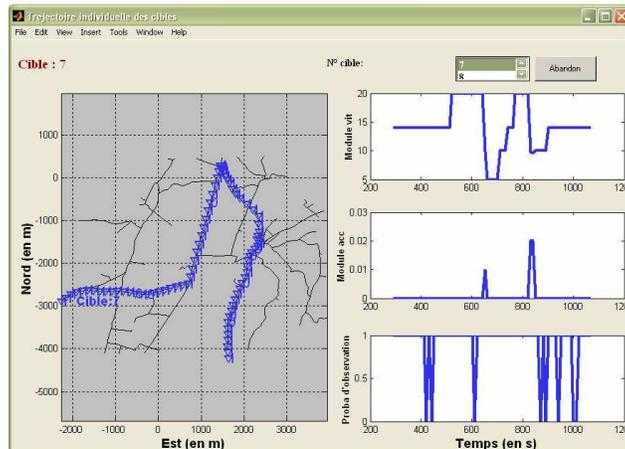


Figure 191 – Cinématique de la cible 7.

La cible 7 évolue initialement avec la cible 8, croise la cible 9 et manœuvre brutalement sur une intersection complexe située au point (1100 m, 100 m) puis la cible 7 évolue dans un milieu urbain.

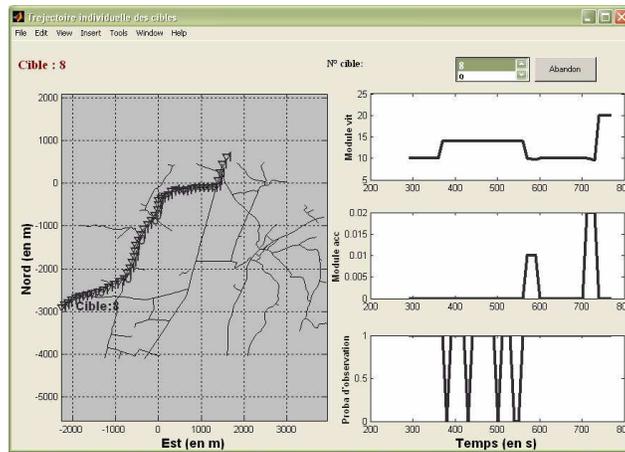


Figure 192 – Cinématique de la cible 8.

La cible 8 évolue initialement avec la cible 7 et croise la cible 6.

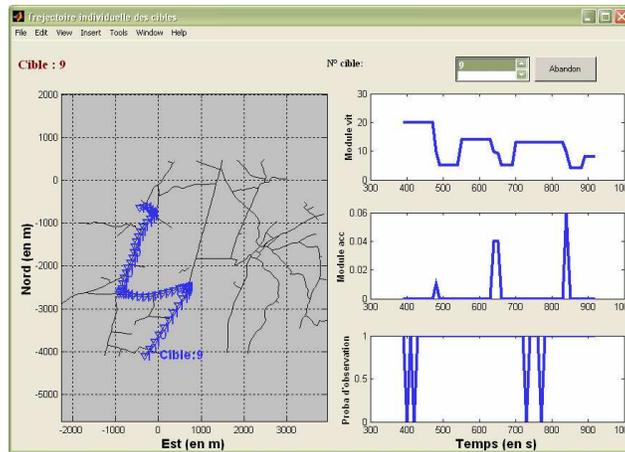


Figure 193 – Cinématique de la cible 9.

La cible 9 évolue sur le réseau, croise les cibles 6 et 7.

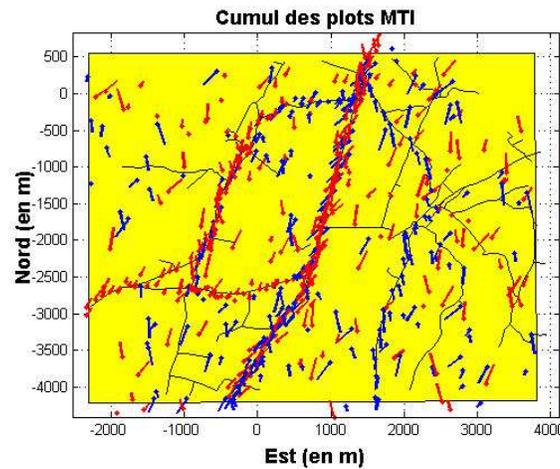


Figure 194 – Cumul des plots MTI.

Les plots ● en rouges sont à vitesse radiale positive, les plots ● en bleus sont à vitesse radiale négative. Le vecteur associé à chaque plot représente la direction de la vitesse radiale ainsi que la norme de la vitesse multipliée par 10. La zone en jaune représente le volume de surveillance du capteur MTI.

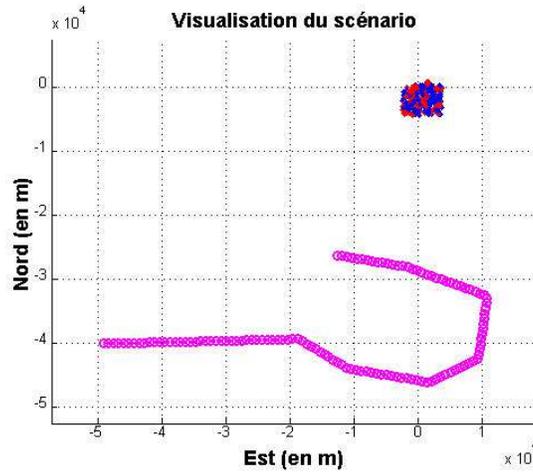


Figure 195 – Position du capteur aux instants d'échantillonnage.

Les positions \circ en mauves représentent les différentes positions du capteur dans le plan (O,X,Y) du repère local $\{R_{TCF}\}$.
 Les plots \bullet en rouges sont à vitesse radiale positive, les plots \bullet en bleus sont à vitesse radiale négative et sont obtenus sur le cumul de tous les scans.

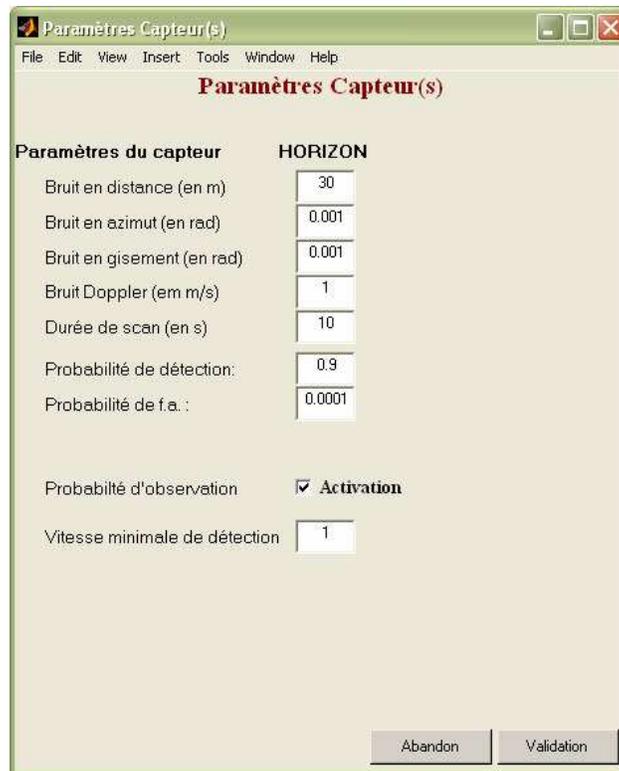


Figure 196 – Paramètres du capteur HORIZON.

Figure 197 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres de l'IMM à 3 modèles, les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

Figure 198 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres du VS IMMC à 3 modèles, les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

7.5.2. Résultats et interprétations

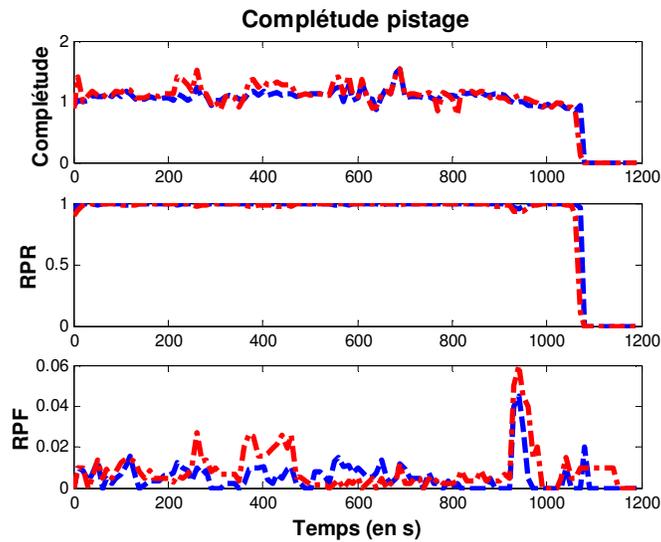


Figure 199 – Complétude du pistage.

La courbe — rouge représente les valeurs obtenues avec le VS-IMMC SB-MHT et la courbe — bleu celles obtenues avec l'IMM MHT.

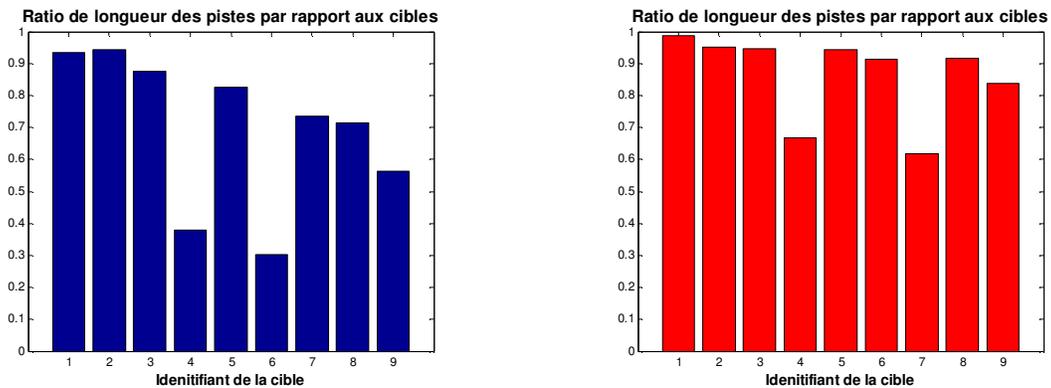


Figure 200 – Ratio des longueurs des pistes par rapport aux cibles réelles.

L'histogramme en bleu représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir de l'IMM SB-MHT par rapport à la longueur de la trajectoire vraie des cibles. L'histogramme en rouge représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir du VS IMM SB-MHT par rapport à la longueur de la trajectoire vraie des cibles.

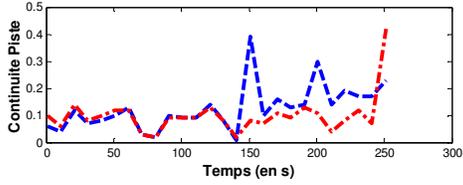
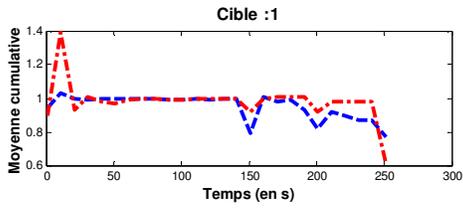


Figure 201 – Continuité de la cible 1.

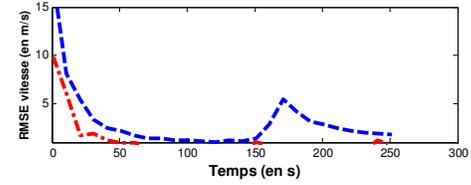
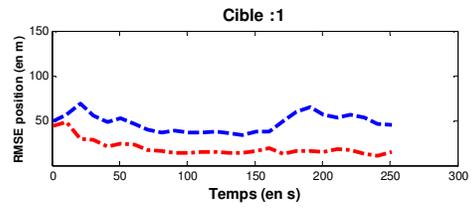


Figure 202 – RMSE de la cible 1.

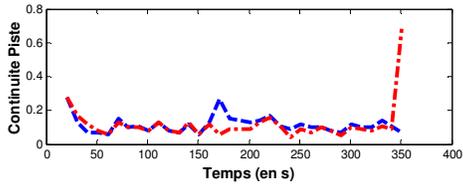
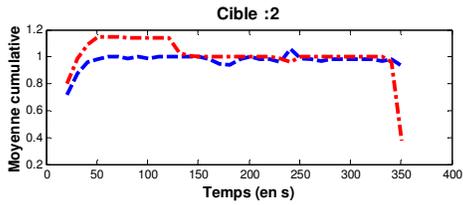


Figure 203 – Continuité de la cible 2.

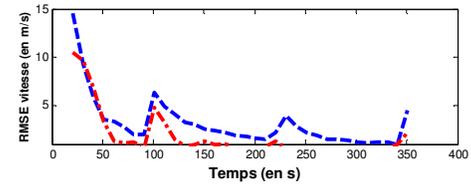
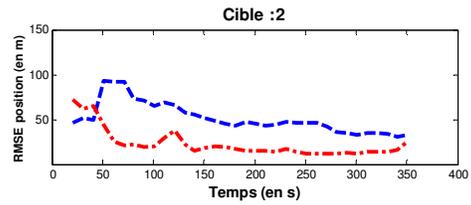


Figure 204 – RMSE de la cible 2.

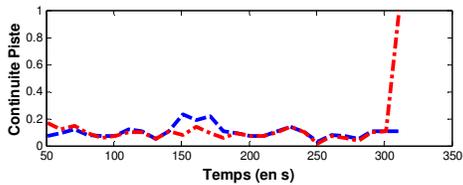
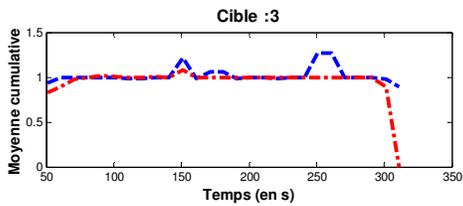


Figure 205 – Continuité de la cible 3.

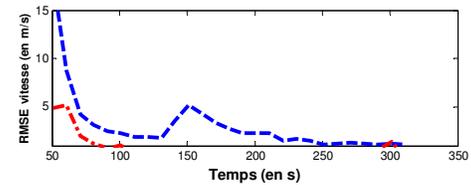
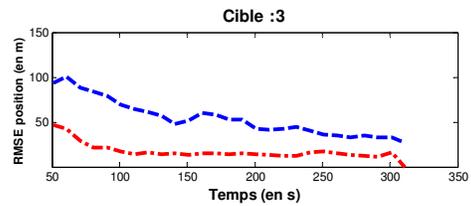


Figure 206 – RMSE de la cible 3.

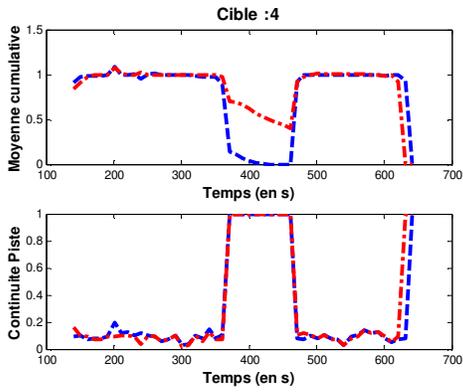


Figure 207 – Continuité de la cible 4.

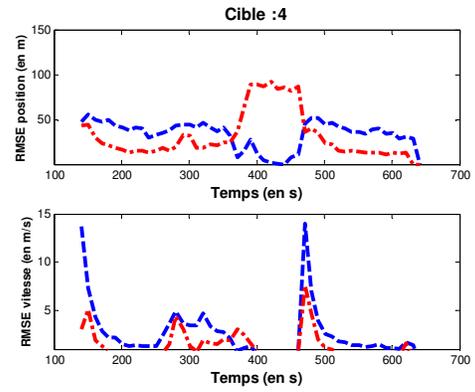


Figure 208 – RMSE de la cible 4.

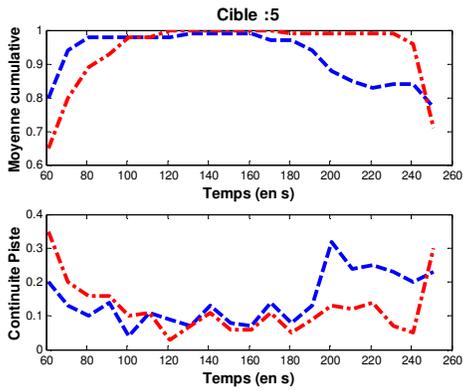


Figure 209 – Continuité de la cible 5.

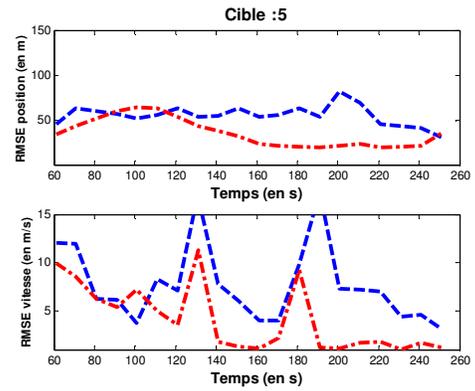


Figure 210 – RMSE de la cible 5.

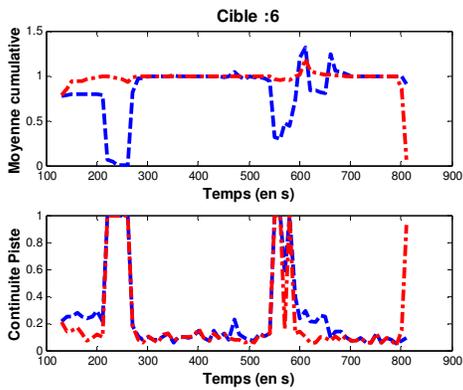


Figure 211 – Continuité de la cible 6.

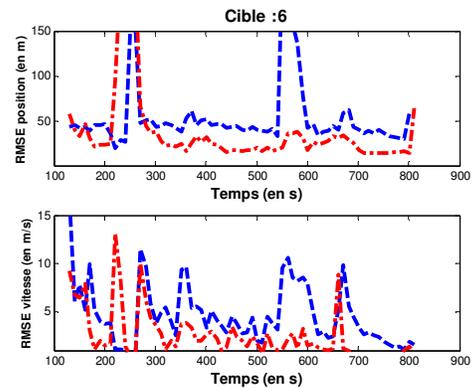


Figure 212 – RMSE de la cible 6.

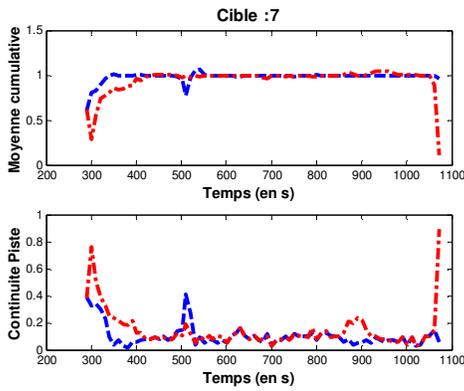


Figure 213 – Continuité de la cible 7.

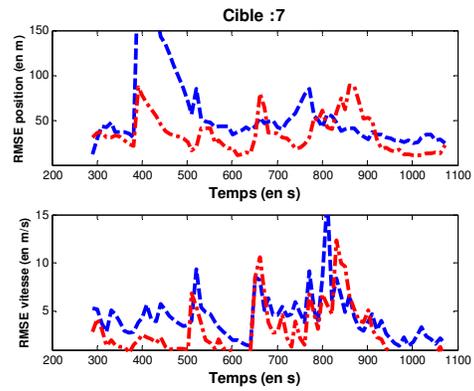


Figure 214 – RMSE de la cible 7.

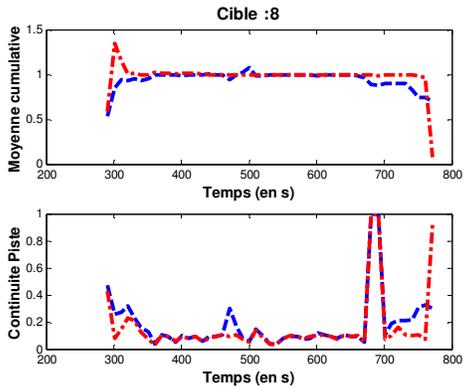


Figure 215 – Continuité de la cible 8.

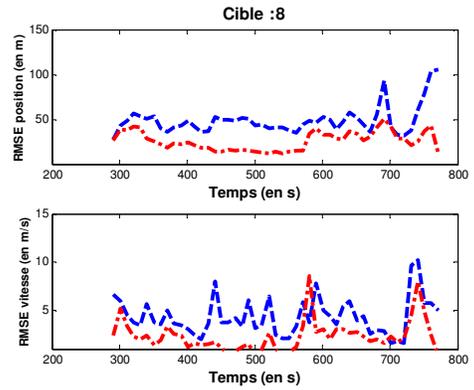


Figure 216 – RMSE de la cible 8.

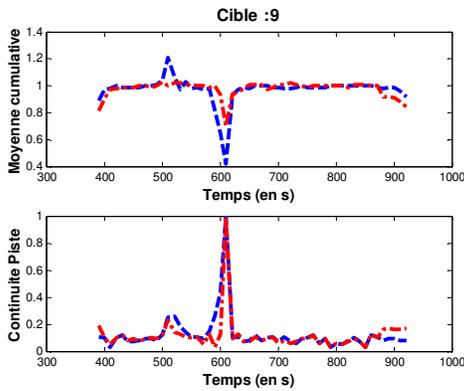


Figure 217 – Continuité de la cible 9.

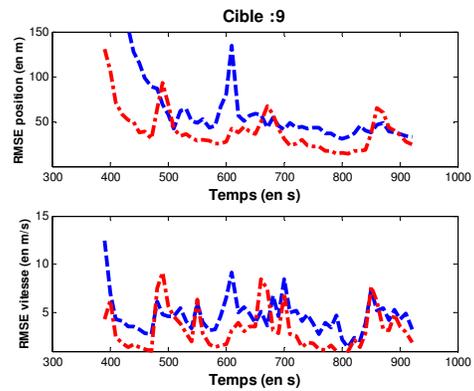


Figure 218 – RMSE de la cible 9.

La courbe — rouge représente les valeurs obtenues avec le VS-IMMC SB-MHT et la courbe — bleu celles obtenues avec l'IMM MHT.

Tableau 17 - Valeurs synthétiques du scénario 3

	IMM SB-MHT	VS IMMC SB-MHT
Nombre moyen de pistes	12.83	10.96
Cible 1 :		
Erreur moyenne en position :	48.28	20.40
Nombre moyen d'états sur le réseau :	Non défini	22.39
Nombre moyen d'états hors réseau :	Non défini	2.73

Cible 2 :		
Erreur moyenne en position :	52.22	23.77
Nombre moyen d'états sur le réseau :	Non défini	30.63
Nombre moyen d'états hors réseau :	Non défini	2.21
Cible 3 :		
Erreur moyenne en position :	54.70	18.58
Nombre moyen d'états sur le réseau :	Non défini	22.44
Nombre moyen d'états hors réseau :	Non défini	3.02
Cible 4 :		
Erreur moyenne en position :	34.92	33.72
Nombre moyen d'états sur le réseau :	Non défini	39.79
Nombre moyen d'états hors réseau :	Non défini	4.72
Cible 5 :		
Erreur moyenne en position :	55.81	36.24
Nombre moyen d'états sur le réseau :	Non défini	15.75
Nombre moyen d'états hors réseau :	Non défini	3.09
Cible 6 :		
Erreur moyenne en position :	55.90	38.10
Nombre moyen d'états sur le réseau :	Non défini	62.67
Nombre moyen d'états hors réseau :	Non défini	4.03
Cible 7 :		
Erreur moyenne en position :	59.56	35.71
Nombre moyen d'états sur le réseau :	Non défini	67.86
Nombre moyen d'états hors réseau :	Non défini	5.81
Cible 8 :		
Erreur moyenne en position :	49.75	26.73
Nombre moyen d'états sur le réseau :	Non défini	44.66
Nombre moyen d'états hors réseau :	Non défini	2.31
Cible 9 :		
Erreur moyenne en position :	68.55	40.86
Nombre moyen d'états sur le réseau :	Non défini	47.26
Nombre moyen d'états hors réseau :	Non défini	5.01

Pour ce scénario, riche en enseignements nous proposons d'analyser uniquement les performances qui permettent de dégager des caractéristiques du VS IMMC SB-MHT.

La complétude (Figure 199) du pistage montre que pour ce scénario, il y a autant de cibles que de pistes. Cependant pour le VS IMMC, la **variation de la complétude** est assez importante en raison du **contexte multi-cible** qui peut générer **plusieurs scénarii d'association** (donc plusieurs pistes) **mais aussi** en raison de la **présence d'intersections** qui va dupliquer la piste associée à une cible. La Ratio de Piste Redondantes est égale à un pour les deux algorithmes ce qui montre que toutes les cibles sont pistées et que le nombre de pistes est égal au nombre de cibles. Le Ratio de Fausses Pistes, prouve quant à lui, que le nombre de pistes non associées est très faible excepté pour le VS IMMC aux instants 251 s à 461 s et 921 s à 991 s qui correspondent aux moments où les cibles 4 et 7 s'arrêtent et où la cible 7 rentre dans le réseau urbain. En fait, l'algorithme ne peut pas connaître l'objet pisté lorsque la cible est à l'arrêt et la piste se retrouve ainsi non associée à un objet et lorsque l'algorithme VS IMMC piste en milieu urbain, un nombre important d'hypothèses vont être générées, rendant ainsi un nombre important de pistes non associées lorsque la cible n'est pas détectée.

La cible 1 évolue avec la cible 2 au début du scénario (Figure 201, Figure 203 et Figure 205), l'algorithme VS IMMC SB-MHT doit initialiser des pistes, pallier le problème d'association et

rattacher en même temps des pistes au réseau routier. Or, l'algorithme IMM SB-MHT ne rencontre pas de problèmes d'association puisque la moyenne cumulative des cibles 1 et 2 est proche de 1 et la continuité de piste reste faible. Ainsi, l'écart de la moyenne cumulative du VS IMMC à l'initialisation des pistes des cibles 1 et 2 est lié à l'introduction de la contrainte. En effet, l'initialisation des pistes associées aux cibles 1 et 2 s'effectue au niveau d'une intersection, ainsi un nombre important de pistes vont être générées. **La moyenne cumulative des cibles augmente** à l'initialisation puisque **plusieurs pistes sont associées au même objet**. En revanche, toujours à l'initialisation des pistes, la continuité de piste des cibles 1 et 2 restent faible, ce qui montre que **l'ensemble des pistes ne change pas de cibles**. Ainsi, lorsque le **VS IMMC initialise des pistes proches au niveau d'une intersection, le nombre d'hypothèses augmente** mais la solution est différée pour obtenir une solution plus fiable (solution obtenue par le test séquentiel de Wald).

Pour la cible 1 et 3 (Figure 201 et Figure 205), une **perturbation de la moyenne cumulative du VS IMMC** est observée à l'instant 151 s, au niveau du **croisement de cibles** et du problème d'association **au niveau d'une intersection**. Cependant, la variation de la moyenne cumulative est moins franche que pour le problème d'association entre les cibles 1 et 2 commenté dans le paragraphe précédent. En effet, comme les cibles ont des vitesses opposées, il devient plus facile pour l'algorithme de les discriminer. La même remarque peut être faite entre les cibles 1 et 4 (Figure 201 et Figure 207) à l'instant 201 s et entre les cibles 2 et 3 à l'instant 251 s. Par ailleurs, lorsque la cible 2 croise la cible 4, aucune variation de la moyenne cumulative n'est constatée puisque les cibles se croisent sur un tronçon de route (*i.e.* absence d'intersection).

Les précisions des pistes du VS IMMC SB-MHT associées aux cibles 1, 2 et 3 (Figure 202, Figure 204 et Figure 206) sont meilleures que celles obtenues avec l'IMM SB-MHT. Pour la cible 4, nous constatons une augmentation de l'erreur entre les instants 371 s pour le VS IMMC SB-MHT mais pas pour l'IMM SB-MHT. Cette augmentation est liée à l'arrêt de la cible. En raison de la présence important de fausses alarmes, l'IMM SB-MHT va associer la piste de la cible 4 avec une ou plusieurs fausses alarmes perdant ainsi la piste, c'est pourquoi la moyenne cumulative de la cible chute à 0 et la continuité de piste à 1. En revanche, pour le **VS IMMC SB-MHT**, en raison de la contrainte, **la piste est maintenue à l'arrêt au niveau d'une intersection et associe moins de fausses alarmes à la piste** (puisque la moyenne cumulative décroît beaucoup moins vite que pour l'IMM SB-MHT) lui permettant ainsi d'associer correctement la piste au plot MTI issue de la cible 4 lorsque cette dernière repart.

Les performances concernant la cible 5 (Figure 209 Figure 210) reflètent le comportement de l'algorithme VS IMMC dans un environnement dense en segments routiers, puisque la cible évolue dans une **zone urbaine** entre les instants 61 s à 101 s. Nous pouvons constater que **la moyenne cumulative du VS IMMC est plus faible** que celle obtenue avec l'IMM ce qui montre que le nombre de pistes générées par le VSIMMC est plus important, notamment en raison de la duplication des hypothèses liée au nombre important de tronçons routiers. Par ailleurs, la continuité de piste du **VS IMMC** est plus importante que celle obtenue avec l'IMM ce qui traduit, malgré la contrainte, **la perte plus fréquente des pistes du VS IMMC dans la zone urbaine**. Cette perte impacte directement sur la précision de la cible dans la zone urbaine. En revanche, lorsque la cible 5 quitte la zone urbaine, les performances de l'algorithme VS IMMC retrouvent une tendance normale.

Concernant la cible 6 (Figure 211 et Figure 212), les performances normales de l'algorithme VS IMMC sont perturbées aux instants 201 s à 291 s et 541 s à 601 s. Entre les instants 201 s à 291 s, la cible 6 s'arrête. Comme pour la cible 4, nous constatons alors une augmentation de l'erreur et de la continuité de piste pour le VS IMMC. En revanche la moyenne cumulative du VS MMC varie peu ce qui implique que la piste est perdue moins souvent que pour la piste associée à la cible 4. Deux raisons expliquent ce comportement : la durée d'arrêt de la cible est moins importante que pour la cible 4, et la cible 6 ne s'arrête pas au niveau d'une intersection, donc, il y a moins de chance d'associer la piste à une fausse alarme. Entre les instants 541 s à 601 s, la cible 6 à une vitesse radiale inférieure à la vitesse minimale de détection, c'est pourquoi la cible n'est plus détectée. Ainsi, l'algorithme IMM SB-MHT perd la piste puisque la moyenne cumulative chute et la continuité de

piste augmente brutalement. Par contre, grâce à la modélisation de la probabilité de perception, l'algorithme VS IMMC conserve la piste et jusqu'à ce que cette dernière devienne perceptible par le capteur. De plus, pendant cette même phase, l'erreur du VS IMMC sur la cible n'augmente que très légèrement.

Les cibles 7 et 8 (Figure 213, Figure 214, Figure 215 et Figure 216) quant à elles sont globalement bien pistées puisque la continuité de piste et la moyenne cumulative sont quasiment constantes excepté à l'initialisation des pistes. En effet, à la genèse de chaque piste du VS IMMC, puisque les cibles partent au même instant sur la même intersection, le nombre de scénarii d'association augmente, en raison de la contrainte, donc le nombre de pistes augmente.

Pour la cible 9, la précision du VS IMMC varie avec les différentes manœuvres de la cible. En regardant la moyenne cumulative, la manœuvre brutale au niveau d'une intersection (à l'instant 291 s) provoque de temps en temps la perte de la piste pour l'algorithme VS IMMC SB-MHT mais moins souvent que pour l'algorithme IMM SB-MHT.

7.5.3. *Bilan*

Dans cette partie, nous synthétisons toutes les caractéristiques de l'algorithme VS IMMC obtenues pour ce scénario, concernant les problématiques suivantes :

- Paramètres du capteur :

Le capteur est plus proche que précédemment conférant à l'algorithme VS IMMC une précision plus fiable sur l'estimateur et ce qui permet à l'algorithme d'être plus robuste au problème d'association.

- Densité du trafic routier :

L'une des faiblesses de l'algorithme est apparemment l'initialisation de pistes dans un environnement dense en segments routiers, mais aussi l'initialisation de pistes lorsque les cibles sont proches.

- Manœuvrabilité des cibles :

La manœuvrabilité des cibles est généralement bien détectée par l'algorithme. Cependant lorsque les cibles s'arrêtent trop longtemps lorsqu'elles se situent au niveau d'une intersection, le risque que l'algorithme associe une piste à une fausse alarme sur le mauvais tronçon routier augmente. De plus si une cible manœuvre brutalement au niveau d'une intersection, l'algorithme risque de perdre la cible puisqu'il ne s'adapte pas aussi rapidement et en même temps à la manœuvre et au changement de direction.

- Observabilité des cibles :

L'algorithme est robuste au croisement de cibles si l'une d'elle n'est pas perceptible. Cette remarque reste logique puisque la sentinelle ne s'associe à une piste que si la piste est une nouvelle piste.

7.6. **Scénario 4 : "Scénario critique de 20 cibles, en présence de masques de terrain et de fausses alarmes"**

7.6.1. *Description du scénario et paramètres de simulation*

Ce scénario a pour but de tester les performances de l'algorithme VS IMMC sur une exécution de Monte Carlo, dans un contexte multi-cible (Figure 220), riche en fausses alarmes (Figure 221) et en présence de masques de terrain. Il regroupe tous les cas décrits précédemment et s'approche (ou est comparable) avec les cas réels.

Le capteur se situe, au début du scénario, au point (-40 000 mètres, - 50 000 mètres) dans le plan (O,X,Y) associé au repère local $\{R_{TCF}\}$. Il effectue un plan de vol déterminé par l'utilisateur (Figure 222). Son altitude est constante et est fixée à 4000 mètres.

Les caractéristiques du capteur simulé sont proches de celles du système HORIZON (Figure 223).

Par ailleurs, afin de mesurer l'apport de l'algorithme VS IMMC sur la qualité du pistage, nous comparons ce dernier avec l'algorithme usuel IMM SB-MHT. Les paramètres des algorithmes sont donnés dans la Figure 224 et la Figure 225.

En raison de la complexité de l'algorithme, nous proposons d'étudier pour chaque groupe de cibles le comportement de l'algorithme VS IMMC SB-MHT.

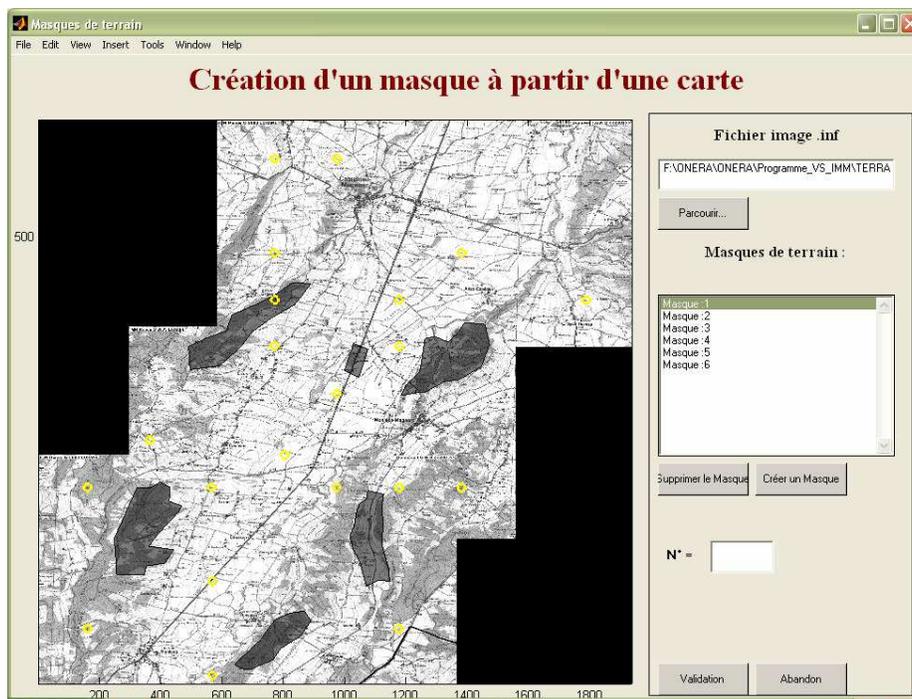


Figure 219 – Visualisation des masques de terrains (les zones en grisées).

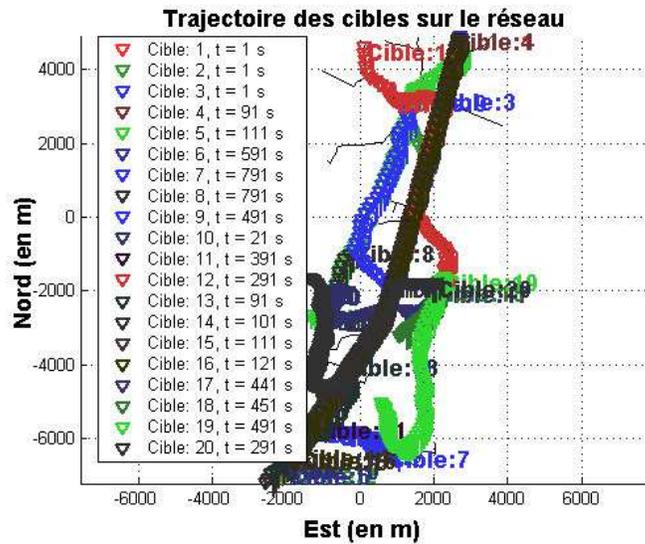


Figure 220 – Trajectoire des cibles sur le réseau.

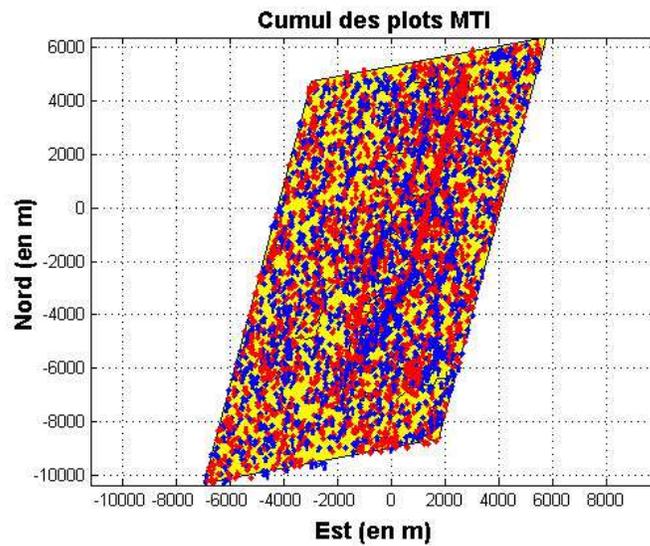


Figure 221 – Cumul des plots MTI.

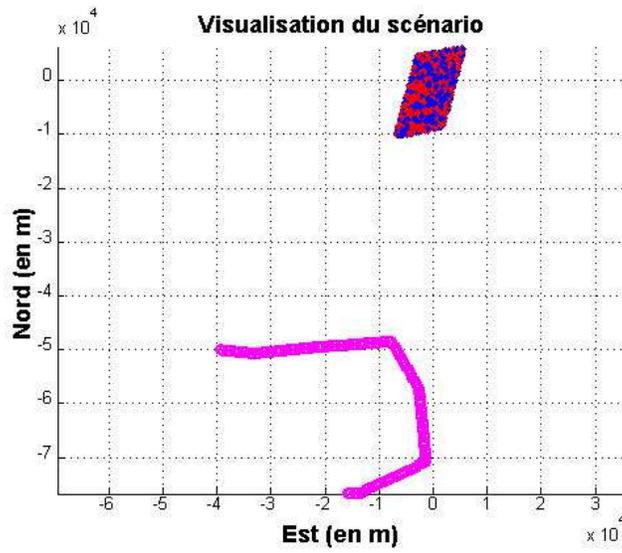


Figure 222 – Trajectoire du capteur.

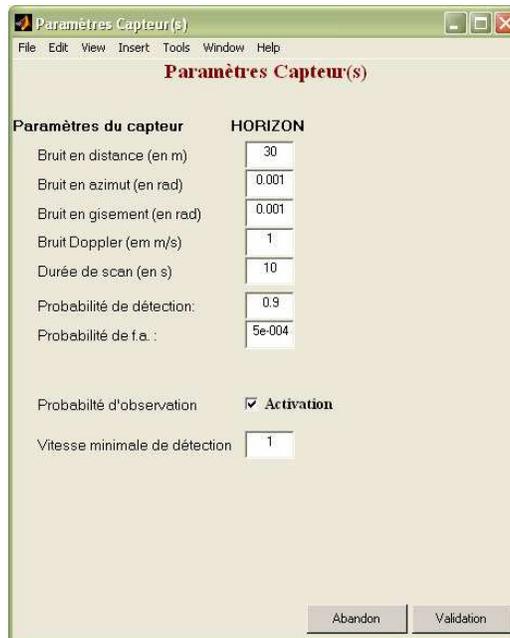


Figure 223 – Paramètres du capteur HORIZON.

Paramètres du filtre IMM

Paramètres du Filtre IMM à 3 modèles

Paramètres observations		HORIZON		
Bruits en distance (en m)	<input type="text" value="30"/>			
Bruits en azimut (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			
Bruits en gisement (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			
Incertitude sur les modèles :		sigma		
Bruit sur le modèle CV 1	<input type="text" value="0.05"/>			
Bruit sur le modèle CV 2	<input type="text" value="0.8"/>			
Matrice de transition des modèles :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.95"/>	<input type="text" value="0.049"/>	<input type="text" value="0.001"/>	
CV 2 :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
Stop :	<input type="text" value="0.01"/>	<input type="text" value="0.39"/>	<input type="text" value="0.6"/>	
Matrice initiale de mixage :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>	
CV 2 :	<input type="text" value="0.1"/>	<input type="text" value="0.1"/>	<input type="text" value="0.1"/>	
Stop :	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0"/>	<input type="text" value="0"/>	
Vecteur de probabilité initial :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>			
CV 2 :	<input type="text" value="0.1"/>			
Stop :	<input type="text" value="0"/>			

Probabilité de détection:	<input type="text" value="0.9"/>	
Densité de fausses alarmes:	<input type="text" value="1.4432e-009"/>	Pfa =6e-006
Densité de nouvelles cibles:	<input type="text" value="1.4432e-007"/>	Pnt =0.0006
Seuil de confirmation de piste:	<input type="text" value="1e-007"/>	
Seuil de suppression de piste:	<input type="text" value="0.1"/>	
Seuil de suppression des hypothèses:	<input type="text" value="0.1"/>	
Nombre de branches à conserver:	<input type="text" value="2"/>	
Seuil proba. global d'une piste:	<input type="text" value="0.1"/>	
Nombre de scans avant le pruning:	<input type="text" value="2"/>	
Probabilité de fenêtrage:	<input type="text" value="0.95"/>	

Figure 224 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres de l'IMM à 3 modèles, les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

Paramètres du filtre VS IMMC

Paramètres du Filtre VS IMM sous contraintes à 3 modèles

Paramètres observations		HORIZON		
Bruits en distance (en m)	<input type="text" value="30"/>			
Bruits en azimut (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			
Bruits en gisement (en rad)	<input type="text" value="0.001"/>			
Bruit Doppler (en m/s)	<input type="text" value="1"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Prise en compte Doppler	
Incertitude sur les modèles :		sigma_d	sigma_n	
Bruit sur le modèle CV 1	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.01"/>		
Bruit sur le modèle CV 2	<input type="text" value="0.6"/>	<input type="text" value="0.2"/>		
Matrice de transition des modèles :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.95"/>	<input type="text" value="0.049"/>	<input type="text" value="0.001"/>	
CV 2 :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
Stop :	<input type="text" value="0.01"/>	<input type="text" value="0.39"/>	<input type="text" value="0.6"/>	
Matrice initiale de mixage :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>	<input type="text" value="0.9"/>	
CV 2 :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
Stop :	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	<input type="text" value="0.05"/>	
Vecteur de probabilité initial :				
CV 1 :	<input type="text" value="0.9"/>			
CV 2 :	<input type="text" value="0.1"/>			
Stop :	<input type="text" value="0"/>			

Probabilité de détection:	<input type="text" value="0.9"/>	
Densité de fausses alarmes:	<input type="text" value="1.4432e-009"/>	Pfa =6e-006
Densité de nouvelles cibles:	<input type="text" value="1.4432e-007"/>	Pnt =0.0006
Seuil de confirmation de piste:	<input type="text" value="1e-007"/>	
Seuil de suppression de piste:	<input type="text" value="0.1"/>	
Seuil de suppression des hypothèses:	<input type="text" value="0.1"/>	
Nombre de branches à conserver:	<input type="text" value="4"/>	
Seuil proba. global d'une piste:	<input type="text" value="0.1"/>	
Nombre de scans avant le pruning:	<input type="text" value="2"/>	
Probabilité de fenêtrage:	<input type="text" value="0.99"/>	

Activation de la probabilité de perception

Durée de vie des sentinelles (en s) :

Prise en compte du Off Road **Vitesse max. de sortie :**

Figure 225 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.

A gauche de la figure se trouvent les paramètres du VS IMMC à 3 modèles, les paramètres à droite de la figure sont les paramètres du SB-MHT utilisés par Blackman dans [Blackman1999].

7.6.2. Résultats et interprétations par groupe de cibles

Tableau 18 – Synthèse des résultats :

	IMM SB-MHT	VS IMMC SB-MHT
Nombre de pistes confirmées :	35	25
Cible 1 :	42.35	27.62
Cible 2 :	43.13	15.32
Cible 3 :	26.61	36.06
Cible 4 :	45.99	21.25
Cible 5 :	70.62	30.51
Cible 6 :	44.58	15.50
Cible 7 :	49.42	107.28
Cible 8 :	62.78	50.37
Cible 9 :	53.90	26.52
Cible 10 :	44.72	25.80
Cible 11 :	42.21	14.93
Cible 12 :	66.77	34.89
Cible 13 :	42.24	34.78
Cible 14 :	56.26	47.63
Cible 15 :	55.54	11.24
Cible 16 :	67.19	21.48
Cible 17 :	55.53	Non définie
Cible 18 :	39.88	51.08
Cible 19 :	48.73	28.52
Cible 20 :	45.76	32.09

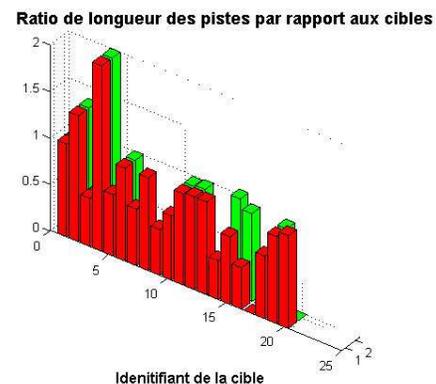
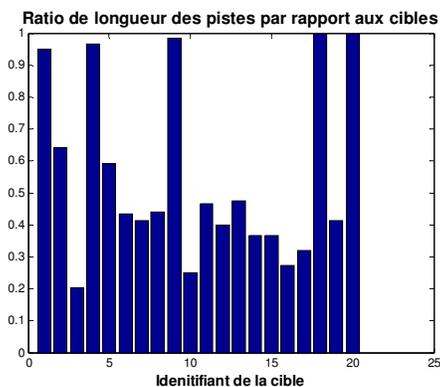


Figure 226 – Ratio de la longueur des pistes par rapport aux objets réels.

L'histogramme en *bleu* représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir de l'*IMM SB-MHT* par rapport à la longueur de la trajectoire vraie des cibles. L'histogramme en *rouge* représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir du *VS IMMC SB-MHT* par rapport à la longueur de la trajectoire vraie des cibles. L'histogramme en *vert* représente le ratio de la longueur des pistes obtenues à partir du *VS IMMC SB-MHT* et présentes dans une des nouvelles pistes validées par une sentinelle par rapport à la véritable longueur de la trajectoire des cibles.

7.6.2.1. Description du comportement des pistes associées aux cibles 1 et 3.

Dans cette partie nous commentons les résultats obtenus pour les cibles 1 et 3. La cinématique des cibles est donnée dans la Figure 227 et la Figure 228. Nous expliquons dans cette partie pourquoi la piste associée à la cible 3 est perdue.

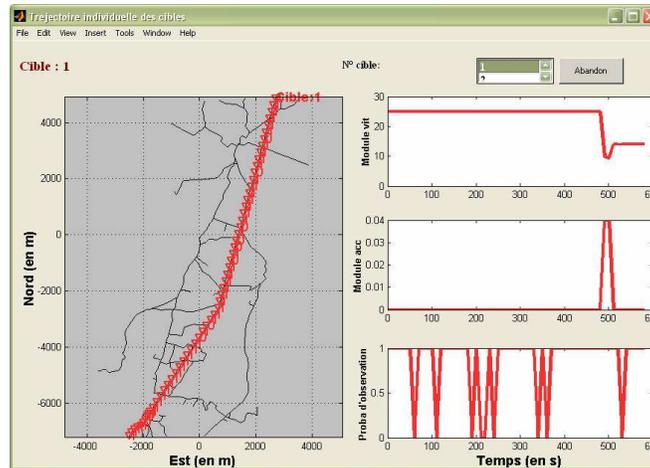


Figure 227 – Cinématiques de la cible 1.

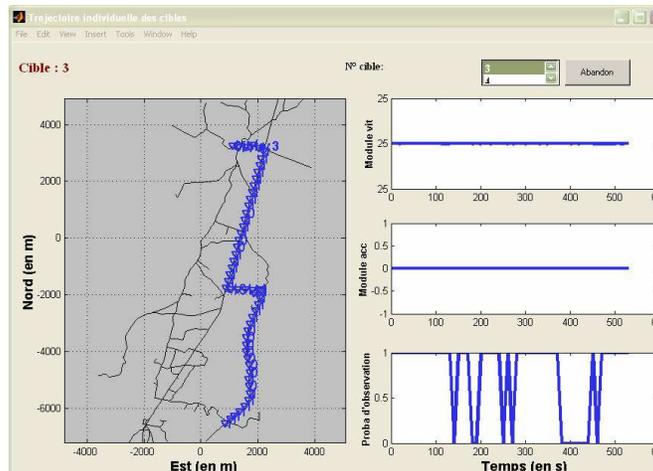


Figure 228 – Cinématique de la cible 3.

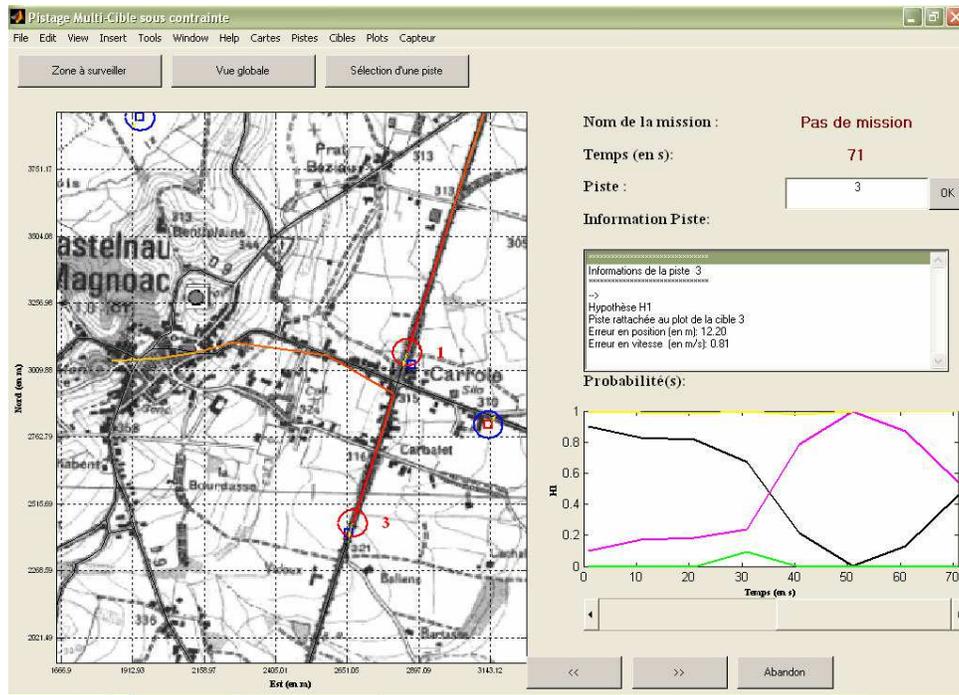


Figure 229 – Capture d'écran à l'instant 71.

La piste 1 en rouge est une piste confirmée associée à la cible 1. La piste 3 en rouge est aussi une piste confirmée, elle est associée à la cible 3. Les pistes en bleu sont des pistes tentatives. A gauche de la figure, nous pouvons observer les pistes sur le réseau ainsi que les plots MTI. A droite de la figure, nous avons des informations sur la piste sélectionnée. Ainsi, nous pouvons voir pour la piste 3, qu'il n'y a qu'une seule hypothèse d'association, celle associée au plot issue de la cible 3, que l'erreur en position est $12,20\text{ m}$ à l'instant $t = 71\text{ s}$ et que l'erreur en vitesse est de $0,81\text{ m/s}$. La courbe en noire représente la probabilité du modèle dynamique CV à faible bruit, la courbe en mauve représente la probabilité du modèle CV à fort bruit, la courbe en vert représente la probabilité du modèle STOP et la courbe jaune représente la probabilité de perception de la piste.

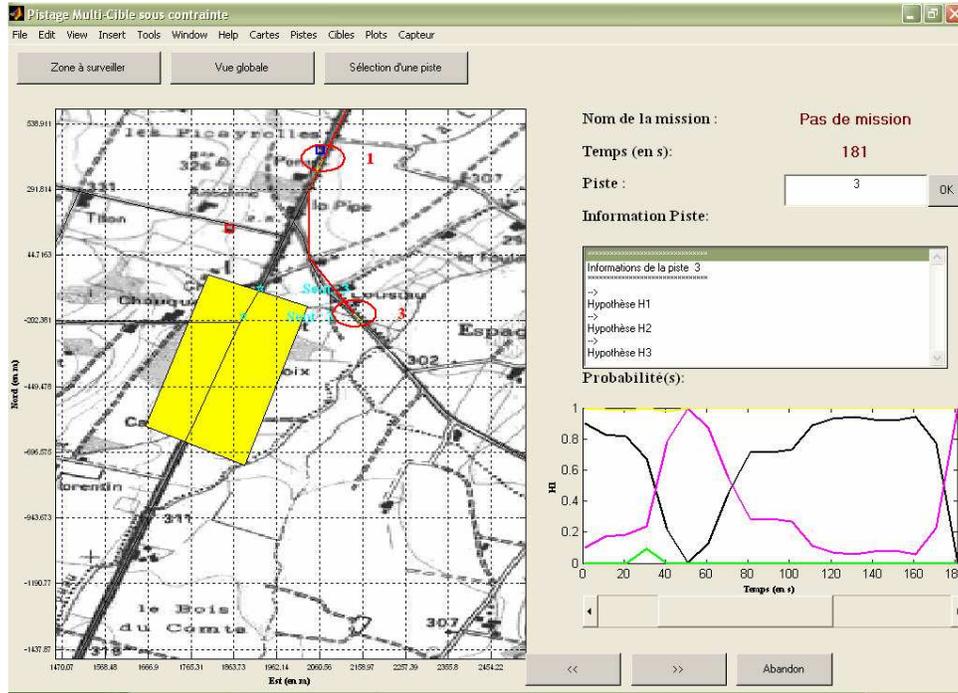


Figure 230 – Capture d'écran à l'instant 181.

La piste 3 s'approche d'une intersection et le nombre d'hypothèses s'est dupliqué. Cependant, la cible 3 continue sa trajectoire dans le masque de terrain et nous voyons clairement que la piste 3 en rouge n'est pas sur la bonne route. En fait, pour cette hypothèse, la piste 3 s'est associée à une fausse alarme. Cependant, en raison du masque de terrain, l'état associé à la piste 3 s'est transformé en sentinelle et elle continue sa trajectoire jusqu'à ce qu'elle sorte du masque.

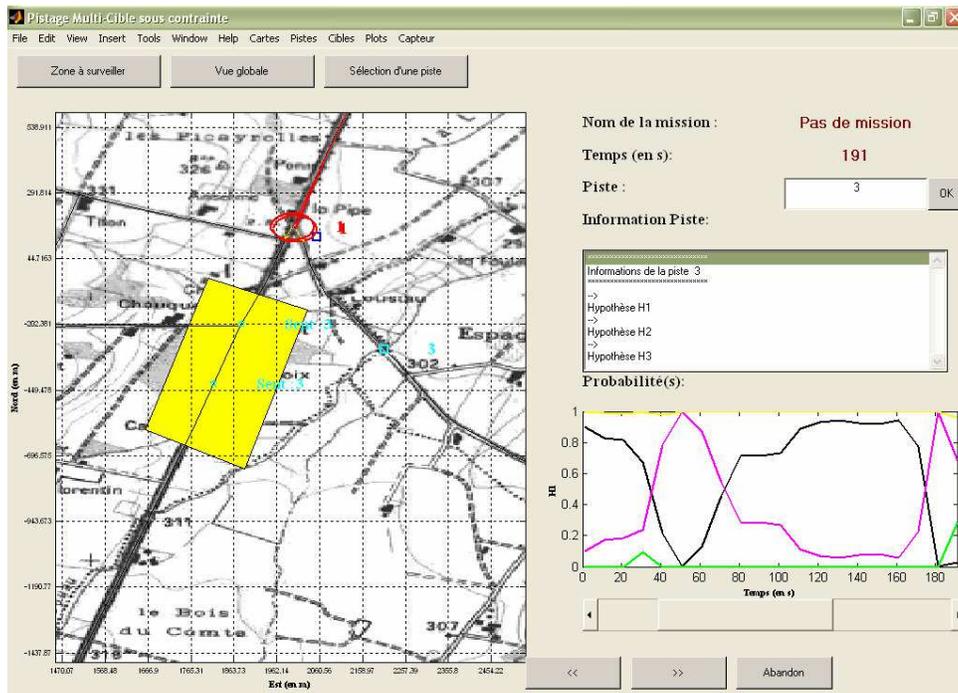


Figure 231 – Capture d'écran à l'instant 191.

La piste 3, qui s'était associée à une fausse alarme, est en mode arrêt (carré cyan), nous voyons d'ailleurs la courbe de probabilité associée au modèle stop remonter. Mais cette fausse piste va disparaître soit avec le temps soit lorsque la sentinelle sera activée.

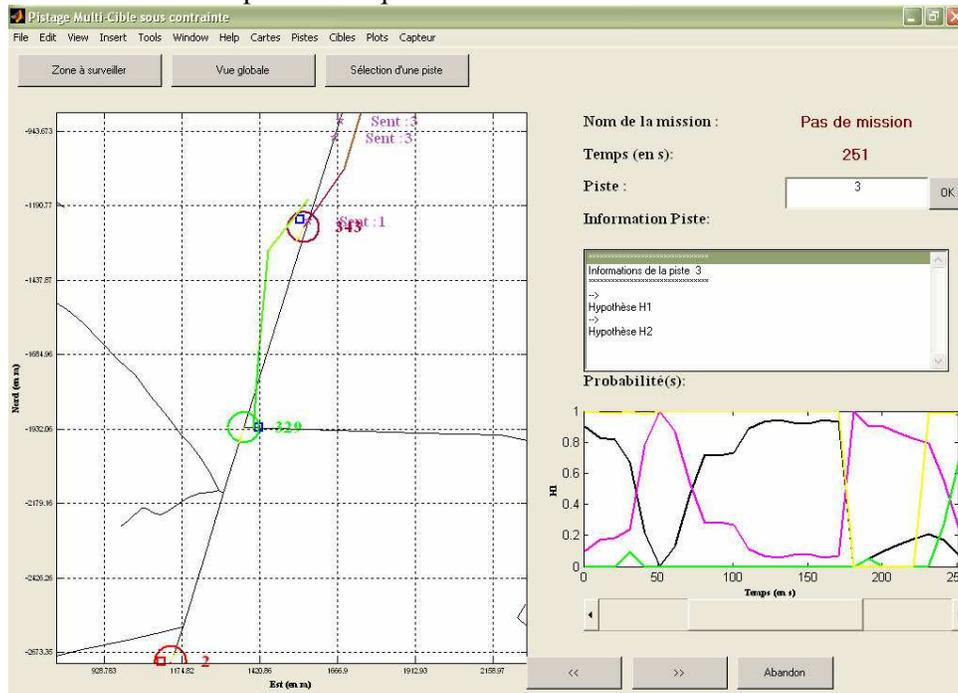


Figure 232 – Capture d'écran à l'instant 251.

La sentinelle 3 a été activée en sortie de masque et associé à la nouvelle piste 329 une probabilité que cette piste soit originaire de la piste 3. Cependant, nous voyons sur la Figure 232 que la piste 329 s'est rattachée au bout de quelques scans sur la route et l'algorithme n'a pas le temps de détecter le changement de tronçon routier. Ainsi, au scan suivant, une nouvelle piste associée à la cible 3 est créée. Cela qui explique le médiocre résultat sur le ratio de la longueur entre les pistes associées à la cible 3 et la longueur de la trajectoire réelle de la cible, puisque deux pistes sont nécessaires pour constituer la trajectoire de la cible. Nous ne pouvons conclure quant à la faiblesse de l'algorithme sur la perte de la piste, suite à un changement de direction de la cible, puisque la cible 3 effectue un changement de direction de plus de 90° avec une vitesse de 25 m/s soit 90 km/h, ce qui est incompatible avec une situation réelle.

La sentinelle issue de la piste 1, calcule la probabilité que la nouvelle piste 345 soit originaire de la piste 1.

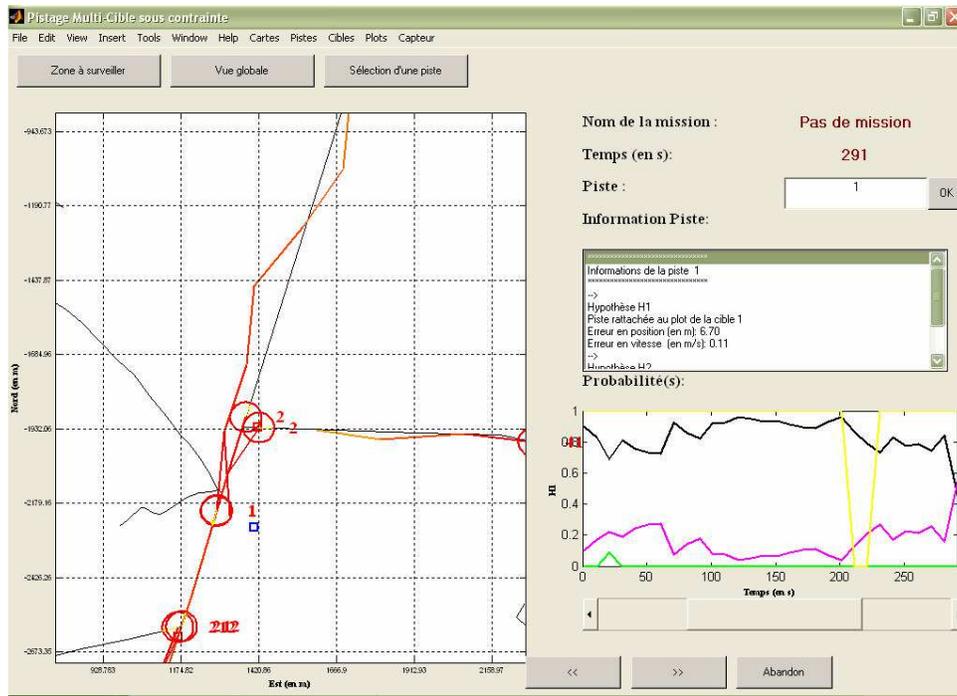


Figure 233 – Capture d'écran à l'instant 291.

Grâce à la sentinelle, la nouvelle piste 345 s'est rattachée automatiquement à la piste 1. Contrairement à l'ancienne piste 3, la piste 1 s'est rattachée plus tardivement au réseau routier et comme la cible 1 n'effectue pas de changement de direction, la piste 1 n'est pas perdue. De plus, la piste 1 a croisé la piste 2 sans aucune ambiguïté d'association. Nous pouvons voir sur la capture d'écran un test séquentiel de Wald pour les pistes 2 et 212.

7.6.2.2. Description du comportement des pistes associées aux cibles 2 et 5.

Dans cette partie nous commentons les résultats obtenus pour les cibles 2 et 5. La cinématique des cibles est donnée dans la Figure 234 et la Figure 235. Nous expliquons dans cette partie pourquoi la piste associée à la cible 5 est perdue et pour quoi la piste associée à la cible 2 est aussi longue.

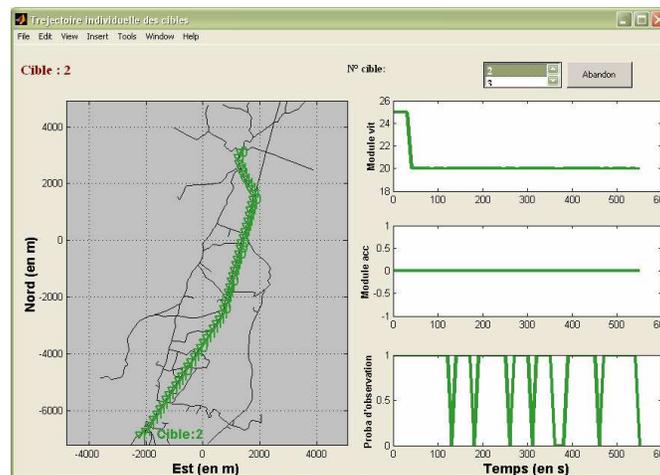


Figure 234 – Cinématique de la cible 2.

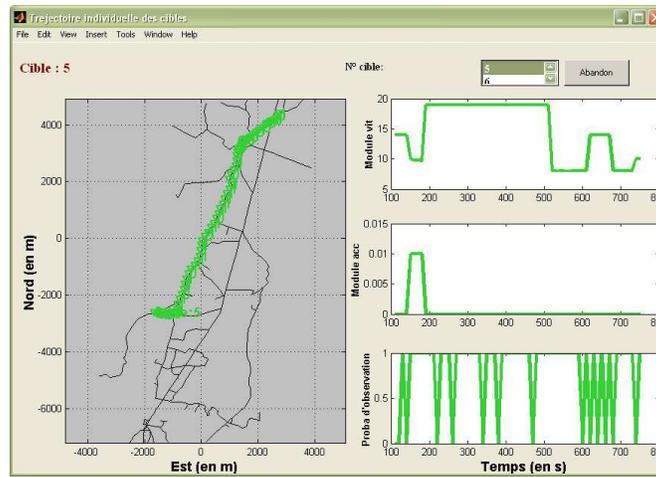


Figure 235 – Cinématique de la cible 5.

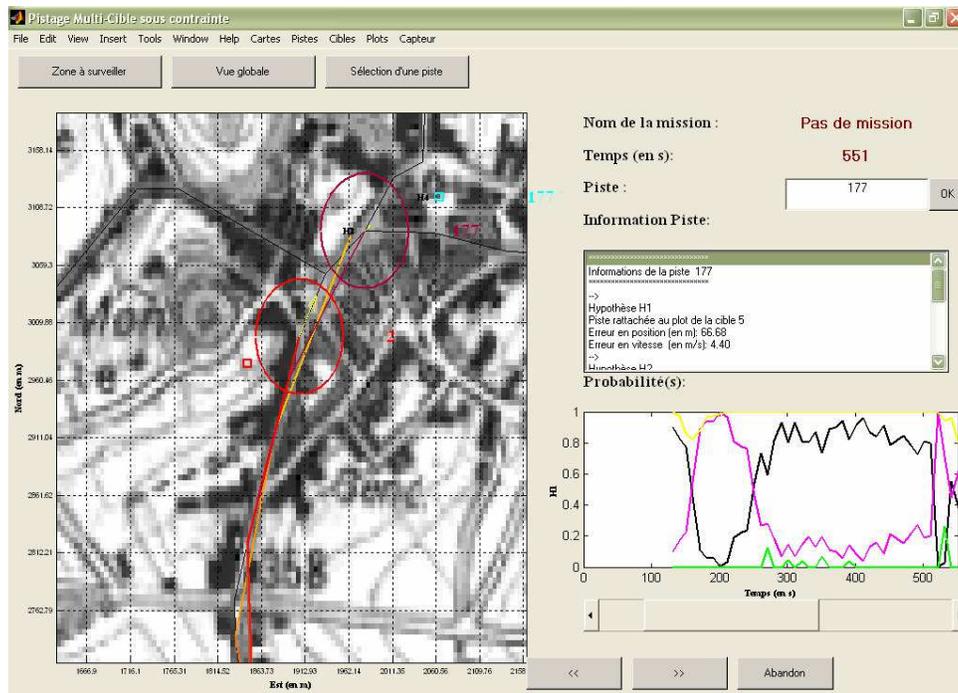


Figure 236 – Capture d'écran à l'instant 551.

La piste 177 est associée à la cible 5 et la piste 2 à la cible 2. Les deux cibles arrivent quasiment au même moment dans un village.

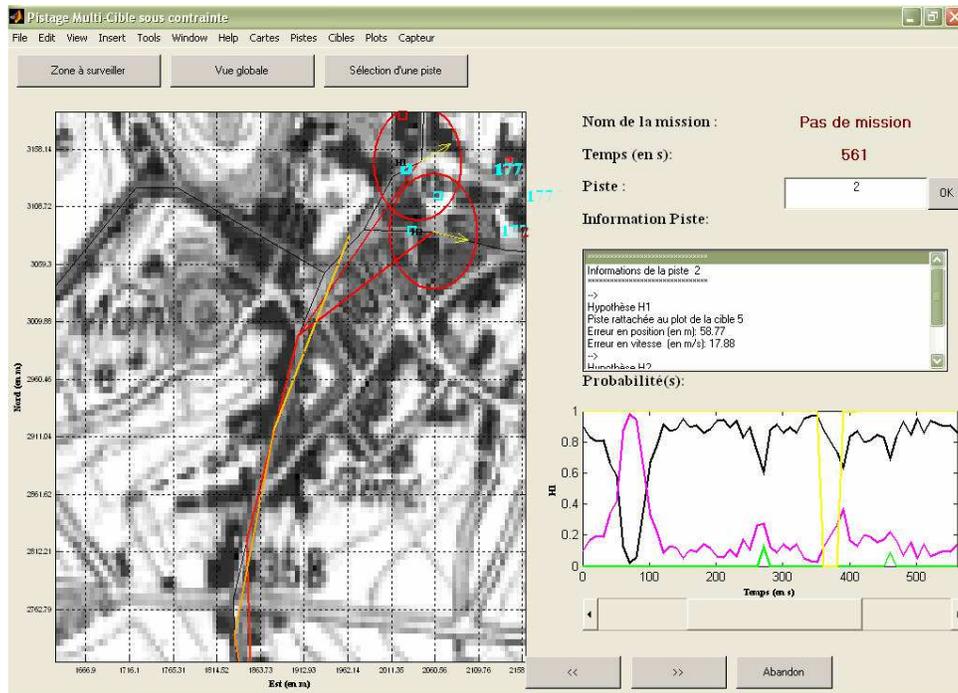


Figure 237 – Capture d'écran à l'instant 561.

La cible 2 s'arrête dans le village et l'algorithme a préféré privilégier l'association entre la piste 2 et la cible 5 plutôt que la piste 177 qui s'est d'ailleurs placée en mode arrêt puisqu'aucune mesure ne lui est associée. Ainsi, comme la piste 2 est globalement associée à la cible 2, la longueur de la piste 2 est beaucoup plus grande que la longueur de la trajectoire de la cible 2 et la longueur de la piste 177 est plus petite que la longueur de la trajectoire de la cible 5. C'est pourquoi le ratio de la longueur (Figure 226) de la cible 2 est plus grand que 1 et celui de la cible 5 plus petit que 1.

7.6.2.3. Description du comportement des pistes associées aux cibles 4, 17, 18 et 19.

Dans cette partie nous commentons les résultats obtenus pour les cibles 4, 17, 18 et 19. La cinématique des cibles est donnée dans les Figure 238 à Figure 241. Ce groupe de cibles est particulièrement intéressant puisque les cibles 17 et 18 évoluent en convoi et quittent le réseau routier au même instant. La cible 19, qui ne fait pas partie du convoi, part en même temps que le convoi.

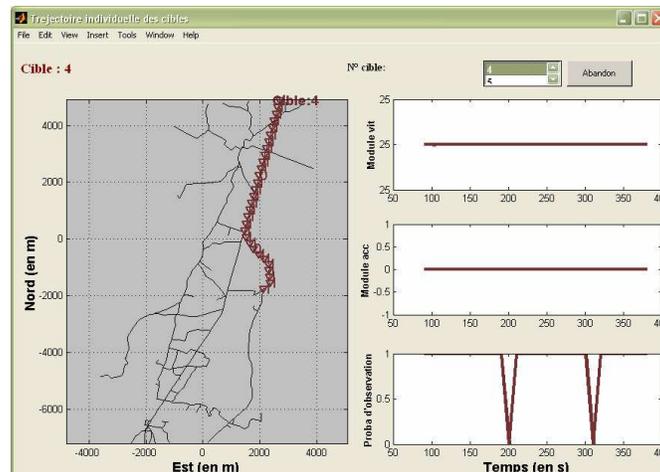


Figure 238 – Cinématique de la cible 4.

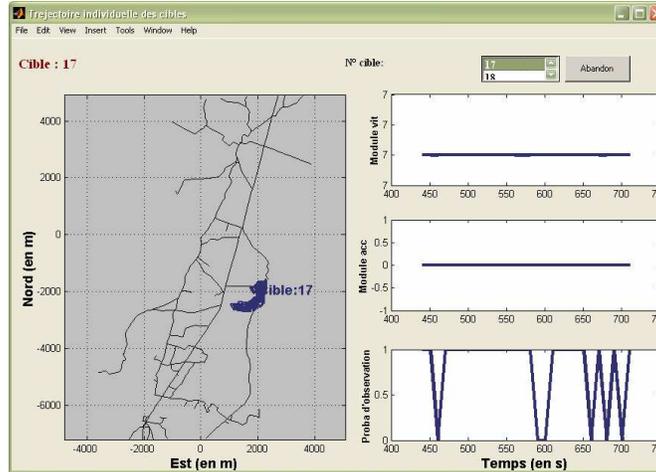


Figure 239 – Cinématique de la cible 17.

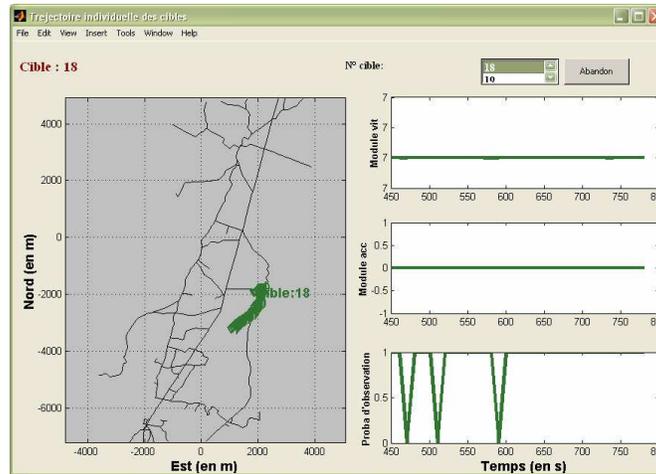


Figure 240 - Cinématique de la cible 18.

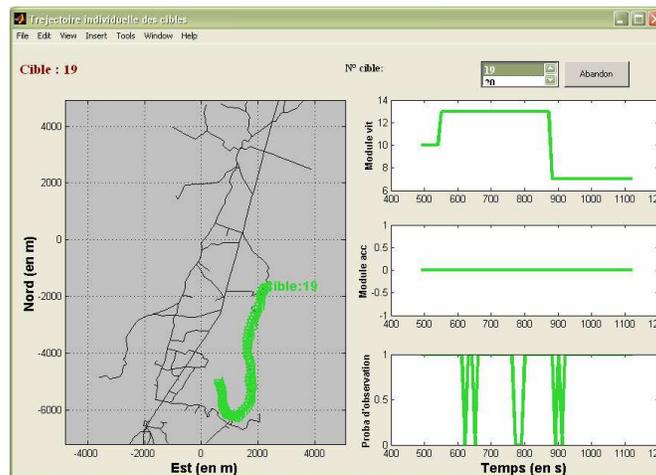


Figure 241 – Cinématique de la cible 19.

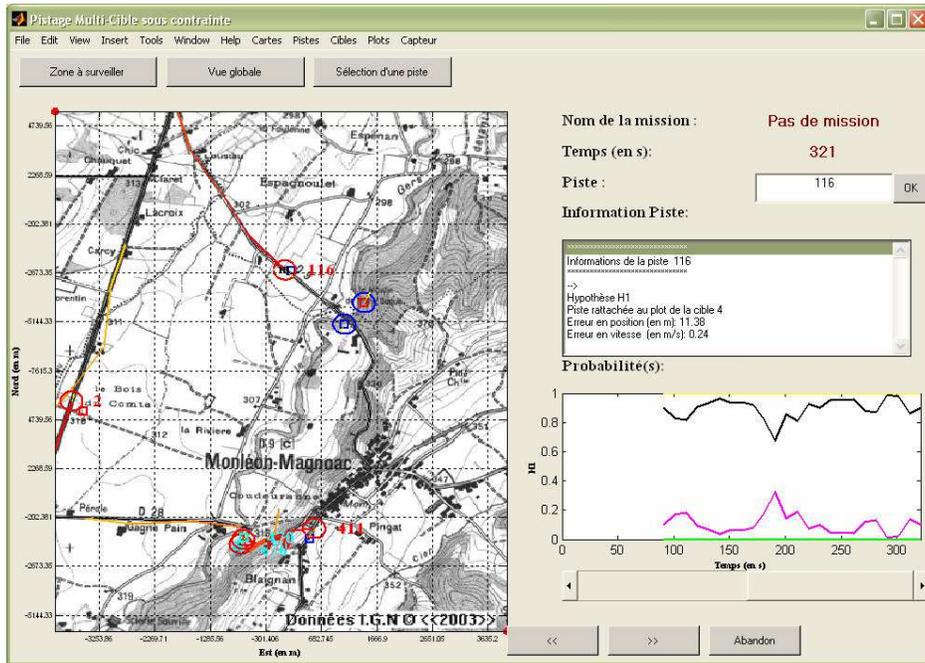


Figure 242 – Capture d'écran à l'instant 321.

La piste 116 est associée à la cible 4 et s'approche du masque de terrain représenté dans la figure ci-après.

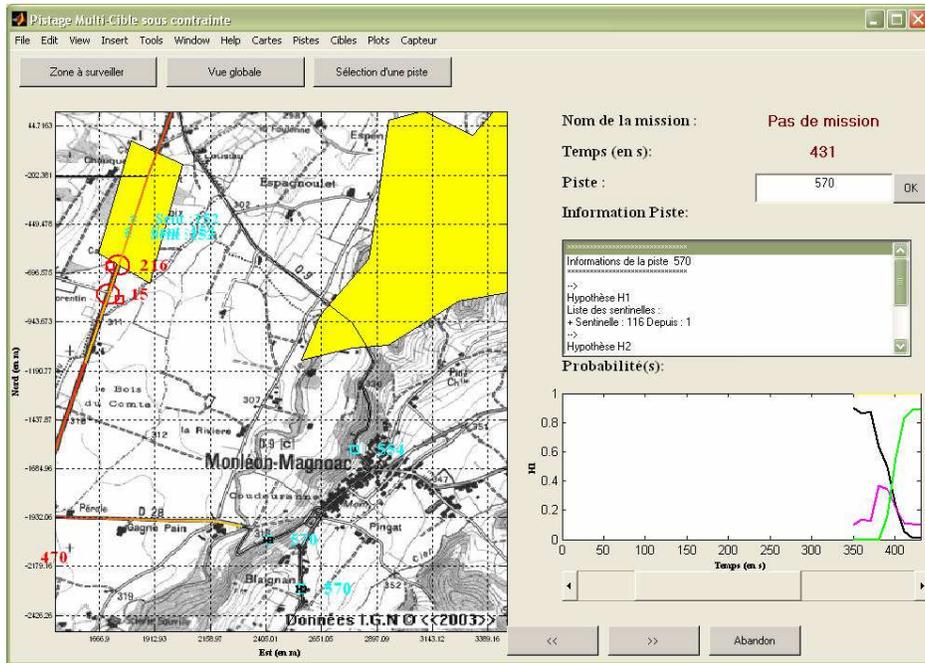


Figure 243 – Capture d'écran à l'instant 431.

La sentinelle de la piste 116 a associé à la nouvelle piste 570 une probabilité que cette dernière soit issue de la piste 116.

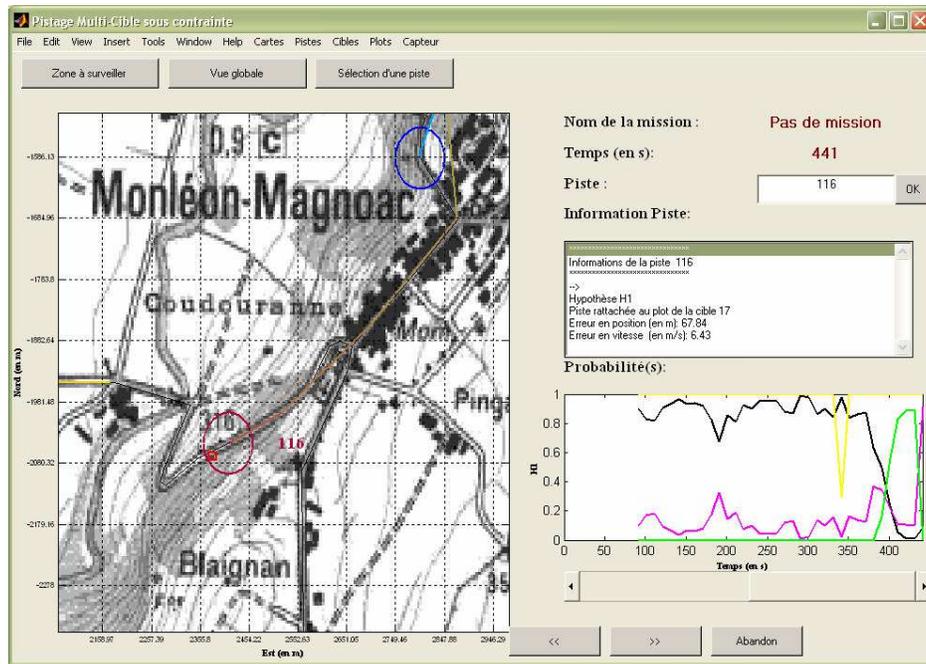


Figure 244 – Capture d'écran à l'instant 441.

Arrivée à Monléon-Magnoac, la cible 4 s'arrête et la piste 116 se place en mode STOP. Cependant, la cible 17 démarre au même endroit deux scans après l'arrêt de la cible 4. Pour l'algorithme, il s'agit de la même cible, c'est pourquoi la piste 116 change de cible. Etant donné que la piste 116 est globalement associée à la cible 4, aucune cible ne peut être associée à la cible 17. C'est pourquoi le ratio (Figure 226) de la cible 4 est supérieur à 1, celui de la cible 17 est nul et l'erreur en précision ne peut être calculée.

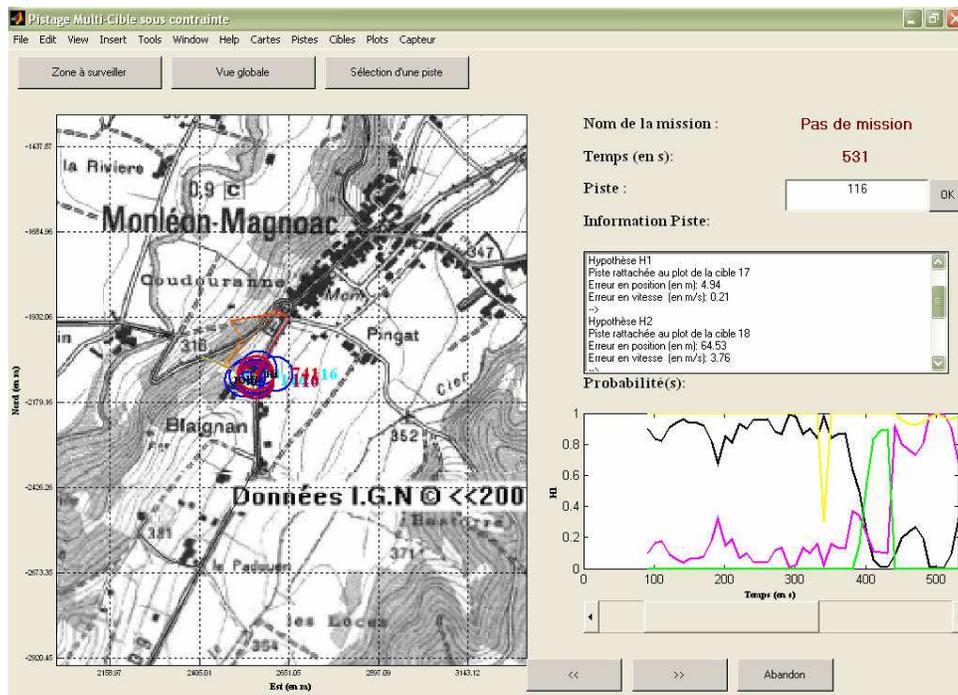


Figure 245 – Capture d'écran à l'instant 531.

Les cibles 17, 18 et 19 quittent Monléon-Magnoac sur la même route et elles sont toutes les trois pistées. En raison de la vitesse de la cible 19 qui est supérieure à celle du convoi constitué par

les cibles 17 et 18, la cible 19 est relativement bien pistée, même après son passage dans le masque de terrain.

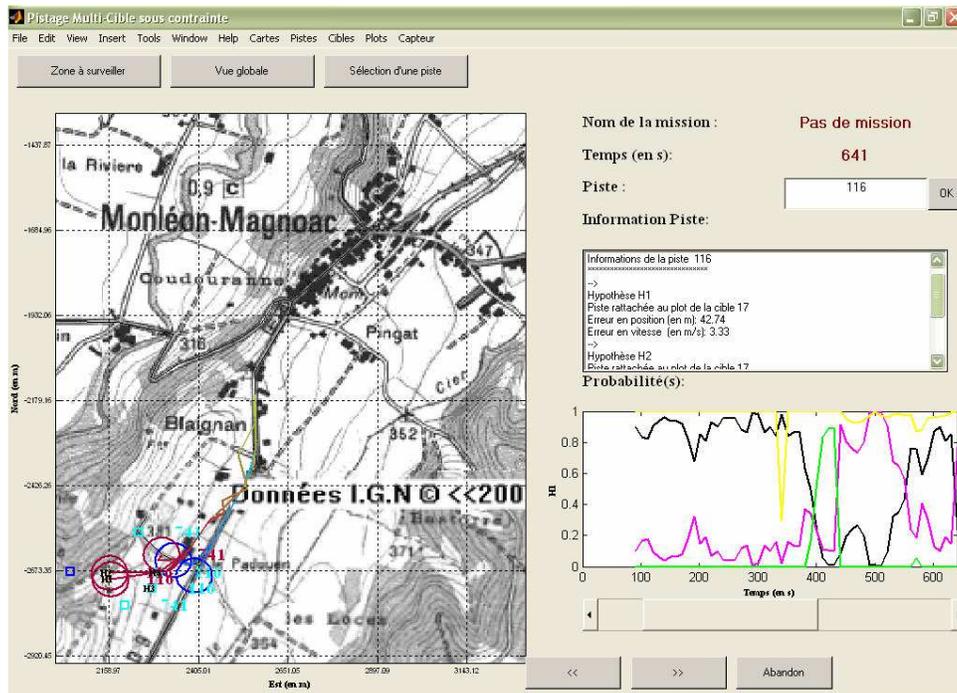


Figure 246 – Capture d'écran à l'instant 641.

La piste 116 piste toujours la cible 17 et la sortie de route à relativement bien été détectée. La piste 741, associée à la cible 18 à aussi détectée la sortie de route.

7.6.2.4. Description du comportement des pistes associées aux cibles 10, 13, 14, 15, 16 et 20.

Les cinématiques des cibles sont décrites de la Figure 247 à Figure 251. La particularité de ce groupe de cibles est que les cibles 15 et A6 évoluent en convoi et dépassent la cible 14. De plus le convoi est confronté à un masque de terrain.

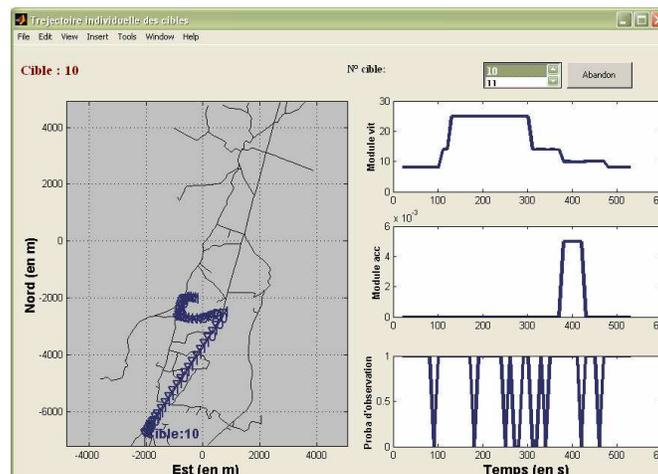


Figure 247 – Cinématique de la cible 10.

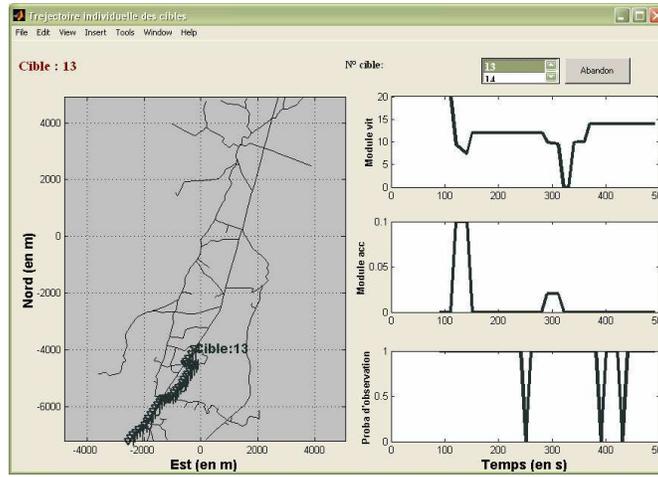


Figure 248 – Cinématique de la cible 13.

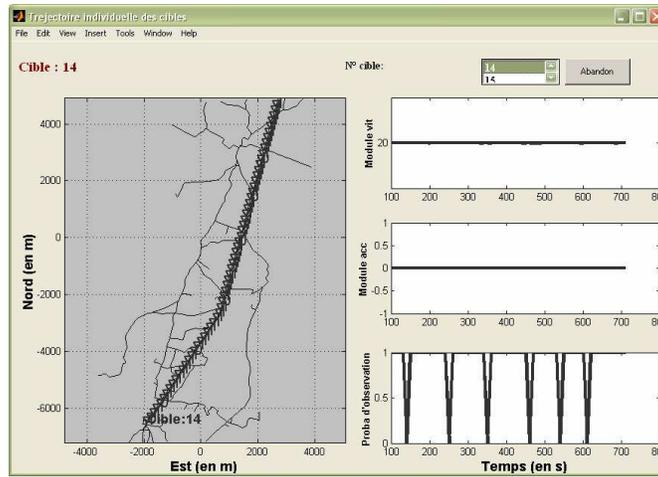


Figure 249 – Cinématique de la cible 14.

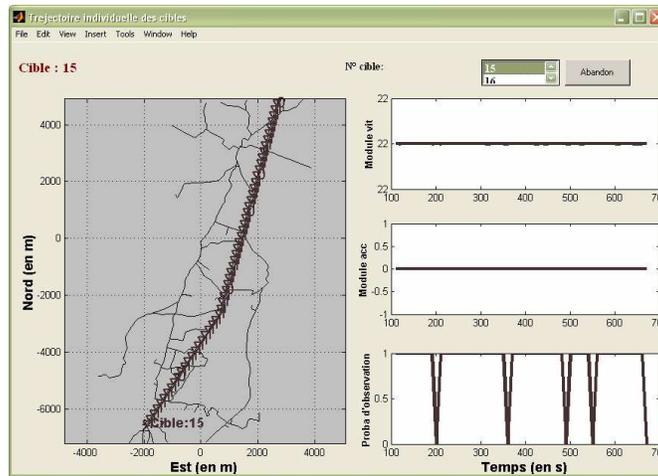


Figure 250 – Cinématique de la cible 15.

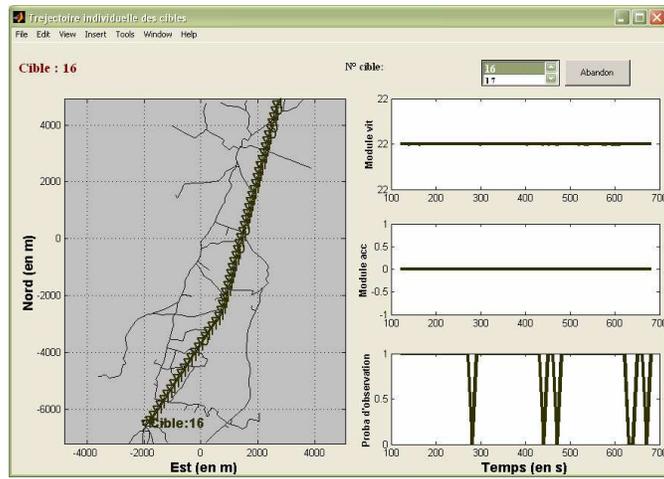


Figure 251 – Cinématique de la cible 16.

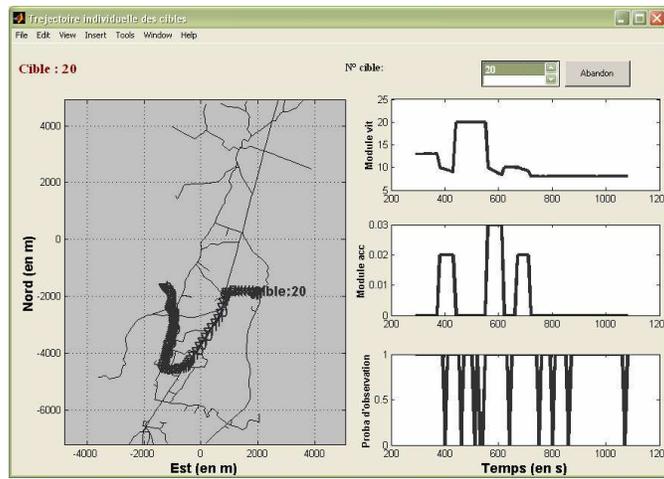


Figure 252 – Cinématique de la cible 20.

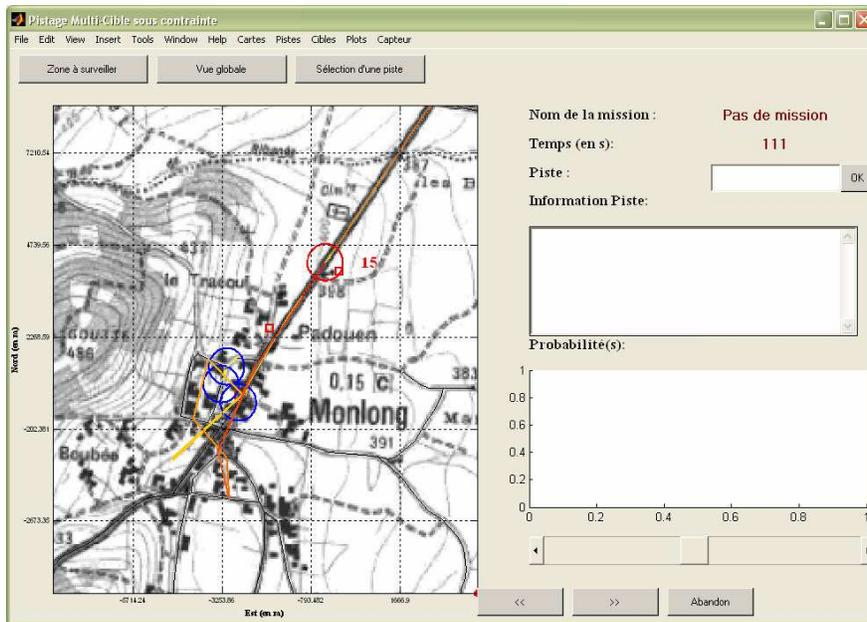


Figure 253 – Capture d'écran à l'instant 111.

La piste 15 est associée à la cible 10, le convoi des trois cibles 14, 15 et 16 démarre de Monlong.

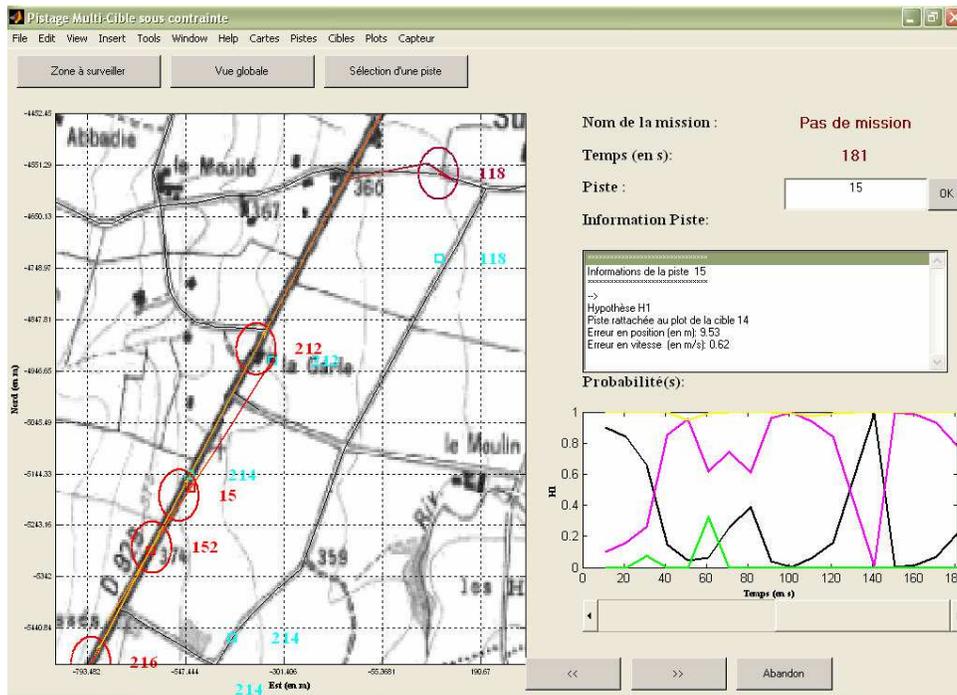


Figure 254 – Capture d'écran à l'instant 181.

En raison de plusieurs non-détection de la cible 10 qui ont entraîné l'arrêt de la piste 15, la piste 15 s'est associée à la mesure issue de la cible 14. C'est pourquoi le ratio de la longueur de la cible 10 est plus petit que 1. La nouvelle piste 212 restera par la suite toujours associée à la cible 10. La piste 152 est associée à la cible 15 et la piste 216 à la cible 16. Nous remarquerons que la piste 118, associée à la cible 13, piste correctement la cible même après le croisement du convoi sur une route parallèle.

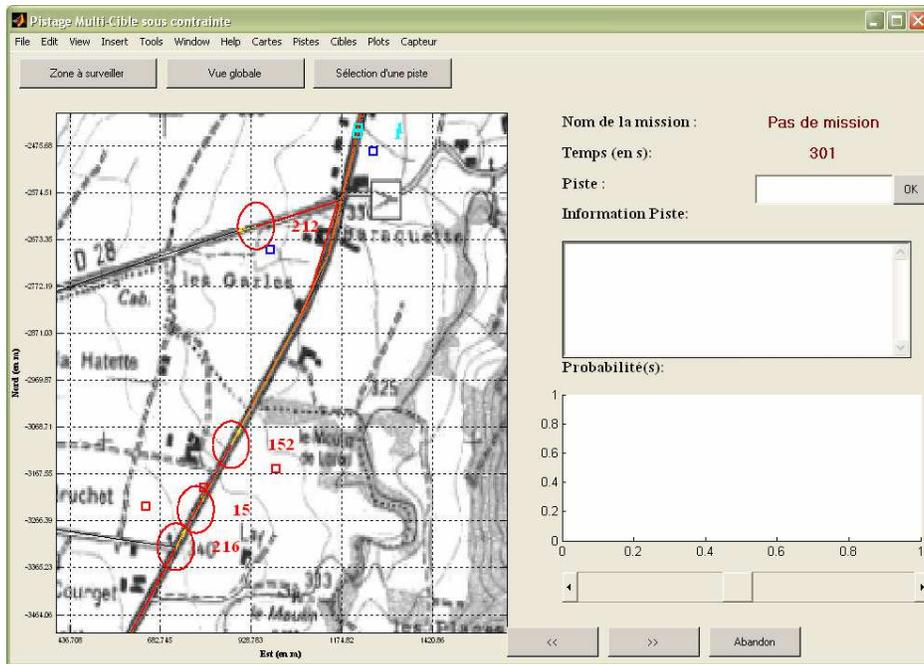


Figure 255 – Capture d'écran à l'instant 301.

Nous remarquerons que les pistes 152 et 216, sont toujours associées au convoi. La piste 152 est toujours associée à la cible 15 qui a dépassé la cible 14, représentée par la piste 15 qui est maintenant au milieu du convoi. De plus la piste 212, associée à la cible 10, ne rencontre aucune difficulté au niveau de l'intersection.

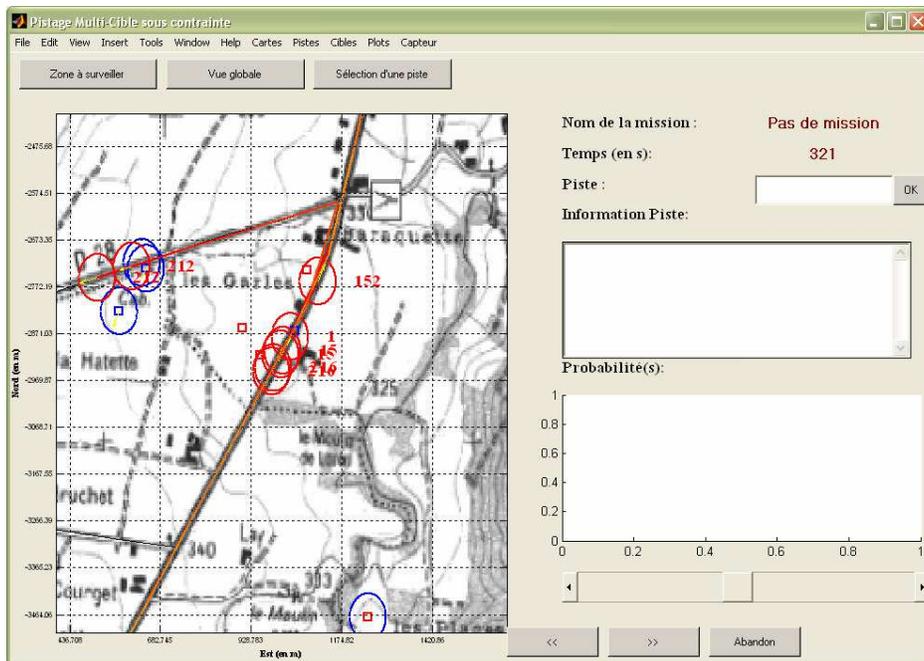


Figure 256 – Capture d'écran à l'instant 321.

La piste 1 traverse le convoi et plusieurs scénarii d'association sont générés. D'autant plus que la cible 16, représentée par la piste 216, dépasse la cible 14, associée à la piste 15. Cependant, le dépassement s'effectue correctement. Pour la piste 212, plusieurs pistes sont générées en raison de la présence d'une fausse alarme.

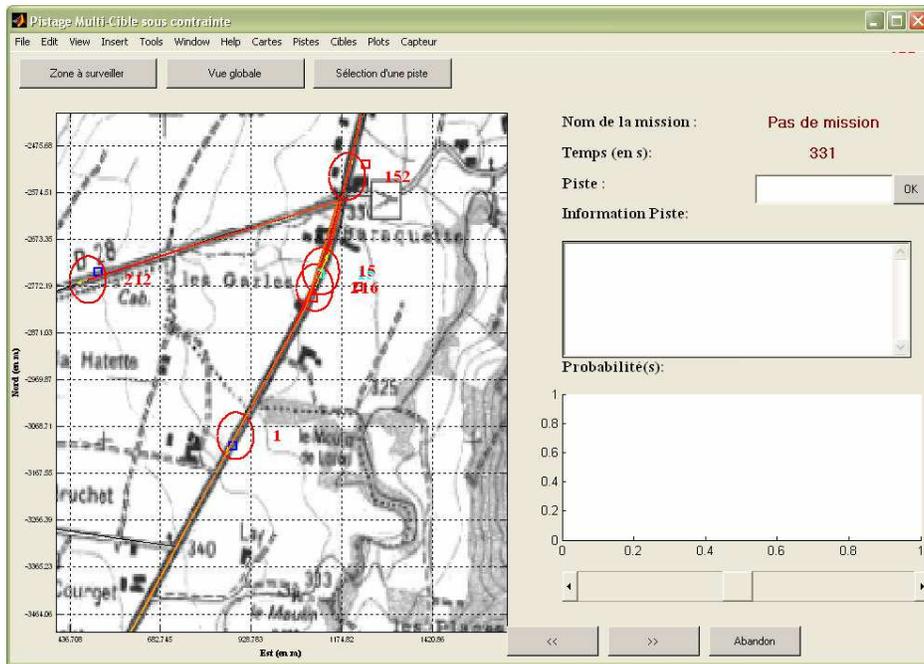


Figure 257 – Capture d'écran à l'instant 331.

Le croisement de cibles et l'association s'est correctement effectué. Le dépassement des pistes 15 et 216 est toujours en cours.



Figure 258 – Capture d'écran à l'instant 511.

A la sortie du masque et grâce aux sentinelles, les nouvelles pistes 755, 756 et 776 ont été créées ainsi que la probabilité d'associer ces pistes aux anciennes pistes du convoi. Ainsi, un opérateur peut constater que la piste 155 peut être rattachée à la piste 152, la piste 756 aux pistes 152 et 216 et la piste 776 à la piste 152. Bien évidemment, un œil bien averti aura remarqué que la piste 15 a disparu et qu'il n'est pas logique que la dernière piste soit rattachable à la piste représentant la tête du convoi. En fait, la nouvelle piste 755 s'est créée avant que la sentinelle associée à la piste 15 ne soit activée (*i.e.* sortie du masque) si bien que la piste 755 qui a été validée

par une ancienne sentinelle ne pourra être validée à nouveau par d'autres sentinelles au scan suivant. C'est pourquoi la piste 15 est définitivement perdue, ce qui explique la faible longueur de piste associée à la cible 14.

7.6.2.5. Description du comportement des pistes associées aux cibles 7.

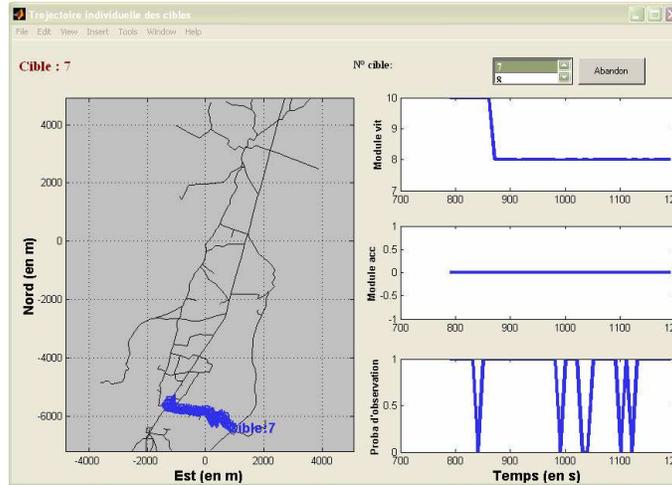


Figure 259 – Cinématique de la cible 7.

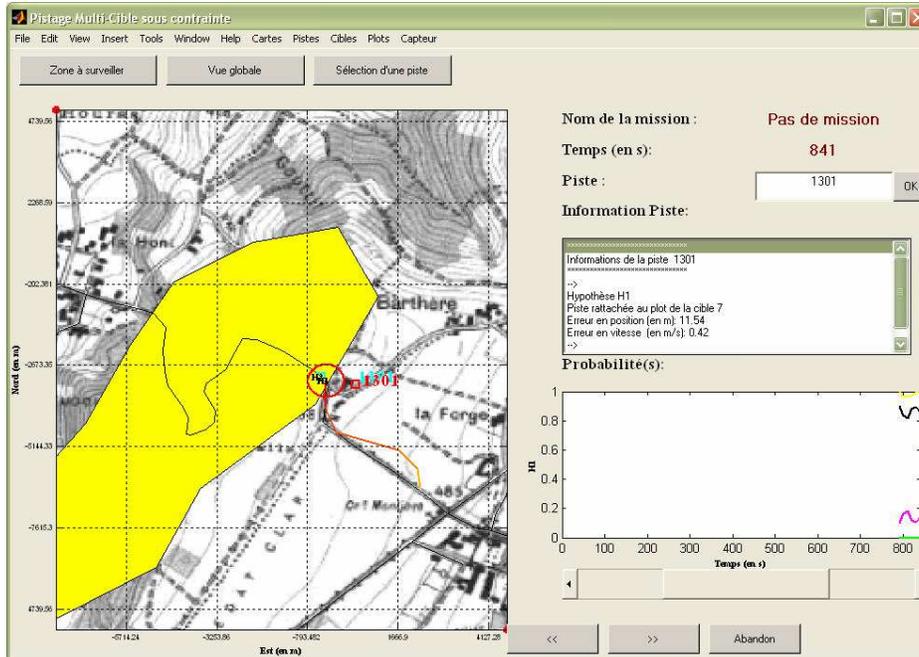


Figure 260 – Capture d'écran à l'instant 841.

La piste 1301 est associée à la cible 7 et rentre dans le masque de terrain.

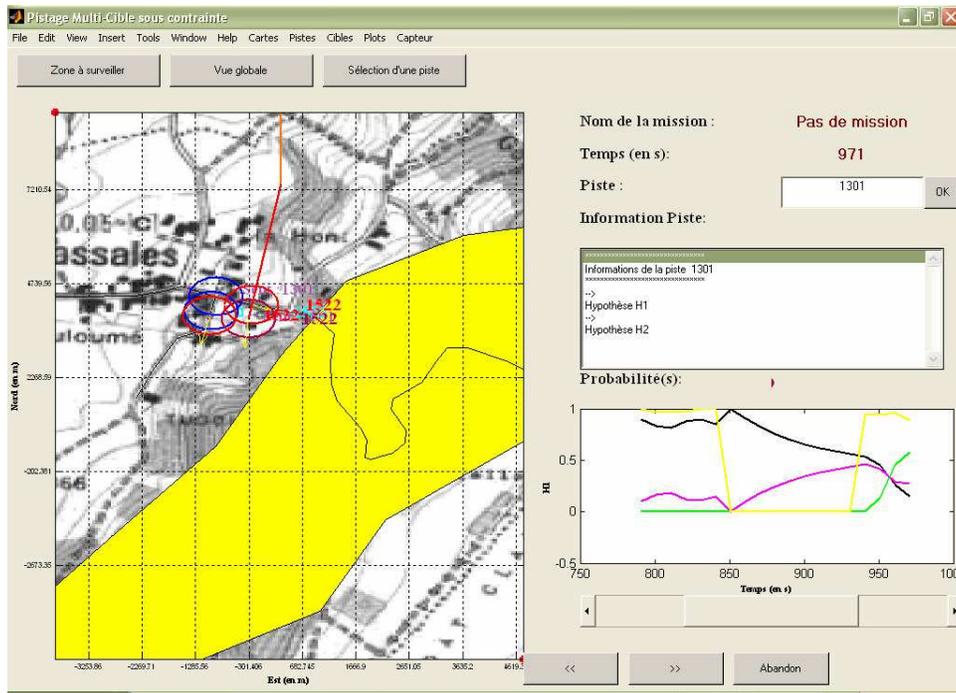


Figure 261 – Capture d'écran à l'instant 971.

La sentinelle associée à la piste 1301 s'est correctement positionnée. Cependant la piste 1522 a été créée par une succession de fausses alarmes et l'algorithme a préféré associer la mesure issue de la cible 7 à la piste 1522 plutôt qu'à une nouvelle piste validée par la sentinelle 1301. C'est pourquoi la piste 1301 associée à la cible 7 est perdue.

7.6.2.6. Description du comportement des pistes associées aux cibles 9.

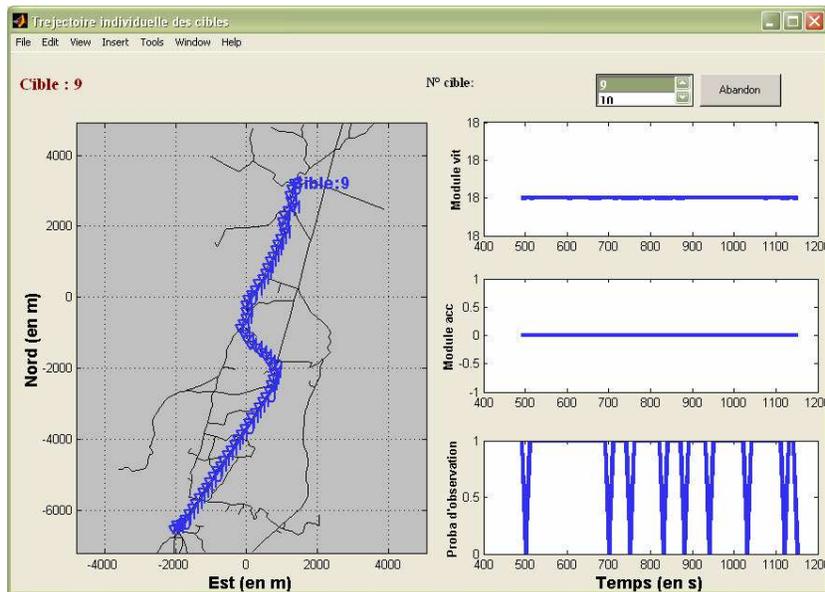


Figure 262 – Cinématique de la cible 9.

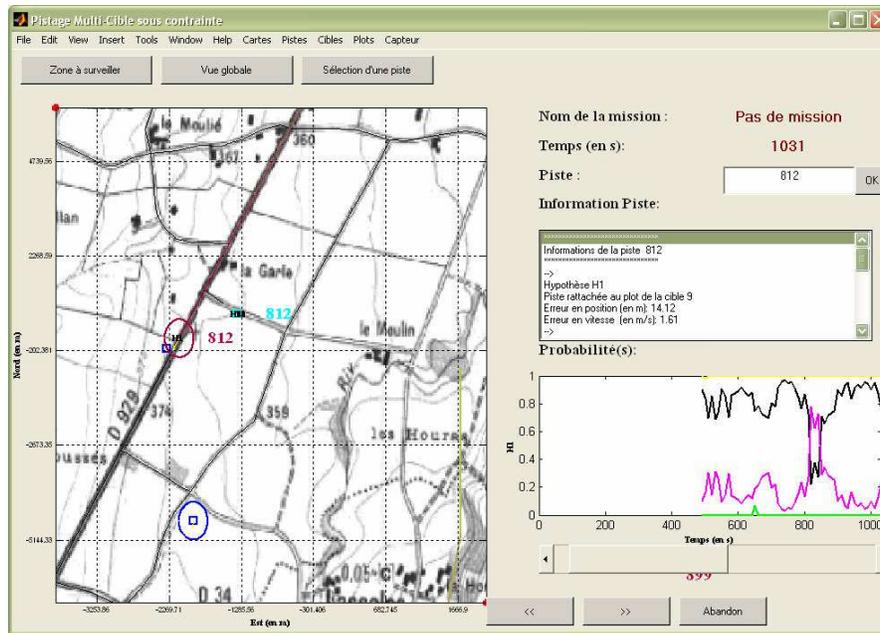


Figure 263 – Capture d'écran à l'instant 1031.

La piste 812 est associée à la cible 9. En raison de la fin de route et du test séquentiel de Wald, une hypothèse est que la cible est sortie de la route et que la cible n'est pas détectée (carré cyan) tandis que l'autre hypothèse consiste à pister la cible sur le réseau.

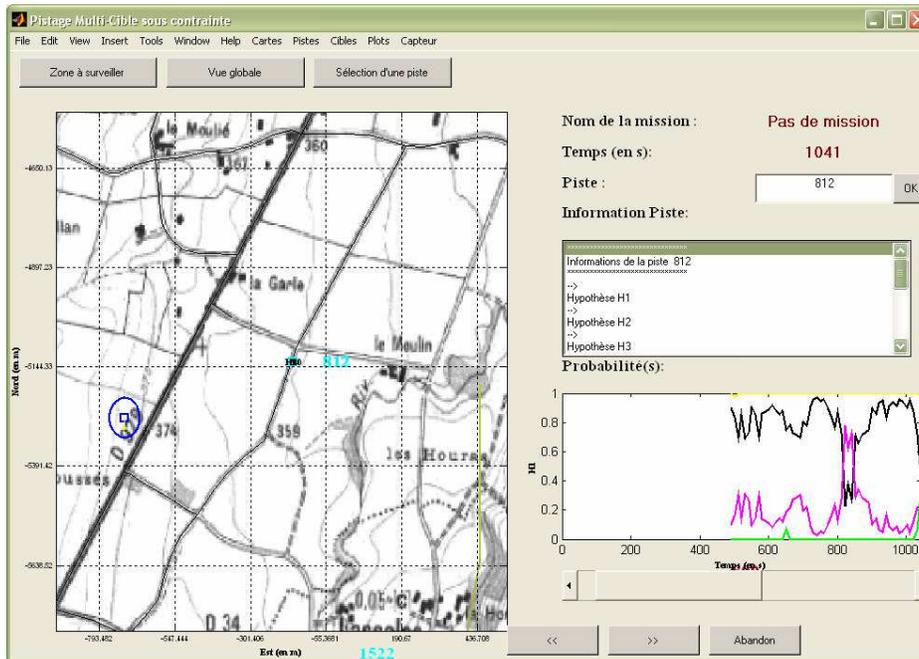


Figure 264 – Capture d'écran à l'instant 1041.

Au scan suivant, nous sommes surpris de voir que l'algorithme a privilégié l'arrêt de la cible plutôt que de continuer à pister la cible sur le réseau. En fait l'algorithme a détecté une sortie de route au scan précédent et a privilégié le rattachement de la cible à l'arrêt plutôt que le pistage en dehors du réseau routier. En effet, la technique proposée pour rattacher une piste au réseau dépend de la distance entre la piste et la route mais aussi de la vitesse de déplacement estimée. Comme pour le mode arrêt, la vitesse est nulle ; le rattachement est donc probable. Une des solutions logique pour pallier ce problème est de ne pas rattacher au réseau les cibles à l'arrêt.

7.7. Synthèse des résultats

La synthèse des résultats est organisée suivant les problématiques suivantes :

- Paramètres du capteur :

Le paramètre étudié dans ces simulations est principalement la distance du capteur au champ bataille. Plus cette distance est importante, plus l'imprécision sur les pistes augmente. En revanche, l'imprécision du VS IMMC augmente moins rapidement que celle de l'IMM.

- Densité du trafic routier :

L'algorithme VS IMMC améliore considérablement les performances des techniques usuelles de trajectographie dans un contexte multi-cible. Plus précisément l'algorithme discrimine mieux les objets lorsque ces derniers évoluent en convoi, croisent d'autres cibles et lorsqu'une cible dépasse une autre cible. Cependant, nous n'avons pas pris en compte la résolution du capteur qui ne permet pas de détecter toutes les cibles si ces dernières sont proches. C'est un cas concret que nous n'avons pas étudié. Dans ce cas l'algorithme VS IMMC SB-MHT devrait perdre des pistes comme pour l'algorithme IMM SB-MHT. De plus, à l'initialisation, dans un contexte multi-cible, l'algorithme gère mal l'association pistes/mesures et ce en raison du modèle STOP.

- Manœuvrabilité des cibles :

L'algorithme VS IMMC piste globalement bien les cibles lorsque que ces dernières manœuvrent sur le réseau et restent perceptibles par le capteur. En effet, si une cible manœuvre dans un masque de terrain, l'algorithme risque de perdre la piste.

- Observabilité des cibles

L'algorithme VS IMMC est robuste à la non perception de la cible si et seulement si les masques de terrain sont correctement modélisés et surtout si la cinématique des cibles dans le masque de terrain reste proche de la cinématique qu'elles avaient à l'entrée du masque. Cependant, si des pistes sont déjà initialisées en sortie de masque, la sentinelle ne pourra associer cette piste déjà initialisée comme étant issue d'une piste entrée dans le masque.

7.8. Recommandations pour l'amélioration de l'algorithme VS IMMC SB-MHT

Suite aux résultats obtenus plusieurs voies sont envisageables afin d'améliorer l'algorithme VS IMMC SB-MHT :

- Etudier et intégrer un algorithme de suivi d'agrégats et de pistage de convoi. Un algorithme de ce type permettrait d'éviter la perte des pistes lorsque des cibles sont proches et/ou évoluent en convoi.
- Eviter l'utilisation du modèle STOP à l'initialisation d'une piste permettant de pallier le problème d'association à l'initialisation.
- Utiliser le filtrage particulière uniquement pour les cibles évoluant en dehors du réseau routier. Etant donné que le nombre de cibles évoluant en dehors du réseau routier est restreint, l'utilisation du filtrage particulière devrait améliorer la précision des pistes associées aux cibles évoluant en dehors du réseau routier.
- Eviter l'utilisation de l'algorithme lorsque la densité du trafic est dense. En effet, l'algorithme explose en combinatoire ne pouvant plus respecter les contraintes temps-réel. Cependant si une piste, ou un groupe de pistes obtenues par le VS IMMC SB-MHT est potentiellement intéressant, une approche de type JPDAF pourrait être utilisée puisque les pistes seraient déjà initialisées.
- Etudier et intégrer un algorithme de "dédensification" du réseau routier lorsque le réseau est dense au regard de la résolution du capteur. Le nombre de tronçons peut être

relativement important, ce qui augmente le nombre de pistes et donc la complexité de l'algorithme. Cependant tous les tronçons peuvent ne pas être retenus (en fonction de leur importance), ce qui permettrait de diminuer la complexité. Si jamais la cible emprunte un tronçon qui n'est plus retenu, alors l'algorithme devrait détecter une sortie de route.

- Étendre l'algorithme au pistage multi-capteur. Un algorithme de fusion multi-capteur devrait améliorer les performances de l'algorithme VS IMMC SB-MHT. Cependant, un positionnement judicieux du capteur devrait être envisagé afin de diminuer le nombre de masques de terrain.
- Intégrer l'information concernant le type de la cible. Dans le cadre de fusion de sources hétérogènes (Rapport d'Origine HUMaine, Rapport d'Origine Electro-Magnétique, Rapport d'Origine IMage), à partir d'un algorithme de fusion, une information sur le type de la cible peut y être associée. Ainsi, l'information de type permettrait de mieux discriminer les objets, notamment en sortie de masque.

Conclusion générale

Pister les cibles terrestres à partir de systèmes d'observation aéroportés GMTI est une étape incontournable pour la numérisation du champ de bataille qui vise à rendre interopérable les capteurs, les systèmes d'information et de commandement ainsi que les systèmes de planification des sources d'informations. C'est en effet l'un des seuls capteurs aéroportés qui puisse couvrir une zone de surveillance importante. Les techniques usuelles de trajectographie, dont une partie a été présentée dans le premier chapitre, ne permettent pas d'établir une situation fiable en raison de l'environnement terrestre qui présente une problématique particulière : la mauvaise précision des mesures liée au capteur aéroporté, la densité élevée du trafic routier qui génère une quantité importante d'informations à traiter, les masques de terrain qui provoquent des zones de non détection... C'est pourquoi, dans cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'amélioration des techniques de trajectographie de cibles terrestres en fusionnant les données issues des capteurs GMTI avec toute l'information cartographique disponible.

L'amélioration des techniques de trajectographie s'effectue dans un premier temps par l'amélioration de la précision des états estimés qui constituent une piste, puisque la précision conditionne le pouvoir séparateur entre les pistes. Cependant, le format de données MTI étant imposé, il n'est pas possible d'améliorer la précision des données en travaillant directement sur le signal brut reçu par le capteur. Or partant de l'hypothèse que les cibles terrestres évoluent sur le réseau routier, il devient envisageable de modéliser la trajectoire d'une cible terrestre sur le réseau afin d'améliorer la qualité du pistage. Nous avons dans le deuxième chapitre étudié les techniques existantes pour contraindre la dynamique d'une cible sur le réseau et par la suite contraindre l'état estimé puis la piste à appartenir au réseau. Nous avons dressé le bilan entre toutes les techniques de pistage qui prennent en compte le réseau routier et dégagé celles qui sont opérationnellement utilisables en termes de complexité algorithmique. Puis, parmi ces techniques nous avons mené des expérimentations suivant divers paramètres sur le capteur et sur la cible. Nous avons conclu, que si la cible évolue sur un segment routier, la modélisation de la dynamique sur le segment puis la projection optimisée de l'état sur le segment présente les meilleures performances en précision sur la position et sur la vitesse de la cible.

Dans le troisième chapitre, nous avons étendu la technique de projection optimisée sur un segment à l'ensemble du réseau routier. Lorsque la cible s'approche d'une intersection, plutôt que de combiner l'ensemble des pistes situées sur chaque route, nous proposons d'utiliser un test séquentiel de Wald afin de différer la décision et de sélectionner la route empruntée par la cible. Cette technique assure une meilleure précision sur la piste. Par ailleurs, une cible terrestre est extrêmement manœuvrable sur le réseau et un algorithme de pistage sous contrainte mono-modèle ne suffit pas à la pister lorsque celle-ci change de cinématique. Nous avons donc étudié et développé un algorithme à interaction entre plusieurs modèles (IMM) pour détecter, adapter la dynamique à la manœuvre des cibles puis projeter les états estimés sur le réseau. Or, l'ensemble des modèles sous contraintes doit s'adapter à la géométrie du réseau. C'est pourquoi, nous avons proposé une technique pour activer et désactiver les modèles dynamiques sous contraintes à partir de la topologie du réseau routier. L'IMM est donc à structure variable et sous contraintes et garantit une précision fiable sur la position des cibles qui manœuvrent sur le réseau routier.

Outre la position des plots MTI, le capteur délivre pour chaque plot la vitesse radiale de la cible obtenue à partir du Doppler. L'introduction de la vitesse radiale dans le processus de pistage augmente la précision des pistes notamment en vitesse et augmente ainsi le pouvoir séparateur entre les cibles. Cependant, sa modélisation entraîne une corrélation entre la vitesse radiale et les composantes positions qui dégradent les performances de l'algorithme de pistage. C'est pourquoi, nous avons utilisé un algorithme de décorrélation récemment développé, l'AEKF, qui possède une

complexité raisonnable par rapport aux autres approches. Malgré la décorrélation entre les composantes, les expérimentations sur données simulées et réelles ont montré, particulièrement au niveau des intersections, une divergence de l'algorithme. Nous avons montré, après une étude approfondie, que la prise en compte jointe du réseau routier avec la vitesse radiale pouvait nuire au pistage suivant certaines configurations du réseau. Ainsi, nous avons introduit un facteur d'oubli momentané (FOM) sur la composante vitesse radiale qui assure le compromis entre précision et maintien de la piste lorsque la vitesse radiale mesurée est éloignée statistiquement de la vitesse radiale prédite. Cette technique garantit la continuité du pistage.

Lorsque le système initialise des pistes, il ne sait pas sur quelle route rattacher une piste. Une technique fiable est donc nécessaire pour choisir le segment routier sur lequel évolue la cible parmi un ensemble de segments. Nous avons utilisé une technique existante qui consiste à prendre en compte la proximité de la piste à une route, mais aussi la direction estimée de déplacement de la cible avec la direction de la route. De plus, afin de rentrer dans un contexte opérationnel, nous sommes intéressés au pistage d'objets d'intérêts, plus particulièrement, le pistage de cibles terrestres qui peuvent délibérément quitter le réseau routier si il est possible de le quitter. Les approches existantes dans ce domaine consistent à utiliser en permanence un ensemble de modèles dynamiques sans contrainte qui permet de s'adapter à la manœuvre lorsque la cible quitte le réseau. Cependant, l'activation permanente de ces modèles dégrade les performances du pistage en raison d'un nombre important de modèles dynamiques qui surparamétrisent l'estimateur. C'est pourquoi, nous avons proposé une technique qui vise à choisir parmi les deux hypothèses suivantes : la cible évolue sur le réseau ou la cible quitte le réseau. Partant de l'ensemble des pistes sous contraintes associé à une même cible, la probabilité que la cible quitte le réseau est calculée en fonction de la distance statistique entre la mesure et la piste, la vitesse prédite de la cible et la possibilité de quitter la route. Cette technique permet d'obtenir de meilleures performances en précision sur la piste lorsque la cible évolue sur le réseau et assure une assez bonne détection de la sortie de route.

Une des contributions originale des cette thèse est la prise en compte de l'information négative dans le processus de pistage. En effet, l'une des problématiques du pistage de cibles terrestres à partir de capteur aéroporté GMTI est le nombre important d'objets non-détectés. Outre la probabilité de détection qui est propre au capteur, les cibles peuvent ne plus être perçues par ce dernier en raison des masques de terrain, de la vitesse radiale de la cible, qui est inférieure à la vitesse minimale de détection ou de l'arrêt de la cible. Partant d'une technique existante, qui considère l'arrêt de la cible lors d'une non-détection, nous avons introduit l'information *a priori* sur les masques de terrains et la vitesse minimale de détection afin d'évaluer la probabilité de perception de la cible. Nous avons élargi notre approche au contexte multi-cible et nous préconisons l'utilisation de "sentinelles" en sortie de masque afin d'éviter toute ambiguïté d'association. En effet, l'information cinématique ne suffit pas à elle seule pour discriminer deux cibles qui sortent en même temps d'un même masque. L'approche proposée alerte l'opérateur si une ambiguïté d'association apparaît en lui proposant les différentes solutions possibles.

Les résultats obtenus, à partir du simulateur développé à cet effet, montrent que les performances du VS IMMC SB-MHT sont bien meilleures que celles de l'IMM SB-MHT en termes de précision sur les cibles et de continuité des pistes. L'algorithme que nous proposons est robuste aux fausses alarmes, discrimine assez bien les cibles qui évolue en convoi ou qui se dépassent. Nous recommandons, néanmoins, quelques évolutions de l'algorithme afin d'améliorer les performances obtenues sur données réelles, comme la prise en compte de la résolution du capteur qui ne permet pas de détecter toutes les cibles lorsqu'elles sont proches entre elles. Ainsi, si le système détecte un rapprochement de cibles ou un convoi, l'algorithme devrait maintenir les pistes à jour pour éviter leur perte liée à la non-détection de l'objet pisté.

Dans le domaine de la surveillance du champ de bataille, la rectitude de l'information est un point crucial pour l'interprétation de la scène. L'établissement d'une situation fiable et précise ne peut se concevoir que par la fusion judicieuse de sources d'informations complémentaires. C'est le

cas pour l'algorithme VS IMMC, que nous venons de présenter, puisqu'il intègre dans le processus de pistage l'information géographique avec des données issues des capteurs aéroportés GMTI. La qualité des pistes et la fiabilité des résultats obtenus permettent à un opérateur de mieux interpréter le comportement et l'évolution des cibles sur le champ de bataille. D'autres sources d'informations pourraient contribuer à améliorer l'interprétation de la scène, par exemple, plusieurs capteurs GMTI opérant conjointement sur une même zone d'intérêt. Dans ce cas les insuffisances d'un système peuvent à un moment donné, être comblées par un second système. Il est ainsi possible de créer des synergies entre les systèmes pour, par exemple, avoir un taux de renouvellement de l'information plus important, observer les cibles sous des angles différents afin que ces dernières soient toujours perceptibles par au moins un des capteurs, obtenir une information de "type" à partir de capteurs optroniques,... L'algorithme pourrait, à ce moment, délivrer plusieurs recommandations sous formes de critères afin de positionner les capteurs pour obtenir une meilleure information. Il s'ensuit alors tout un processus de gestion de capteur et de planification de mission suivant les critères multiples : priorité sur une zone, rapidité d'obtenir l'information...

Cependant, ces algorithmes ne constituent pas une fin pour l'opérateur puisqu'il doit lui-même analyser les caractéristiques cinématiques des cibles et des agrégats... afin d'identifier si l'objet ou le groupe d'objets sont potentiellement intéressants. Cette opération est locale et le temps nécessaire pour arriver à ce point ultime d'un opérateur peut être relativement important, occultant ainsi d'autres objets intéressants situés dans d'autres zones géographiques. Une recherche sur le comportement de la cible en fonction du réseau (sortie de route, arrêt sur une crête,...) ou vis à vis des cibles situées à proximité (détection de convoi, manœuvre caractérisée,...) sont d'autant d'indices qui peuvent alerter l'opérateur sur la menace qu'elle représente. C'est pourquoi, la fusion entre le contexte (environnement géographique, politique,...) et les caractéristiques cinématiques des cibles peut contribuer à assurer une plus grande cohérence de la fonction de renseignement.

Plusieurs thèmes de recherches sont ainsi identifiés :

- Fusion des données MTI, pour obtenir un taux de renouvellement plus important et diminuer le nombre d'objets imperceptibles. Cette fusion peut s'effectuer soit au niveau des plots, si nous disposons que d'une station de pistage, soit au niveau des pistes dans le cadre de plusieurs stations de pistages interopérables.
- Fusion de sources hétérogènes, pour obtenir une meilleure précision sur les pistes (à partir de pistes vidéo par exemple), mais surtout pour enrichir les pistes avec l'information sur le type de la cible qui ne peut être obtenu avec un capteur GMTI.
- Etudes des synergies entre capteurs afin d'identifier les modes coopératifs les plus prometteurs tant du point de vue de la position des plates-formes mais aussi des modes opératoires des différents capteurs.
- Détection d'objets d'intérêts à partir du comportement des cibles, pour alerter un opérateur mais aussi utiliser localement des algorithmes particuliers de pistage et de reconnaissance.

Publications

B. Pannetier, V. Nimier, M. Rombaut, Multiple ground target tracking using negative information, Proc. of Informatik2006, Germany, Oct. 2006.

B. Pannetier, V. Nimier, M. Rombaut, Multiple ground target tracking with a GMTI sensor, Proc. of international conference on multisensor fusion and integration for intelligent systems, Germany, Sept. 2006.

B. Pannetier, V. Nimier, M. Rombaut, Multiple ground target tracking, Proc. of COGIS, Paris, Mar. 2006.

B. Pannetier, K. Benameur, V. Nimier, M. Rombaut, VS-IMM using road map information for a ground target tracking, Proc. of ISIF, Fusion, Philadelphie, Jul. 2005.

K. Benameur, B. Pannetier, A comparative study on the use of road network information in GMTI tracking, Proc. of ISIF, Fusion, Philadelphie, Jul. 2005.

S. Gattein, B. Pannetier, P. Vannoorenberghe, Analysis and integration of road projection methods for multiple ground target initiation and tracking, Proc. of ISIF, Fusion, Philadelphie, Jul. 2005.

B. Pannetier, Introduction de l'information contextuelle pour la trajectographie de cibles terrestres, ONERA RT 1/09395 DTIM, 2005.

B. Pannetier, K. Benameur, V. Nimier, M. Rombaut, Ground target tracking with road constraint, SPIE on Defense and Security Aerosense Symposium, Orlando, Apr. 2004.

Bibliographie

- [Agate2004] C.S. Agate, R. M. Wilkerson, K.J. Sullivan
Utilizing negative information to track ground vehicles through move-stop-move cycles
Proceedings of SPIE, Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition XIII, Apr. 2004.
- [Agate2003] C. S. Agate, K. J. Sullivan
Road-constrained target tracking and identification a particle filter
Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2003.
- [Antony1995] R. T. Antony
Principles of Data Fusion Automation
Artech House, Massachusetts, 1995
- [Bar-Shalom2005] Y. Bar-Shalom, S.S. Blackman, R. J. Fitzgerald
Dimensionless score function for multiple hypothesis tracking
Article in submission, IEEE aerospace and electronics systems, May 2005.
- [Bar-Shalom2000] Y. Bar-Shalom
Multitarget/multisensor tracking : applications and advances III
(Y. Bar-Shalom and W. D. Blair, eds.), Artech House, 2000.
- [Bar-Shalom1995] Y. Bar-Shalom, X. R. Li
Multitarget-Multisensor Tracking : Principles and Techniques
YBS Publishing, 1995.
- [Bar-Shalom1993] Y. Bar-Shalom, X. R. Li
Estimation and Tracking : Principles, Techniques and Software
Artech House 1993.
- [Benameur2005] K. Benameur
Mesures de Performances : Evaluation
Note technique ONERA 2005.
- [Bizup2002] D. F. Bizup, D. E. Brown
The Over-extended kalman filter - don't use it!
Proceedings of ISIF, 2002.
- [Blackman1999] S. S. Blackman, R. Popoli
Design and Analysis of Modern Trackin Systems
Artech House 1999.
- [Blackman1986] S.S Blackman
Multiple Target Tracking with Radar Applications
Norwood, MA: Artech House, 1986.

- [Blom1984] H.A.P. Blom
An efficient filter for abruptly changing systems
23th IEEE conference on decision and control, Las Vegas, NV, Dec. 1984.
- [Blom1988] H.A.P. Blom, Y. Bar-Shalom
The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients
IEEE transaction on automatic and control, vol. 33, NO. 8, pp. 780-783, Aug. 1988.
- [Boutayeb1995] M. Boutayeb, H. Rafaralahy, D. Aubry
Convergence analysis of the extended kalman filter as an observer for non linear discrete time systems
Proceedings of the 34th conference on decision and control, Dec. 1995.
- [Chong1990] C. Y. Chong, S. Mori
Distributed Multitarget Multisensor Tracking
Chapter 8 in Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications, edited by Y. Bar-Shalom, Artech House, MA, 1990.
- [Chong2004] C. Y. Chong, S. Mori
Graphical models for nonlinear distributed estimation
Proceedings of ISIF, 2004.
- [Colegrove1985] Colegrove S. B., Ayliffe J. K.
An extension of probabilistic data association to include track initiation and termination
20 th IEEE International Convention, Melbourne, pp. 853-856, 1985.
- [Connare2001] T. Connare, E. Blash
Group IMM tracking utilizing track and identification fusion
Proceedings of the workshop : estimation, tracking and fusion, a tribute to Yaakov Bar-Shalom, Monterey, CA, pp. 205-220, May 2001.
- [Coraluppi2001] S. Coraluppi, C. Carthel
Multiple-hypothesis IMM (MH-IMM) filter for moving and stationary targets
Proceedings of ISIF 2001.
- [Coraluppi2000] S. Coraluppi, M. Luettgen, C. Carthel
A hybrid-state estimation algorithm for multi-sensor target tracking
Proceedings of ISIF 2000.
- [Demos1990] G. C. Demos
Applications of MHT to dim moving targets
Signal and data processing of small targets, Proc. of SPIE, Vol. 1305, Apr. 1990.
- [Dezert2003] J. Dezert
Cours ensta : fusion de données
2003.

- [Dezert1999] Dezert J., Rong LI X.
A new formulation of IPDAF for tracking in clutter
Proc. of European Control Conference (ECC 99), Karlsruhe, Germany, sep. 1999.
- [Dezert1990] J. Dezert
Vers un nouveau concept de navigation autonome d'engin. Un lien entre le filtrage a association probabiliste de données et la théorie de l'évidence
Rapport Technique, ONERA, 1990.
- [Day2003] P. Day, P. Bladon
Using prior information to enhance tracking
Proceedings of SPIE, Multisensor, Multisource Information Fusion, 2004.
- [Duan2003] Z. Duan, C. Han, X. R. Li
Sequential tracking filter with range rate measurements in spherical coordinates
Proceedings of ISIF 2003.
- [Edlund2004] J. Edlund, C. Johan, N. Bergman
Branching ground target tracking using sparse manual observations
Proceedings of ISIF, Jul 2004.
- [El Najjar2003a] M. El Najjar, P. Bonnifait
A Roadmap matching method for precise vehicle localization using belief theory and kalma fltering
11th ICAR IEEE, Jul. 2003.
- [El Najjar2003b] M. El Najjar
Localisation Dynamique d'un Véhicule sur une Carte Routière Numérique pour l'Assistance à la Conduite
Th. Comp. , Université Technologie de Compiègne, 2003.
- [Farina1985] A. Farina, F. A. Studer
Data Radar Processing
John Wiley, 1985.
- [Farina2003] A. Farina, L. Ferranti, G. Golino
Constrained tracking filters for A-SMGCS
Proceedings of International Conference on Information Fusion, 2003.
- [Fortmann1988] T. E. Fortmann, Y. Bar Shalom
Tracking and data association
Academic-Press, Boston, 1988.
- [Gatepaille2002] S. Gatepaille, P. Giroux
Modèle de données de références pour les échanges ASRO-X
Document technique, ASRO X SYS 02 201 1.1, Juin 2002.
- [Gattein2005] S. Gattein
Analysis and integration of road projection methods for multiple ground target tracking
Proceedings of International Conference on Information Fusion, 2005.

- [Gattein2004] S. Gattein
Point de visibilité n°1 de l'étude "mise à profit des connaissances a priori"
EADS, PEA FURET 2, FU2-ETU-00059, Ed. 1.00, 2004.
- [Glinton2004] R. Glinton, S. Owens, J. Giampapa, K. Sycara, C. Grindle, M. Lewis
Terrain-based information Fusion and inference
Proceedings of ISIF, Jul. 2004.
- [Herrero2003] J. G. Herrero, J. A. B. Portas, J. R. C. Corredera
Use of map information for tracking targets on airport surface
IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 39, no. 2,
Apr. 2003.
- [IGN2003] IGN
Descriptif technique de la BD TOPO Pays Version 1.2
IGN, Edition 21, mars 2003.
- [JSTARS] <http://www.worldhistory.com/wiki/E/E-8-Joint-STARS.htm>
- [Kameda2002] H. Kameda, S. Tsujimichi, Y. Kosuge
Target tracking using range rate measurement under dense environments
Electronics and Communications in Japan, Part 1, Communications, vol. 80,
no. 4, p.p. 51-61, 2002.
- [Ke2000a] C-C. Ke, J. G. Herrero, J. Llinas
Comparative analysis of alternative ground target tracking techniques
Proceedings of International Conference on Information Fusion, 2000.
- [Ke2000b] C-C. Ke, J. G. Herrero, J. Llinas
Comparison of techniques for ground target tracking
NSSDF, San Antonio, TX, 2000.
- [Kirubarajan2003] T. Kirubarajan, Y. Bar-Shalom
Tracking evasive move-stop targets with MTI radar using a VS-IMM estimator
IEEE transactions on aerospace and electronic systems, Vol. 39, NO. 3, July
2003.
- [Kirubarajan2001] T. Kirubarajan, X.R. LI, Y. Bar-Shalom
Estimation with Application to Tracking and Navigation : Algorithms and Software for Information Extraction
New York, Wiley, 2001.
- [Kirubarajan2000] T. Kirubarajan, Y. Bar-Shalom, K. R. Pattipati, I. Kadar
Ground target tracking with topography-based variable structure IMM estimator
Chapter 7 in Multitarget/Multisensor Tracking: Applications and Advances
III, (Y. Bar-Shalom and W. D. Blair, eds.), Artech House, 2000.
- [Koch2001] W. Koch
GMTI-tracking and information fusion for ground surveillance

- Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2001.
- [Koell1995] C. Koell
Optimalité du test de Wald pour des observations dépendantes
Th., Institut de Recherche Mathématique Avancée, Université Louis Pasteur de Strasbourg 1995.
- [Kurien1990] T. Kurien
Issues in Design of Practical Multitarget Tracking Algorithms
Ch. 3 in Y. Bar-Shalom (editor), Mltitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications, Artech House, 1990.
- [Lenk1998] P. J. Lenk
Formats for the representation of AGS pre-exploitation data types (Edition 2.01).
Technical note NC3A –XXX, the Hague, Feb. 1998.
- [Lerro1993] D. Lerro, Y. Bar-Shalom
Tracking with debiased consistent converted measurements versus EKF
IEEE transactions on aerospace and electronic systems, Vol. 29, no. Jul 1993.
- [Lin2004] L. Lin, Y. Bar-Shalom, T. Kirubarajan
New assignment based data association for tracking move-stop-move targets
IEEE transactions on aerospace and electronic systems, Vol. 40, no. 32, Apr. 2004.
- [Mallick2002] M. Mallick
Maximum likelihood geolocation using a ground moving target indicator (GMTI) report
IEEE, Aerospace Conference Proceedings, 2002.
- [Milebrook2000] Milebrook Technology Inc.
Applications des plates-formes à haute altitude et longue endurance (HALE) pour les mesures d'urgence et la gestion et l'atténuation des catastrophes
Ministre des Travaux publics et Services gouvernementaux, D82-71/2002F-IN, 2000.
- [Musicki1994] Musicki D., Evans R., Stankovic S.
Integrated probabilistic data association
IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 39, No. 6, June 1994.
- [Nicholson2000] D. Nicholson, P. R. Dixon, M. I. Smith, M. Bernhardt
Applying constrained estimators to a ground target tracking problem
Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2002.
- [Nimier1997] V. Nimier
Introduction d'informations contextuelles dans des algorithmes de fusion multicapteurs
Traitement du signal, Volume 14, n°5, Special 1997.
- [Noe2000] B. J. Noe, N. Collins

- Variable structure interacting multiple model filter (VS-IMM) for tracking targets with transportation network constraints*
Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2000.
- [OTAN2003] OTAN
Fomat OTAN de suppression des échos fixes au sol (GMTIF)
AC/224(2003)4, mars 2003.
- [Pannetier2006] B. Pannetier, V. Nimier, M. Rombaut
Multiple ground target tracking
Proceedings of COGIS, 2006.
- [Pannetier2005] B. Pannetier, K. Benameur, V. Nimier, M. Rombaut
VS IMM using road map information for a ground target tracking
Proceedings of the International Conference on Information Fusion, 2005.
- [Pannetier2004] B. Pannetier, K. Benameur, V. Nimier, M. Rombaut
Ground target tracking with road constraint
Pocceedings of SPIE, Multisensor Fusion, Multitarget Tracking, and Resource Management III, 2004.
- [Pearson1997] J. Pearson, R. Goodal, M. Eastham and C. MacLeod
Investigation of kalman filter divergence using robust stability technique
Proc. of the 36th Conference on Decision and Control, San Diego, CA, pp. 4892-4893, Dec. 1997.
- [Puttré2003] M. Puttré
France's Unique Horizon
Journal of electronic defense, Aug. 2003.
- [Reid1979] D.B. Reid
An Algorithm for Tracking Multiple Targets
IEEE Transactions on Automatic Control, AC-24, No. 6, pp 843-854, 1979
- [Reif1992] K. Reif, F. Sonemann, R. Unbehauen
Modification of the extended kalman filter with an additive term of instability
Proceedings of the 35 th Conference on decision and Control, Kobe, Japan, p.p. 4058-4059, Dec 1992.
- [Reif1999] K. Reif, R. Unbehauen
The extended kalman filter as exponential observer for nonlinear systems
IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 47, no. 8, pp. 2324-2328, Aug. 1999.
- [Ristic2004] B. Ristic, S. Arulamplan, N. Gordon
Terrain-aided tracking
Chapter 10 in Beyond the Kalman filter : particle filters for tracking applications Artech House 2004.
- [Rong-Li1999] X. Rong-Li, X. Zhi, Y. Zhang
Multiple-model estimation with variable structure - Part III : model group

- switching algorithm*
IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, vol. 35, pp. 225-241, Jan. 1999.
- [Rong-Li2000a] X. Rong-Li, Y. Zhang
Multiple-model estimation with variable structure - Part V : likely-model set algorithm
IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, vol. 36, NO 2, pp. 448-466, Apr. 2000.
- [Rong-Li2000b] X. Rong-Li
Multiple-model estimation with variable structure - Part II : Model-Set Adaptation
IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 45, NO 11, pp. 2047-2060, Nov. 2000.
- [Rong-Li2000c] X. Rong Li, V. P. Jilkov
A survey of maneuvering target tracking: dynamic models
Proceedings of SPIE, in signal and data processing of small targets 2000, Vol. 4048, Apr. 2000.
- [Roy1999] J. Roy
Demonstration of Kalman filtering for kinematics data fusion
Technical Report, DREV TR-1999-214, Sept 2000.
- [Royère2000] C. Royère, D. Gruyer, V. Cherfaoui
Data association with belief theory
Proceedings of third conf of ISIF, Paris, 2000.
- [Sauna1989] M. Sauna
Ray-Tracing
Science et vie micro n°58, Février 1989.
- [Schutz1997] R. Schutz, R. McAllister, B. Engleberg, V. Maone, R. Helm, V. Kats, C. Dennean, W. Soper, L. Moran
Combined Kalman filter and JVC algorithms for AEW target tracking applications
Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets vol. 3163, pp 164-175, Jul. 1997.
- [Shea2000] P. J. Shea, T. Zadra, D. Klamer, E. Frangione, R. Brouillard
Improved state estimation trough use of roads in ground tracking
Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2000.
- [Simeonova2002] S. Simeonova, T. Semerdjiev
Specific features of IMM tracking filter design
Information and Security, pp. 154-165, Vol. 9, 2002.
- [Simon2002] D. Simon, T. Chia
Kalman filtering with state equality constraints
IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 39, pp. 128-136, Jan. 2002.

- [Sodtke2004] C. Sodtke, J. Llinas
Terrain based tracking using position sensors
Proceedings of ISIF 2004.
- [Umlke2003] M. Umlke
Improved GMTI-Tracking using Road-Maps and Topographic Information
Proceedings of SPIE, Signal and Data Processing of Small Targets, 2003.
- [Umlke2002] M. Umlke, W. Koch
On road-map assisted GMTI tracking
Proceedings of the German Radar Symposium 2002, pp. 89-94, Sept. 2002.
- [Wald1947] A. Wald
Sequential analysis
Wiley New York, 1947.
- [Wang2002] J. G. Wang, T. Long, P.K. He
A New Method of Incorporating Radial Velocity Measurement into Kalman Filter
Signal Processing, no. 18, pp. 414-416, 2002.
- [Wang2003a] X. Wang, S. Challa, R. Evans, X. Rong-Li
Minimal submodel-set algorithm for maneuvering target tracking
IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 39, NO 4, pp. 1218-1231, Oct. 2003.
- [Wang2003b] J. Wang, P. He, T. Long
Use of the radial velocity measurement in target tracking
IEEE transactions on aerospace and electronic 1996.systems, Vol. 39, NO. 2, Apr. 2003.
- [Williams2003] J. L. Williams
Gaussian Mixture reduction for Tacking Multiple Maneuvering Targets in Clutter
Thesis of Air Force Institute of technology, AFIT/GE/ENG/03-19, Mar. 2003.
- [Yeom2004] S-W. Yeom, T. Kirubarajan, Y. Bar-Shalom,
Fine-step IMM and initialization with Doppler for improved track performance
IEEE transactions on aerospace and electronic systems, Vol. 40, NO. 1, Jan. 2004.
- [Zadeh1968] L.A. Zadeh
Probability Measures of Fuzzy event
JMAA, Vol. 23, 1968.
- [Zollo1999] S. Zollo, B. Ristic
On polar versus Cartesian coordinates for target tracking
First international symposium on signal processing and its applications, ISSPA'99, Aug. 1999.

Table des figures

Figure 1 – Système MTI HORIZON.....	22
Figure 2 – Station terrestre.	22
Figure 3 – Capture d’écran des plots MTI du système HORIZON.	23
Figure 4 – Système MTI JSTAR.....	24
Figure 5 – Capture d’écran des plots MTI du système J-STARS.	24
Figure 6 – Global Hawk.	25
Figure 7 – Principe de fonctionnement du capteur MTI du Global Hawk.....	25
Figure 8 – Système X.....	26
Figure 9 – Représentation du repère local TCF dans l'ellipsoïde de référence WGS 84	30
Figure 10 – Labellisation des segments routiers par tronçons de routes.....	30
Figure 11 – Multigraphe du réseau routier.	31
Figure 12 – Cycle du filtre de Kalman.	36
Figure 13 – Représentation de l'arbre des modèles optimal à deux modèles.....	37
Figure 14 – Représentation de l'arbre des modèles de l'IMM à deux modèles.	40
Figure 15 – Cycle de l'IMM à deux modèles.	43
Figure 16 – Fenêtrage statistique des pistes \hat{z}^1 et \hat{z}^2	47
Figure 17 – Arborescence du scénario d'association.	48
Figure 18 – Organigramme de l'algorithme SB-MHT.....	54
Figure 19 – Construction de la covariance de l'état prédit en fonction de la géométrie du réseau.	62
Figure 20 – Décomposition du réseau en gaussiennes centrées sur des points p_i	63
Figure 21 – Construction de la covariance de la mesure prédite par mélange gaussien.	63
Figure 22 – Pistage sous contraintes par modélisation multiple suivant la position de la mesure et du réseau.	65
Figure 23 – Projection de la mesure $z(k)$ sur l'axe médian L	67
Figure 24 – Orientation de l'écart type associé au bruit du modèle $M_s^i(k)$	70
Figure 25 – Plots MTI de véhicules terrestres se déplaçant dans la direction du capteur(en bleu) et s'éloignant du capteur (en rouge).	71
Figure 26 – Projection orthogonale de la mesure et de la covariance.....	74
Figure 27 – Projection optimisée (suivant la métrique de Mahalanobis) de la mesure et de la covariance.	74
Figure 28 – Etat estimé non contraint au réseau malgré la contrainte sur la mesure.	75
Figure 29 – Projection orthogonale de l'état et de la covariance.....	77
Figure 30 – Projection optimisée (suivant la métrique de Mahalanobis) de l'état et de la covariance.	77
Figure 31 – Changement d'orientation du segment [A,B] par rotation d'un angle Θ autour du point M.	80
Figure 32 – RMSE de l'état par projection dans l'espace des mesures pour $\Theta = 0^\circ$	81
Figure 33 – RMSE de l'état par projection dans l'espace des états $\Theta = 0^\circ$	81
Figure 34 – Trace de la matrice de covariance de l'état estimé pour $\Theta = 0^\circ$	81
Figure 35 – RMSE de l'état par projection dans l'espace des mesures pour $\Theta = 20^\circ$	82
Figure 36 – RMSE de l'état par projection dans l'espace des états pour $\Theta = 20^\circ$	82
Figure 37 – Trace de la matrice de covariance de l'état estimé pour $\Theta = 20^\circ$	82
Figure 38 – RMSE moyennée en position de l'état estimé obtenu par projection dans l'espace des mesures pour chaque valeur d'angle Θ	83

Figure 39 – RMSE moyennée en position de l'état estimé obtenu par projection dans l'espace des états pour chaque valeur d'angle Θ	83
Figure 40 – Variation de l'orientation de l'ellipsoïde d'incertitude de l'état estimé suivant la technique de projection.	84
Figure 41 – RMSE de l'état estimé obtenu par projection optimisée dans l'espace des mesures et des états pour un modèle sous contrainte à faible bruit et $\Theta = 40$	85
Figure 42 – Modélisation de la prédiction en fonction des différents segments potentiels. ..	90
Figure 43 – Rotation entre deux segments connexe.....	91
Figure 44 – Transformation de la prédiction par rotations successives.	93
Figure 45 – Sélection de plusieurs segments routiers au voisinage de la prédiction.	95
Figure 46 – Choix des segments non ambigu.	95
Figure 47 – Construction de l'ensemble $\xi(k)$	102
Figure 48 – Distance statistique avec les tronçons appartenant à $\xi(k)$	103
Figure 49 – Distance statistique avec les tronçons appartenant à $\xi(k+1)$	104
Figure 50 – Modélisation du bruit de modèle sous contrainte d'un modèle CV à bruit faible.	106
Figure 51 – Modélisation du bruit de modèle sous contrainte d'un modèle CV à bruit fort.	106
Figure 52 – Modélisation du bruit de modèle sous contrainte d'un modèle STOP.....	106
Figure 53 – Etat estimé local du modèle 1 non contraint au réseau.....	109
Figure 54 – Projection optimisée de l'estimateur initial issu du modèle 1.....	109
Figure 55 – Erreur de prédiction liée à l'erreur de modélisation.....	110
Figure 56 – Sélection de l'ensemble de segments $\xi(k)$	112
Figure 57 – Construction du graphe orienté.....	112
Figure 58 – Transformation de l'état prédit sous contrainte locale et projection des états estimés locaux sous contraintes à l'instant k+1. A partir de la position des états estimés à l'instant k (Figure 56), les états prédits, à l'instant k+1, de chaque modèle sont contraints au réseau par rotations successives des états et les états estimés de chaque modèle sont pseudo- projetés sur le segment le plus probable.....	113
Figure 59 – Activation du nouveau modèle dynamique.	113
Figure 60 – Transformation de l'état prédit locale sous contrainte et projection des états estimés locaux sur différents tronçons de routes.	113
Figure 61 – Activation du nouveau modèle dynamique.	114
Figure 62 – Incompatibilité entre les modèles dynamiques.....	114
Figure 63 – Récursivité de l'algorithme VS IMMC pour deux modèles.....	116
Figure 64 – Position de la cible aux instants d'échantillonnage.....	118
Figure 65 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTL.....	118
Figure 66 – Paramètres du capteur HORIZON.....	119
Figure 67 – Paramètres du filtre IMM CV-CV.....	119
Figure 68 – Paramètres du filtre CMKF sous contrainte.	120
Figure 69 – Paramètres du filtre VS IMMC à deux modèles CV-CV.	120
Figure 70 – RMSE du scénario 1.	121
Figure 71 – Probabilité des modèles dynamiques.....	121
Figure 72 – Trajectoire de la cible aux instants d'échantillonnage.	122
Figure 73 – Dynamique de la cible.	123
Figure 74 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTL.....	123
Figure 75 – RMSE du scénario 2.	124
Figure 76 – Probabilité des modèles.	124
Figure 77 – Vitesse radiale de la cible suivant l'axe de visée du capteur (LOS).	129
Figure 78 – Perte de la piste sur un tronçon routier : étape de prédiction au temps t_k	133

Figure 79 – Perte de la piste sur un tronçon routier : étape de mise à jour au temps t_k .	134
Figure 80 – Perte de la piste sur un tronçon routier : étape de prédiction au temps t_{k+1} .	134
Figure 81 – Perte de la piste dans le cas d'une intersection.	135
Figure 82 – Fonction d'appartenance à la classe C.	136
Figure 83 – Position de la cible aux instants d'échantillonnage.	140
Figure 84 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTI.	140
Figure 85 – Paramètres du capteur HORIZON.	141
Figure 86 – Paramètres du filtre IMM CV-CV.	141
Figure 87 – Paramètres du filtre VS IMMC ₁ sans prendre en compte la vitesse radiale.	142
Figure 88 – Paramètres du filtre VS IMMC ₂ en prenant en compte la vitesse radiale.	142
Figure 89 – RMSE du scénario 1.	143
Figure 90 – Position de la cible aux instants d'échantillonnage.	144
Figure 91 – Dynamique de la cible.	144
Figure 92 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTI.	145
Figure 93 – Paramètres du capteur HORIZON.	145
Figure 94 – Paramètres du filtre VS IMMC ₁ sans prendre en compte la vitesse radiale.	146
Figure 95 – Paramètres des filtres VS IMMC ₂ avec prise en compte de la vitesse radiale et VS IMMC ₃ avec prise en compte de la vitesse radiale et avec le facteur d'oubli momentané.	146
Figure 96 – RMSE sur un jet de Monte-Carlo.	147
Figure 97 – RMSE sur 100 jets de Monte-Carlo.	147
Figure 98 – Visualisation de l'intersection ALPHA.	148
Figure 99 – Zoom sur l'intersection ALPHA et représentation de l'axe de visée du capteur (LOS).	148
Figure 100 – Visualisations des vitesses radiales mesurées et prédites en fonction du LOS.	149
Figure 101 – Visualisation de la vraisemblance du VSIMMC ₂ au niveau de l'intersection ALPHA.	149
Figure 102 – RMSE sur 100 jets de Monte-Carlo.	150
Figure 103 – Visualisation de la vraisemblance du VSIMMC ₃ au niveau de l'intersection ALPHA.	151
Figure 104 – fonction d'appartenance en position.	156
Figure 105 – Fonction d'appartenance en vitesse.	157
Figure 106 – Distances statistiques représentées par les ellipsoïdes d'incertitude entre deux états prédits et la mesure $z(k)$.	158
Figure 107 – Organigramme de l'activation et désactivation des ensembles \mathcal{N}_{On} et \mathcal{N}_{Off} .	163
Figure 108 – Caractéristiques cinématiques de la cible 1.	165
Figure 109 – Caractéristiques cinématiques de la cible 2.	165
Figure 110 – Trajectoire du capteur GMTI (rond en mauve) et visualisation des plots MTI (points bleus et rouges en fonction du signe de la vitesse radiale).	166
Figure 111 – Paramètres du capteur HORIZON.	166
Figure 112 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.	167
Figure 113 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.	167
Figure 114 – RMSE de la cible 1 en position et vitesse.	168
Figure 115 – RMSE de la cible 2 en position et vitesse.	168
Figure 116 – Ratio des longueurs des pistes obtenues avec l'IMM MHT par rapport aux cibles.	169
Figure 117 – Ratio des longueurs des pistes obtenues avec le VS IMMC SB- MHT par rapport aux cibles.	169
Figure 118 – Utilisation du modèle "STOP" avec un capteur GMTI ayant une durée de scan de 30 secondes.	175
Figure 119 – Masques liés à l'élévation du terrain.	176

Figure 120 – Illustration de la perception d’une cible liée à sa vitesse.....	177
Figure 121 – Construction du masque gaussien en fonction de la covariance de l’état prédit.	184
Figure 122 – Les cibles associées aux pistes T_1 et T_2 se présentent devant un masque, de terrain au temps $k-1$	187
Figure 123 – Les cibles associées aux pistes T_1 et T_2 sont dans le masque au temps k	187
Figure 124 – Activation des sentinelles au temps $k+1$	188
Figure 125 – Activation des sentinelles et association des sentinelles actives aux plots MTI au temps $k+2$	188
Figure 126 – Au temps $k+3$, la sentinelle $s_{s_3}^1(k+3 k+3)$ valide une nouvelle mesure et génère une nouvelle piste T_4	189
Figure 127 – Toutes les sentinelles sont désactivées au temps $k+N_{vs}+2$	189
Figure 128 – Caractères cinématiques de la cible 1 aux instants d’échantillonnage.	193
Figure 129 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTI.....	194
Figure 130 – Paramètres du capteur HORIZON.....	194
Figure 131 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.	195
Figure 132 – Paramètres du filtre VS IMMC ₁ SB-MHT sans la prise en compte de la probabilité de perception.....	195
Figure 133 – Paramètres du filtre VS IMMC ₂ SB-MHT avec la prise en compte de la probabilité de perception.....	196
Figure 134 – RMSE de la cible 1.	196
Figure 135 – Création des masques de terrain.	198
Figure 136 – Caractéristiques cinématiques de la cible 1.	198
Figure 137 – Caractéristiques cinématiques de la cible 2.	199
Figure 138 – Caractéristiques cinématiques de la cible 3.	199
Figure 139 – Caractéristiques cinématiques de la cible 4.	200
Figure 140 – Caractéristiques cinématiques de la cible 5.	200
Figure 141 – Trajectoire du capteur et visualisation des plots MTI.....	201
Figure 142 – Paramètres du capteur HORIZON.....	201
Figure 143 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.	202
Figure 144 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.....	202
Figure 145 – RMSE de la cible 1.	203
Figure 146 – RMSE de la cible 2.	203
Figure 147 – RMSE de la cible 3.	204
Figure 148 – RMSE de la cible 4.	204
Figure 149 – RMSE de la cible 5.	204
Figure 150 – Ratio des longueurs des pistes de l’IMM MHT par rapport aux objets réels..	205
Figure 151 – Ratio des longueurs des pistes du VS IMMC par rapport aux cibles.	205
Figure 152 – Capture d’écran n°1 au temps $t=81$ s.....	207
Figure 153 – Capture d’écran n°2 au temps $t=101$ s.	207
Figure 154 – Capture d’écran n°3 au temps $t=121$ s.....	208
Figure 155 – Capture d’écran n°4 au temps $t=141$ s.	208
Figure 156 – Capture d’écran n°5 au temps $t=151$ s.	209
Figure 157 – Capture d’écran n°6 au temps $t=181$ s.	209
Figure 158 – Capture d’écran n°7 au temps $t=201$ s.	210
Figure 159 – Capture d’écran n°8 au temps $t=241$ s.	210
Figure 160 – Capture d’écran n°9 au temps $t=311$ s.	211
Figure 161 – Masques de terrain.	218
Figure 162 – Caractéristiques cinématiques de la cible 1.	218
Figure 163 – Position du capteur aux instants d’échantillonnage.	219
Figure 164 – Cumul des plots MTI.	219

Figure 165 – Paramètres du capteur HORIZON.....	220
Figure 166 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.	220
Figure 167 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.....	221
Figure 168 – Complétude du pistage.	221
Figure 169 – Ratio de la longueur des pistes par rapport aux objets réels.....	222
Figure 170 – Continuité de la cible 1.	222
Figure 171 – RMSE de la cible 1.	222
Figure 172 – Cinématique de la cible 1.....	226
Figure 173 – Cinématique de la cible 2.....	226
Figure 174 – Cumul des plots MTL.	227
Figure 175 – Position du capteur aux instants d'échantillonnage.	227
Figure 176 – Paramètres du capteur HORIZON.....	228
Figure 177 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.	228
Figure 178 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.....	229
Figure 179 – Complétude du pistage.	229
Figure 180 – Ratio de la longueur des pistes par rapport aux objets réels.....	230
Figure 181 – Continuité de la cible 1.	230
Figure 182 – RMSE de la cible 1.	230
Figure 183 – Continuité de la cible 2.	230
Figure 184 – RMSE de la cible 2.	230
Figure 185 – Cinématique de la cible 1.....	232
Figure 186 – Cinématique de la cible 2.....	233
Figure 187 – Cinématique de la cible 3.....	233
Figure 188 – Cinématique de la cible 4.....	233
Figure 189 – Cinématique de la cible 5.....	234
Figure 190 – Cinématique de la cible 6.....	234
Figure 191 – Cinématique de la cible 7.....	234
Figure 192 – Cinématique de la cible 8.....	235
Figure 193 – Cinématique de la cible 9.....	235
Figure 194 – Cumul des plots MTL.	235
Figure 195 – Position du capteur aux instants d'échantillonnage.	236
Figure 196 – Paramètres du capteur HORIZON.....	236
Figure 197 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.	237
Figure 198 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.....	237
Figure 199 – Complétude du pistage.	238
Figure 200 – Ratio des longueurs des pistes par rapport aux cibles réelles.....	238
Figure 201 – Continuité de la cible 1.	239
Figure 202 – RMSE de la cible 1.	239
Figure 203 – Continuité de la cible 2.	239
Figure 204 – RMSE de la cible 2.	239
Figure 205 – Continuité de la cible 3.	239
Figure 206 – RMSE de la cible 3.	239
Figure 207 – Continuité de la cible 4.	240
Figure 208 – RMSE de la cible 4.	240
Figure 209 – Continuité de la cible 5.	240
Figure 210 – RMSE de la cible 5.	240
Figure 211 – Continuité de la cible 6.	240
Figure 212 – RMSE de la cible 6.	240
Figure 213 – Continuité de la cible 7.	241
Figure 214 – RMSE de la cible 7.	241
Figure 215 – Continuité de la cible 8.	241
Figure 216 – RMSE de la cible 8.	241

Figure 217 – Continuité de la cible 9.	241
Figure 218 – RMSE de la cible 9.	241
Figure 219 – Visualisation des masques de terrains(les zones en grisées).	245
Figure 220 – Trajectoire des cibles sur le réseau.	246
Figure 221 – Cumul des plots MTL.	246
Figure 222 – Trajectoire du capteur.	247
Figure 223 – Paramètres du capteur HORIZON.	247
Figure 224 – Paramètres du filtre IMM SB-MHT.	248
Figure 225 – Paramètres du filtre VS IMMC SB-MHT.	248
Figure 226 – Ratio de la longueur des pistes par rapport aux objets réels.	249
Figure 227 – Cinématiques de la cible 1.	250
Figure 228 – Cinématique de la cible 3.	250
Figure 229 – Capture d'écran à l'instant 71.	251
Figure 230 – Capture d'écran à l'instant 181.	252
Figure 231 – Capture d'écran à l'instant 191.	252
Figure 232 – Capture d'écran à l'instant 251.	253
Figure 233 – Capture d'écran à l'instant 291.	254
Figure 234 – Cinématique de la cible 2.	254
Figure 235 – Cinématique de la cible 5.	255
Figure 236 – Capture d'écran à l'instant 551.	255
Figure 237 – Capture d'écran à l'instant 561.	256
Figure 238 – Cinématique de la cible 4.	256
Figure 239 – Cinématique de la cible 17.	257
Figure 240 - Cinématique de la cible 18.	257
Figure 241 – Cinématique de la cible 19.	257
Figure 242 – Capture d'écran à l'instant 321.	258
Figure 243 – Capture d'écran à l'instant 431.	258
Figure 244 – Capture d'écran à l'instant 441.	259
Figure 245 – Capture d'écran à l'instant 531.	259
Figure 246 – Capture d'écran à l'instant 641.	260
Figure 247 – Cinématique de la cible 10.	260
Figure 248 – Cinématique de la cible 13.	261
Figure 249 – Cinématique de la cible 14.	261
Figure 250 – Cinématique de la cible 15.	261
Figure 251 – Cinématique de la cible 16.	262
Figure 252 – Cinématique de la cible 20.	262
Figure 253 – Capture d'écran à l'instant 111.	263
Figure 254 – Capture d'écran à l'instant 181.	263
Figure 255 – Capture d'écran à l'instant 301.	264
Figure 256 – Capture d'écran à l'instant 321.	264
Figure 257 – Capture d'écran à l'instant 331.	265
Figure 258 – Capture d'écran à l'instant 511.	265
Figure 259 – Cinématique de la cible 7.	266
Figure 260 – Capture d'écran à l'instant 841.	266
Figure 261 – Capture d'écran à l'instant 971.	267
Figure 262 – Cinématique de la cible 9.	267
Figure 263 – Capture d'écran à l'instant 1031.	268
Figure 264 – Capture d'écran à l'instant 1041.	268

Liste des tableaux

Tableau 1 – Segment de balayage	27
Tableau 2 – Compte-rendu de cible	27
Tableau 3 – Synthèse des résultats :	121
Tableau 4 – Synthèse des résultats :	124
Tableau 5 – Synthèse des résultats :	143
Tableau 6 – Synthèse des résultats sur un jet de Monte-Carlo :	147
Tableau 7 – Synthèse des résultats sur 100 jets de Monte-Carlo :	150
Tableau 8 – Synthèse des résultats sur 100 jets de Monte-Carlo :	150
Tableau 9 – Synthèse des résultats :	170
Tableau 10 – Probabilité d'associer une ancienne piste à une nouvelle piste	190
Tableau 11 – Probabilité de raboutier la piste T_3 aux anciennes pistes.	191
Tableau 12 – Probabilité de raboutier la piste T_2 aux anciennes pistes.	191
Tableau 13 – ARMSE.	197
Tableau 14 – ARMSE (en m):.....	206
Tableau 15 – Synthèse des résultats.	222
Tableau 16 – Synthèse des résultats.	230
Tableau 17 - Valeurs synthétiques du scénario 3	241
Tableau 18 – Synthèse des résultats :	249

Chapitre 8.

Annexes

8.1. Description des champs du segment de balayage

Champ	Nom du Champ	Unité
D3	Indice de balayage	Aucune
D5	Nombre de compte rendu cible	Aucune
D6	Temps de balayage (par rapport au calendrier Julien))	Millièmes de seconde
D7	Latitude du capteur (en WGS 84)	Degrés
D8	Longitude du capteur (en WGS 84)	Degrés
D9	Altitude du capteur	Centimètres
D24	Latitude centrale de balayage	Degrés
D25	Longitude centrale de balayage	Degrés
D26	Demi-longueur de case distance de balayage	Kilomètres
D27	Demi-angle de balayage	Degrés
D28	Cap du capteur	Degrés
D29	Roulis du capteur	Degrés
D30	Tangage du capteur	Degrés
D31	Vitesse minimale de détection	Décimètres par seconde
D32	Comptes Rendus Cibles	Aucune

- Indice de balayage (D3):
Identifiant du balayage.
- Nombre de compte-rendu cible (D5):
Pour chaque balayage de la zone d'intérêt par un capteur MTI, les cibles détectées ou fausses alarmes font l'objet de comptes-rendus de cibles (CRC) (défini dans la partie 1.3.2) dans lesquels toutes les mesures et incertitudes associées relatives aux objets détectés sont enregistrées. Dans le champ D5 apparaît le nombre de CRC soit le nombre d'objets détectés.
- Temps de balayage (D6):
Date à laquelle le balayage effectué par le capteur GMTI se termine. Elle s'exprime en milli secondes et est datée par rapport au calendrier Julien.
- Localisation du capteur - Latitude du capteur (D7) :
Position nord-sud du capteur par rapport au centre temporel du balayage, exprimée en degrés nord (positive) ou sud (négative) par rapport à l'équateur dans le référentiel WGS 84.
- Localisation du capteur - Longitude du capteur (D8):
Position est-ouest du capteur par rapport au centre temporel du balayage, exprimée en degrés est (positive) par rapport au méridien d'origine dans le référentiel WGS 84.
- Localisation du capteur – Altitude du capteur (D9):
Altitude du capteur par rapport au centre temporel du balayage, exprimée en décimètres par rapport à l'ellipsoïde de référence WGS 84.
- Emprise capteur - Latitude centrale de balayage (D24):

Position nord-sud du centre de la surface de balayage, exprimée en degrés nord (positive) ou degrés sud (négative) par rapport à l'équateur.

- Emprise capteur - Longitude centrale de balayage (D25):

Position est-ouest du centre de la surface de balayage, exprimée en degrés est (positive) par rapport au méridien d'origine.

- Emprise capteur - Demi-longueur de case distance de balayage (D26):

Distance à la surface de la Terre exprimée en kilomètres entre le bord le plus proche et le centre de la surface de balayage.

- Emprise capteur - Demi-angle de balayage (D27):

Pour les radars de type à balayage, moitié de la largeur de faisceau à 3 dB, exprimée en degrés en tant qu'angle binaire non signé à 16 bits. Pour les radars différents du type à balayage, angle compris entre le début du balayage et le centre du balayage mesuré depuis la position du capteur.

- Attitude du Porteur – Cap (D28):

Rotation du côté transversal du capteur autour de l'axe vertical de la plate-forme, exprimée en degrés dans le sens horaire, vue de dessus. Il s'agit de la première de trois rotations successives à partir d'une position initiale hypothétique dans laquelle le côté transversal du capteur (perpendiculaire à la face du capteur) est dans sa position normal en de "repos" (autrement dit dans l'axe de roulis de la plate-forme pour les capteurs à visée frontale ou dans l'axe de tangage de la plate-forme pour les capteurs à visée latérale) et dans laquelle la face du capteur est normalement à l'horizontale (autrement dit, l'axe latéral de la face est à l'horizontale, pointé dans l'axe de roulis ou de tangage, suivant le cas, et l'axe de lacet pointé dans la direction de la verticale locale).

- Attitude du Porteur – Roulis (D29):

Angle de rotation du capteur perpendiculairement à l'axe latéral du côté transversal du capteur, est pointé dans la direction définie par l'angle de cap d'orientation du capteur. Il est exprimé degrés, où un angle au-dessus de l'horizontale est positif. Il s'agit de la deuxième de trois rotations successives par rapport à la position initiale hypothétique du capteur, comme décrit ci-dessus.

- Attitude du Porteur – Tangage (D30):

Angle de rotation du capteur autour de l'axe transversal du côté transversal du capteur, qui est pointé dans la direction définie par l'angle de cap d'orientation du capteur. Il est exprimé en degrés, où une rotation dans le sens horaire est positive, vue de derrière la face du capteur. Il s'agit de la troisième et dernière des rotations successives par rapport à une position initiale hypothétique du capteur, comme décrit ci-dessus.

- Vitesse minimale de détection (D31):

Composante de vitesse minimum de détection des cibles, dans l'axe de visée du capteur, pouvant être détectée par le capteur, exprimée en décimètres par seconde.

- Compte-rendu de cible (CRC) (D32) :

Un compte-rendu de cibles sera transmis pour chaque cible observée à l'intérieur du balayage. Les cibles détectées à l'intérieur d'un balayage peuvent être réparties entre des segments de balayages multiples. Les cibles détectées à l'intérieur d'un balayage, mais détectées par différents modes radar ou processeurs de radar, peuvent être signalées dans des segments de balayages séparés (autrement dit interne au fouillis, externe au fouillis, cibles associées à une haute résolution radiale, etc.)

8.2. Techniques d'alignements

Afin de fusionner les données issues de plusieurs sources d'informations (capteurs homogènes et/ou hétérogènes) il est indispensable de travailler dans un référentiel commun : le référentiel local $\{R_{rcf}\}$. Les données cinématiques et matrices de covariance associées obtenues pour chaque compte rendu de cible, noté CRC (cf. 1.3.2), sont transformées. Les transformations traitées dans ce paragraphe supposent que toutes les coordonnées géographiques des plots et du capteur sont connues. Les données MTI sont modélisées et exprimées dans le référentiel commun $\{R_{rcf}\}$.

A l'instant t_k , les observations ou mesures $z_c(k)$ (appelées plots MTI) obtenues pour un capteur MTI sont exprimées dans un repère capteur en coordonnées polaires. La troisième composante est obtenue par projection sur le MNT (solution système X) ou par rotation sur l'ellipsoïde WGS 84 (solution HORIZON). Après conversion des données et mise en forme au format CRC, la position du plot MTI et l'incertitude associée sont exprimées dans le repère $\{R_{geo}\}$. La mesure $z_{crc}(k)$ est un vecteur dont les composantes sont respectivement la longitude $lon(k)$, la latitude $lat(k)$ et l'altitude $alt(k)$ par rapport à l'ellipsoïde WGS 84 et l'incertitude sous forme de matrice de covariance notée $Cov(z_{crc}(k))$.

8.2.1. Etude du passage du système WGS 84 au repère géographique

Le repère géocentrique $\{R_{geo}\}$ a été défini dans la partie 1.4.1 par son centre G , situé au centre de l'ellipsoïde WGS 84 (le géoïde). Il est orthonormé, direct et ses axes X_{E84} , Y_{E84} , Z_{E84} constitue un trièdre direct tel que le plan (G, X_{E84}, Y_{E84}) est coplanaire au plan équatorial et l'axe X_{E84} orienté vers le méridien 0 (méridien de Greenwich).

8.2.1.1. Transformation en position

Soit $T_{WGS84 \rightarrow geo}$ la fonction de transformation du repère géographique WGS 84 au repère cartésien $\{R_{geo}\}$. Le plot MTI $z_{geo}(k)$ défini dans le repère géographique est obtenu en appliquant la transformation $T_{WGS84 \rightarrow geo}$ sur le plot MTI $z_{crc}(k)$ défini à partir du CRC :

$$z_{geo}(k) = T_{WGS84 \rightarrow geo}(z_{crc}(k)) \quad (292)$$

Afin d'obtenir les coordonnées cartésiennes point $z_{geo}(k)$ dans le repère $\{R_{geo}\}$ il suffit de considérer la paramétrisation cartésienne d'un ellipsoïde. Il vient :

$$z_{geo}(k) = \begin{bmatrix} (N + alt(k)) \cdot \cos(lat(k)) \cdot \cos(long(k)) \\ (N + alt(k)) \cdot \cos(lat(k)) \cdot \sin(long(k)) \\ (N \cdot (1 - e_{geo}^2 \cdot \bar{e}_{geo}^2) + alt(k)) \cdot \sin(lat(k)) \end{bmatrix} \quad (293)$$

où $N = \frac{a_{geo}}{\sqrt{1 - e_{geo}^2 \cdot \bar{e}_{geo}^2 \cdot \sin^2(lat(k))}}$ et e_{geo} , l'excentricité, est telle que $e_{geo} = 1 - \frac{b_{geo}}{a_{geo}}$ et $\bar{e}_{geo} = 1 + \frac{b_{geo}}{a_{geo}}$.

Pour l'ellipsoïde WGS 84 le livre donne les paramètres de a_{geo} et b_{geo} tels que :

$$a_{geo} = 6378137 \quad (294)$$

le coefficient b_{geo} est déterminé à partir du coefficient d'aplatissement f :

$$f = \frac{1}{298,257222101} \quad (295)$$

pour lequel $b_{geo} = a_{geo} \cdot (1 - f)$.

8.2.1.2. Transformation de la matrice de covariance

La matrice de covariance $Cov(z_{CRC}(k))$ du CRC représente l'incertitude liée à la mesure faite sur la position plot MTI. L'expression de la matrice de covariance $Cov(z_{geo}(k))$ dans le repère cartésien $\{R_{geo}\}$ est obtenue par linéarisation de la fonction $T_{WGS84 \rightarrow geo}$. En effet l'erreur de mesure est perçue comme un bruit blanc gaussien centré v_{CRC} abusivement noté $Cov(z_{CRC}(k))$. Ainsi en utilisant un développement limité d'ordre 1 il est possible d'obtenir une représentation de la covariance $Cov(z_{CRC}(k))$ dans le repère $\{R_{geo}\}$. En reprenant l'expression mathématique de la covariance associée à la mesure et considérant que le bruit v_{CRC} est centré il vient :

$$Cov(z_{geo}(k)) = E \left[T_{WGS84 \rightarrow geo}(v_{CRC}(k)) \cdot T_{WGS84 \rightarrow geo}(v_{CRC}(k)) \right] \quad (296)$$

soit :

$$Cov(z_{geo}(k)) = E \left[\left. \frac{\partial T_{WGS84 \rightarrow geo}}{\partial z_{CRC}} \right|_{z_{CRC}(k)} \cdot v(k) \cdot v(k) \cdot \left. \frac{\partial T_{WGS84 \rightarrow geo}}{\partial z_{CRC}} \right|_{z_{CRC}(k)} \right] \quad (297)$$

En utilisant la linéarisation de l'espérance mathématique, la covariance dans le repère cartésien $\{R_{geo}\}$ est déterminée.

$$Cov(z_{geo}(k)) = \left. \frac{\partial T_{WGS84 \rightarrow geo}}{\partial z_{CRC}} \right|_{z_{CRC}(k)} \cdot Cov(z_{CRC}(k)) \cdot \left(\left. \frac{\partial T_{WGS84 \rightarrow geo}}{\partial z_{CRC}} \right|_{z_{CRC}(k)} \right)^T \quad (298)$$

Le Jacobien de la fonction $T_{WGS84 \rightarrow geo}$ est tel que :

$$\left. \frac{\partial T_{WGS84 \rightarrow geo}}{\partial z_{CRC}} \right|_{z_{CRC}(k)} = \begin{bmatrix} N' \cdot \cos(lat(k)) \cdot \cos(long(k)) - (N + alt(k)) \cdot \sin(lat(k)) \cdot \cos(long(k)) \\ N' \cdot \cos(lat(k)) \cdot \cos(long(k)) - (N + alt(k)) \cdot \sin(lat(k)) \cdot \sin(long(k)) \dots \\ N' \cdot \sin(lat(k)) + (N \cdot (1 - e_{geo} \times \bar{e}_{geo}) + alt(k)) \cdot \cos(lat(k)) \\ -(N + alt(k)) \cdot \cos(lat(k)) \cdot \sin(long(k)) \quad \cos(lat(k)) \cdot \cos(long(k)) \\ (N + alt(k)) \cdot \sin(lat(k)) \cdot \cos(long(k)) \quad \cos(lat(k)) \cdot \sin(long(k)) \\ 0 \quad \sin(lat(k)) \end{bmatrix} \quad (299)$$

$$\text{avec } N' = \frac{a_{geo} \cdot e_{geo} \times \bar{e}_{geo} \cdot \sin(lat(k)) \cdot \cos(lat(k))}{(1 - e_{geo} \times \bar{e}_{geo} \cdot \sin(lat(k)))^{\frac{3}{2}}}$$

8.2.2. Transformation du repère géographique au repère local

Les transformations du repère géographique WGS 84 au repère cartésien $\{R_{geo}\}$ associé ont été développées précédemment. Il s'agit maintenant convertir les mesures ou plots MTI $z_{geo}(k)$ et covariance associée $Cov(z_{geo}(k))$ dans le repère cartésien local $\{R_{TCF}\}$. La similitude spatiale 3D de Bursa-Wolf [Bursa 19??] est utilisée pour obtenir les valeurs de $z(k)$ et $Cov(z(k))$:

$$z(k) = R_{geo \rightarrow TCF} \cdot (z_{geo}(k) - T_{wgs84 \rightarrow geo}(O)) \quad (300)$$

où O est l'origine du centre du repère $\{R_{TCF}\}$ et $T_{wgs84 \rightarrow geo}(O)$ son expression dans le repère cartésien $\{R_{geo}\}$. La matrice $R_{geo \rightarrow TCF}$ représente la similitude 3D engendrée par la composition entre les 3 matrices de rotations associées aux trois directions de l'espace soit :

$$R_{geo \rightarrow TCF} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos\left(long_o - \frac{pi}{2}\right) & 0 & \sin\left(long_o - \frac{pi}{2}\right) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\left(long_o - \frac{pi}{2}\right) & 0 & \cos\left(long_o - \frac{pi}{2}\right) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos(lat_o) & \sin(lat_o) & 0 \\ -\sin(lat_o) & \cos(lat_o) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (301)$$

La matrice de covariance associée est telle que :

$$Cov(z(k)) = R_{geo \rightarrow TCF} \cdot Cov(z_{geo}(k)) \cdot R_{geo \rightarrow TCF}' \quad (302)$$

8.3. Calcul des équations du filtre de Kalman

8.3.1. Présentation du filtre

Les mesures faites sur un processus sont toujours plus ou moins entachées d'erreurs dues, par exemple, à la qualité du capteur, à la transmission de l'information, à l'environnement... Le problème est que ces erreurs évoluent de façon aléatoire. Lorsqu'on a une connaissance statistique suffisante des sources d'erreurs, il est possible de construire des systèmes optimaux grâce à des méthodes de filtrage statistique: à partir des lois de probabilité des différentes variables, il est possible d'estimer au mieux chacune de ces variables suivant un critère déterminé. Ainsi, un filtre statistique optimal permet de fournir une estimée d'une variable en fonction d'une part de son observation mais aussi d'une connaissance des lois statistiques.

Le filtrage de Kalman définit un tel filtre optimal dans le cas linéaire : il s'agit d'une méthode récursive se basant sur la modélisation des signaux. Nous étudions le filtre de Kalman en se référant au livre de Bar-Shalom sur les différentes techniques de pistages.

8.3.2. Hypothèses de modélisation

- L'équation d'évolution dans le cas discret est alors donnée par :

$$x(k+1) = F(k) \cdot x(k) + \Gamma_k \cdot b(k) \quad (303)$$

où $F(k)$ est la matrice de transition de dimension 4×4 et $b(k)$ un bruit blanc gaussien centré de matrice de covariance $Q(k)$ de dimension 2×2 .

- L'équation discrète d'observation dans le cas linéaire est :

$$z(k) = H(k) \cdot x(k) + b(k) \quad (304)$$

avec $z(k)$, vecteur d'observation à l'instant k de dimension 2×1 , $H(k)$, la matrice d'observation de dimension $p \times m$, $x(k)$ le vecteur d'état, et $b(k)$ un bruit blanc gaussien (qui caractérise le bruit sur le capteur) centré de matrice de covariance $R(k)$ où $R(k)$ est diagonale.

Afin de déterminer l'estimateur optimal au sens des moindres carrés, on utilise les propriétés statistiques de l'état ainsi que de l'observation. On utilise l'approche où l'estimateur est obtenu *a posteriori* des observations. Il vient :

$$\hat{x}(k|k) = E[x(k)|z(k)] \quad (305)$$

L'estimateur est ainsi une fonction affine de l'observation telle que :

$$\hat{x}(k|k) = \tilde{A} \cdot z(k) + c \quad (306)$$

où \tilde{A} est une matrice de dimension 4×2 et c une variable quelconque. En développant les calculs, nous obtenons l'estimateur optimal tel que :

$$\text{On pose } y = \begin{bmatrix} x(k) \\ z(k) \end{bmatrix} \text{ et } \text{cov}(y) = \begin{bmatrix} P_{xx} & P_{xz} \\ P_{zx} & P_{zz} \end{bmatrix}.$$

L'estimateur des moindres carrés (*i.e.* à variance minimale) est tel que :

$$\hat{x}_{opt}(k|k) = \underset{\hat{x}(k|k)}{\text{argmin}} \left(E \left[\left(x(k) - \hat{x}(k|k) \right) \cdot \left(x(k) - \hat{x}(k|k) \right) \right] \right) \quad (307)$$

L'estimateur doit être débiaisé soit :

$$E(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)) = 0 \quad (308)$$

Nous obtenons en reprenant (306), la relation suivante :

$$c = E[x(k)] - \tilde{A} \cdot E[z(k)] \quad (309)$$

L'erreur devient :

$$x(k) - \hat{x}(k|k) = x(k) - E(x(k)) + \tilde{A} \cdot (z(k) - E[z(k)]) \quad (310)$$

La condition d'orthogonalité implique que :

$$\begin{aligned}
 0 &= E\left[\left(x(k) - \hat{x}(k|k)\right) \cdot z(k)\right] = E\left[\left(x(k) - E[x(k)] + \tilde{A} \cdot \left(z(k) - E[z(k)]\right)\right) \cdot z(k)\right] \\
 0 &= E\left[\left(x(k) - E[x(k)] + \tilde{A} \cdot \left(z(k) - E[z(k)]\right)\right) \cdot \left(z(k) - E[z(k)]\right)\right] \\
 0 &= P_{xz} - \tilde{A} \cdot P_{zz}
 \end{aligned} \tag{311}$$

L'estimateur optimum au sens du MMSE s'écrit alors :

$$\hat{x}(k|k) = E(x(k)) + P_{xz} \cdot P_{zz}^{-1} \cdot \left(z(k) - E[z(k)]\right) \tag{312}$$

La matrice de covariance est :

$$E\left[\left(x(k) - \hat{x}(k|k)\right) \cdot \left(x(k) - \hat{x}(k|k)\right)\right] = P_{xx} - P_{xz} \cdot P_{zz}^{-1} \cdot P_{zx} \tag{313}$$

On pose les notations suivantes :

- La matrice de prédiction de la covariance est: $P(k|k-1) = P_{xx}$
- La covariance des mesures est: $S(k) = P_{zz}$
- La matrice de covariance entre les mesures et observations est : P_{xz}
- Le Gain de Kalman est : $K(k) = P_{xz} \cdot P_{zz}^{-1}$

8.4. Calcul des équations du filtre de Kalman étendu (EKF)

Nous avons supposé précédemment que les observations étaient en coordonnées cartésiennes. Or un capteur MTI retourne des plots MTI $z(k)$ en coordonnées polaires (distance, notée ρ et azimut, notée θ). Le problème n'est plus linéaire. L'équation d'observation devient :

$$z(k) = H(k, x(k)) + w(k) \tag{314}$$

où $H(k, x(k))$ est le vecteur d'observation du système et $w(k)$ le bruit blanc gaussien de covariance $R(k)$. Il faut donc construire le vecteur $H(k, x(k))$ de dimension 2×1 afin qu'il retourne des données polaires.

D'après l'équation (314) nous devons obtenir :

$$z(k) = H(k, x(k)) = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2} \\ \text{atan}\left(\frac{y}{x}\right) \end{bmatrix} \tag{315}$$

Il vient que la mise à jour de l'innovation est redéfinie par :

$$r(k) = H(k, x(k)) + b(k) - H(k, x(k|k-1)) \tag{316}$$

où $x(k|k-1)$ est la valeur prédite de l'état.

En procédant à un développement limité d'ordre de 1 de la fonction $H(k, x(k))$ nous obtenons :

$$H(k, x(k)) = H(k, x(k|k-1)) + \nabla H(k, x(k|k-1)) \cdot (x(k) - x(k|k-1)) + o(\|k\|) \quad (317)$$

La matrice de covariance $S(k)$ associée à l'innovation s'écrit alors :

$$S(k) = E[r(k) \cdot r(k)^T] = E \left\{ \begin{bmatrix} \nabla H(k, x(k|k-1)) \cdot (x(k) - x(k|k-1)) + w(k) + o(\|k\|) \\ \nabla H(k, x(k|k-1)) \cdot (x(k) - x(k|k-1)) + w(k) + o(\|k\|) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cdot \\ \cdot \end{bmatrix} \right\} \quad (318)$$

soit

$$S(k) = \nabla H(k, x(k|k-1)) \cdot P(k|k-1) \cdot (\nabla H(k, x(k|k-1)))^T + R(k) \quad (319)$$

avec

$$\nabla H(k, x(k)) = \begin{bmatrix} \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}} & 0 & \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}} & 0 \\ \frac{-y}{x^2 + y^2} & 0 & \frac{x}{x^2 + y^2} & 0 \end{bmatrix} \quad (320)$$

Les équations de l'EKF sont les mêmes que celles présentées dans 1.5.5 en remplaçant $H(k) \cdot \hat{x}(k|k-1)$ par $H(k, \hat{x}(k|k-1))$ et $S(k)$ par (319).

8.5. Calcul de la matrice de projection

Dans cette partie, on s'intéresse au calcul de la matrice de projection orthogonale $P_{p^\perp}^s$ sur un hyperplan D de H engendré par la droite s d'équation euclidienne :

$$-\tan(\theta_s) \cdot x + y + \tilde{c} = 0 \quad (321)$$

où θ_s est la direction du segment s dans le repère local.

Si $v = \begin{bmatrix} -1 \\ -\tan(\theta_s) \end{bmatrix}$ est un vecteur non nul de D alors $\varepsilon = \frac{v}{\|v\|}$ est une base orthonormée de D et la projection orthogonale d'un vecteur x est donnée par :

$$\pi(x) = \left\langle x \left| \frac{v}{\|v\|} \right. \right\rangle \cdot \frac{v}{\|v\|} \quad (322)$$

Il vient :

$$\pi(x) = \frac{1}{1 + \tan(\theta_s)^2} \cdot \begin{pmatrix} 1 & \tan(\theta_s) \\ \tan(\theta_s) & \tan(\theta_s)^2 \end{pmatrix} \cdot x \quad (323)$$

Un vecteur x appartient donc à H , si et seulement si $\langle x|v \rangle = 0$. Il en résulte que la droite D de vecteur directeur v est la droite orthogonale à l'hyperplan H . Si p désigne la projection sur la droite D on a :

$$x = \pi(x) + p(x) \quad (324)$$

soit

$$p(x) = x - \pi(x) \quad (325)$$

d'où, en reprenant l'expression (323),

$$p(x) = \frac{1}{1 + \tan(\theta_s)^2} \cdot \begin{pmatrix} \tan(\theta_s)^2 & \tan(\theta_s) \\ \tan(\theta_s) & 1 \end{pmatrix} \cdot x \quad (326)$$

Le projecteur s'écrit finalement :

$$P_{p^\perp}^s = \frac{1}{1 + \tan(\theta_s)^2} \cdot \begin{pmatrix} \tan(\theta_s)^2 & \tan(\theta_s) \\ \tan(\theta_s) & 1 \end{pmatrix} \quad (327)$$

8.6. Calcul de la mesure sous contrainte

L'objectif recherché est de trouver la position optimale $\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix}$ sur un segment s , qui minimise l'erreur euclidienne $g\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right)$ ou l'erreur statistique $f\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right)$ entre un point $\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ et la position optimale. Afin de minimiser une distance sous contrainte d'égalité nous utilisons le théorème des multiplicateurs de Lagrange.

8.6.1. Calcul de la mesure sous contrainte à partir de l'erreur statistique

Dans cette partie, nous partons de l'expression du Lagrangien afin de trouver la position $\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix}$ de la mesure qui minimise l'erreur statistique $f\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right)$ entre la position de la mesure $\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ fournie par le capteur et un point du segment s . Le Lagrangien est défini par :

$$L\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) = f\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) + \lambda \cdot h\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) \quad (328)$$

où $f\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) = \left(\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right)^T \cdot R(k)^{-1} \cdot \left(\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right)$ et la contrainte h telle que :

$$h\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) = a \cdot x + b \cdot y + c \quad (329)$$

et $R(k)$ Est la matrice de covariance de l'erreur de la position.

Les deux fonctions f et h sont différentiables au sens de Fréchet, $\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix}$ est un vecteur régulier de h et L est stationnaire en ce point. Nous avons ainsi :

$$L'\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) = 0 \Leftrightarrow f'\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) + \lambda \cdot h'\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) = 0 \quad (330)$$

soit

$$2 \cdot R(k)^{-1} \cdot \left(\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) + \lambda \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = 0 \quad (331)$$

d'où

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - \frac{\lambda}{2} \cdot R(k) \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \quad (332)$$

et comme la contrainte doit être satisfaite, il vient :

$$h\left(\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix}\right) = 0 \quad (333)$$

A partir de l'expression de h et de (332), nous obtenons l'expression du lagrangien λ :

$$\lambda = 2 \times \frac{a \cdot x + b \cdot y + c}{\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}^T \cdot R(k) \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}} \quad (334)$$

En reprenant (332) nous obtenons finalement l'expression de la mesure sous contrainte suivant la métrique de Mahanalobis :

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - R(k) \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \cdot \frac{a \cdot x + b \cdot y + c}{\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}^T \cdot R(k) \cdot \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}} \quad (335)$$

8.6.2. Calcul de la mesure sous contrainte à partir de l'erreur euclidienne

Dans cette partie, nous souhaitons contraindre la mesure de position $\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ à appartenir à un segment routier s , *i.e.* la position optimale $\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix}$ de la mesure qui minimise la distance L_2 , notée $g\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right)$, entre un point $\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix}$ du segment et la position $\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$.

En posant $R(k) = Id$, nous obtenons l'égalité suivante :

$$f\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) = g\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) \quad (336)$$

Ainsi, en reprenant le calcul de la partie précédente et en remplaçant $R(k)$ par la matrice identité, nous obtenons l'expression de la mesure sous contrainte suivant la norme L_2 :

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \cdot \frac{a \cdot x + b \cdot y + c}{a^2 + b^2} \quad (337)$$

Or, en remplaçant l'équation de la droite engendrée par s , de direction θ_s , par $h\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) = -\tan(\theta_s) \cdot x + y + \tilde{c}$, il vient :

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - P_{\rho^\perp}^s \cdot \left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + A_s \right) \quad (338)$$

où $P_{\rho^\perp}^s$ est l'expression de la matrice de projection sur le segment s et A_s , un point de l'extrémité du segment.

8.7. Calcul de l'état sous contrainte

L'objectif recherché est de trouver l'état optimal $\hat{x}_{opt}(k|k)$ sur un segment s , qui minimise l'erreur euclidienne $g(x)$ ou l'erreur statistique $f(x)$ entre l'état $\hat{x}(k|k)$ et l'état optimal $\hat{x}_{opt}(k|k)$. Afin de minimiser une distance sous contrainte d'égalité nous utilisons le théorème des multiplicateurs de Lagrange.

8.7.1. Calcul de l'état sous contrainte à partir de l'erreur statistique

Dans cette partie, nous partons de l'expression du Lagrangien afin de trouver l'état optimal $\hat{x}_{opt}(k|k)$ qui minimise l'erreur statistique $f(x)$ entre l'état $\hat{x}(k|k)$ issu du filtre de Kalman et un état appartenant au segment s (*i.e.* la position appartient au segment et la vitesse est colinéaire au segment). Le Lagrangien est défini par :

$$L(x) = f(x) + \lambda \cdot h(x) \quad (339)$$

où $f(x) = (\hat{x}_{opt}(k|k) - \hat{x}(k|k))^T \cdot P(k|k)^{-1} \cdot (\hat{x}_{opt}(k|k) - \hat{x}(k|k))$ et la contrainte h telle que :

$$h(x) = D \cdot x(k) + \begin{bmatrix} c \\ 0 \end{bmatrix} \quad (340)$$

où D est telle que :

$$D = \begin{bmatrix} a & 0 & b & 0 \\ 0 & a & 0 & b \end{bmatrix} \quad (341)$$

et $P(k|k)$ est la matrice de covariance de l'état estimé.

Les deux fonctions f et h sont différentiables au sens de Fréchet, $\hat{x}(k|k)$ est un vecteur régulier de h et L est stationnaire en ce point. Nous avons ainsi :

$$L'(\hat{x}(k|k)) = 0 \Leftrightarrow f'(\hat{x}(k|k)) + \lambda \cdot h'(\hat{x}(k|k)) = 0 \quad (342)$$

soit

$$2 \cdot P(k|k)^{-1} \cdot (\hat{x}_{opt}(k|k) - \hat{x}(k|k)) + D^T \cdot \lambda = 0 \quad (343)$$

d'où

$$\hat{x}_{opt}(k|k) = \hat{x}(k|k) - P(k|k) \cdot D^T \cdot \frac{\lambda}{2} \quad (344)$$

et comme la contrainte doit être satisfaite, il vient :

$$h(\hat{x}_{opt}(k|k)) = 0 \quad (345)$$

A partir de l'expression de h et de (344), nous obtenons l'expression du lagrangien λ :

$$\lambda = 2 \times (D \cdot P(k|k) \cdot D^T)^{-1} \cdot \left(D \cdot \hat{x}(k|k) + \begin{bmatrix} c \\ 0 \end{bmatrix} \right) \quad (346)$$

En reprenant (332) nous obtenons finalement l'expression de la mesure sous contrainte suivant la métrique de Mahalanobis :

$$\hat{x}_{opt}(k|k) = \hat{x}(k|k) - P(k|k) \cdot D^T \cdot (D \cdot P(k|k) \cdot D^T)^{-1} \cdot \left(D \cdot \hat{x}(k|k) + \begin{bmatrix} c \\ 0 \end{bmatrix} \right) \quad (347)$$

8.7.2. Calcul de l'état sous contrainte à partir de l'erreur euclidienne

Dans cette partie, nous souhaitons contraindre l'état $\hat{x}(k|k)$ (*i.e.* la position de l'état appartient au segment et la vitesse de l'état est colinéaire au segment) à appartenir à un segment routier s , *i.e.* l'état optimal $\hat{x}_{opt}(k|k)$ qui minimise la distance L_2 , notée $g(x(k))$, entre l'état $\hat{x}_{opt}(k|k)$ et un état $\hat{x}(k|k)$.

En posant $P(k|k) = Id$, nous obtenons l'égalité suivante :

$$f(x) = g(x) \quad (348)$$

Ainsi, en reprenant le calcul de la partie précédente et en remplaçant $P(k|k)$ par la matrice identité, nous obtenons l'expression de la mesure sous contrainte suivant la norme L_2 :

$$\hat{x}_{opt}(k|k) = \hat{x}(k|k) - D^T \cdot (D \cdot D^T)^{-1} \cdot \left(D \cdot \hat{x}(k|k) + \begin{bmatrix} c \\ 0 \end{bmatrix} \right) \quad (349)$$

En développant les termes $D^T \cdot (D \cdot D^T)^{-1} \cdot \left(D \cdot \hat{x}(k|k) + \begin{bmatrix} c \\ 0 \end{bmatrix} \right)$ et en remplaçant l'équation de la droite engendrée par s , de direction θ_s , par $h \left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \right) = -\tan(\theta_s) \cdot x + y + \tilde{c}$, il vient :

$$\hat{x}_{opt}(k|k) = \hat{x}(k|k) - P_{\perp}^s \cdot \left(\hat{x}(k|k) + \begin{bmatrix} A_s(1) \\ 0 \\ A_s(2) \\ 0 \end{bmatrix} \right) \quad (350)$$

où P_{\perp}^s est l'expression de la matrice de projection orthogonale de l'état (?) sur le segment s et A_s , un point de l'extrémité du segment.

8.8. Propriétés de l'état estimé sous contrainte

Dans cette partie nous justifions les propriétés de l'état estimé sous contrainte que nous pouvons retrouver dans [Simon2002].

8.8.1. Propriété 1

L'état estimé sous contrainte $\hat{x}_{opt}(k|k)$ au sens du MAP est non biaisé.

Preuve :

On s'intéresse à l'erreur entre l'état estimé sous contrainte $\hat{x}_{opt}(k|k)$ avec l'état $x(k)$ qui est contraint au segment s :

$$\begin{aligned} x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k) &= x(k) - \hat{x}(k|k) - P(k|k) \cdot D^T \cdot (D \cdot P(k|k) \cdot D^T)^{-1} \\ &\quad \cdot \left(D \cdot x(k) + \begin{bmatrix} c \\ 0 \end{bmatrix} - \left(D \cdot \hat{x}(k|k) + \begin{bmatrix} c \\ 0 \end{bmatrix} \right) \right) \end{aligned} \quad (351)$$

soit

$$x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k) = \left(Id - P(k|k) \cdot D^T \cdot (D \cdot P(k|k) \cdot D^T)^{-1} \cdot D \right) \cdot (x(k) - \hat{x}(k|k)) \quad (352)$$

En estimant l'erreur moyenne, on obtient une estimation du biais :

$$E(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)) = \left(Id - P(k|k) \cdot D^T \cdot (D \cdot P(k|k) \cdot D^T)^{-1} \cdot D \right) \cdot E((x(k) - \hat{x}(k|k))) \quad (353)$$

Or l'estimateur $\hat{x}(k|k)$ issu du filtre de Kalman est non biaisé (*i.e.* $E(x(k) - \hat{x}(k|k)) = 0$), il vient donc l'expression recherchée :

$$E(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)) = 0 \quad (354)$$

En remplaçant $P(k|k)$ par la matrice identité dans l'expression (352), on redémontre que l'estimateur sous contrainte suivant la distance euclidienne est non biaisé.

8.8.2. Propriété 2

La covariance des estimateurs sous contraintes est plus faible que la covariance de l'estimateur $\hat{x}(k|k)$ du filtre de Kalman.

Preuve :

En reprenant l'expression (352), il vient que la covariance de l'estimateur sous contrainte est égale à :

$$Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)) = (Id - J) \cdot Cov(x(k) - \hat{x}(k|k)) \cdot (Id - J)^T \quad (355)$$

avec

$$J = P(k|k) \cdot D^T \cdot (D \cdot P(k|k) \cdot D^T)^{-1} \cdot D \quad (356)$$

Or, on peut vérifier que $P(k|k) \cdot J = J \cdot P(k|k) \cdot J^T$. L'expression précédente s'écrit alors :

$$Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)) = P(k|k) - J \cdot P(k|k) \quad (357)$$

D'après [Simon2002], la matrice $J \cdot P(k|k)$ est définie positive (i.e. $J \cdot P(k|k) > 0$). Nous obtenons ainsi l'expression recherchée :

$$Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)) < P(k|k) \quad (358)$$

En remplaçant $P(k|k)$ par la matrice identité on redémontre que l'estimateur sous contrainte suivant la distance euclidienne est non biaisé.

8.8.3. Propriété 3

L'estimateur sous contrainte $\hat{x}(k|k)_{MAP}$ obtenu au sens du MAP à une covariance plus faible que l'estimateur sous contrainte $\hat{x}(k|k)_{MMSE}$ obtenu au sens du MMSE.

Preuve :

La covariance de l'estimateur sous contrainte $\hat{x}(k|k)_{MAP}$ est égale à :

$$Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)_{MAP}) = (Id - J) \cdot Cov(x(k) - \hat{x}(k|k)) \cdot (Id - J)^T \quad (359)$$

Soit,

$$Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)_{MAP}) = P(k|k) - J \cdot P(k|k) - P(k|k) \cdot J^T + J \cdot P(k|k) \cdot J^T \quad (360)$$

Or, en reprenant l'égalité $P(k|k) \cdot J = J \cdot P(k|k) \cdot J^T$, l'expression précédente s'écrit :

$$Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)_{MAP}) = P(k|k) - J \cdot P(k|k) \quad (361)$$

La covariance de l'estimateur sous contrainte $\hat{x}(k|k)_{MMSE}$, quant à elle, est égale à :

$$Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)_{MMSE}) = P(k|k) - D^T \cdot (D \cdot D^T)^{-1} \cdot D \cdot P(k|k) \quad (362)$$

La différence des deux covariances est donnée par l'expression suivante :

$$Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)_{MMSE}) - Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)_{MAP}) = (J - D^T \cdot (D \cdot D^T)^{-1} \cdot D) \cdot P(k|k) \quad (363)$$

or d'après [Simon2002] la matrice de covariance $M = (J - D^T \cdot (D \cdot D^T)^{-1} \cdot D) \cdot P(k|k)$ est définie semi-positive (*i.e.* $M \geq 0$). On arrive finalement à la propriété recherchée :

$$Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)_{MMSE}) \leq Cov(x(k) - \hat{x}_{opt}(k|k)_{MAP}) \quad (364)$$

8.9. Conversion de la vitesse radiale du repère capteur vers le repère local TCF

La vitesse radiale $\dot{\rho}_{cap}(k)$ s'écrit :

$$\dot{\rho}_{cap}(k) = \frac{\dot{x}(k) \cdot (x(k) - Pos_Cap(k)_1) + \dot{y}(k) \cdot (y(k) - Pos_Cap(k)_2)}{\sqrt{(x(k) - Pos_Cap(k)_1)^2 + (y(k) - Pos_Cap(k)_2)^2 + Pos_Cap(k)_3^2}} \quad (365)$$

où $Pos_Cap(k)$ représente la position du capteur dans le repère $\{R_{TCF}\}$, $(x(k), y(k))$ la position de la cible dans le repère $\{R_{TCF}\}$ et $(\dot{x}(k), \dot{y}(k))$ la vitesse de la cible dans le repère $\{R_{TCF}\}$.

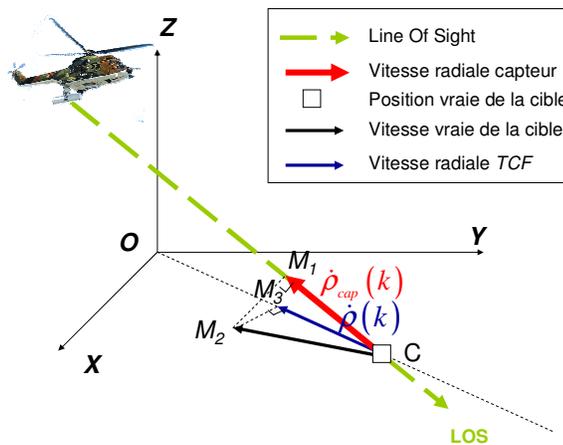


Figure 265 – Modélisation de la vitesse radiale.

D'après la figure ci-dessus, la modélisation de la vitesse radiale $\dot{\rho}(k)$ dans le repère $\{R_{TCF}\}$ est définie par :

$$\dot{\rho}(k) = \|\overline{CM_3}\| \quad (366)$$

soit, d'après la relation de Chasles :

$$\overline{CM_3} = \overline{CM_1} + \overline{M_1M_3} \quad (367)$$

En passant au produit scalaire de (372) avec $\overline{CM_3}$, nous obtenons :

$$\langle \overline{CM_3} | \overline{CM_3} \rangle = \langle \overline{CM_1} | \overline{CM_3} \rangle + \langle \overline{M_1M_3} | \overline{CM_3} \rangle \quad (368)$$

or $\overline{M_1M_3}$ est orthogonale au vecteur $\overline{CM_3}$. La relation précédente devient :

$$\|\overline{CM_3}\|^2 = \|\overline{CM_1}\| \cdot \|\overline{CM_3}\| \cdot \cos(\widehat{M_1CM_3}) \quad (369)$$

soit l'expression de la vitesse radiale dans le plan (O, X, Y) du repère $\{R_{rcf}\}$:

$$\dot{\rho}(k) = \dot{\rho}_{cap}(k) \cdot \cos(\widehat{M_1CM_3}) \quad (370)$$

8.10. Démonstration de l'AEKF

La démonstration de l'AEKF reprend les calculs développés dans [Bizup2002]. Le Jacobien de la matrice d'observation H s'écrit :

$$H_x(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ \frac{\partial \dot{\rho}}{\partial x} & \frac{\partial \dot{\rho}}{\partial \dot{x}} & \frac{\partial \dot{\rho}}{\partial y} & \frac{\partial \dot{\rho}}{\partial \dot{y}} \end{pmatrix} \quad (371)$$

où la vitesse radiale $\dot{\rho}$ s'exprime, dans le repère capteur, en fonction de l'état $x(k)$ et la position du capteur au temps courant $Pos_Cap(k)$ dans le repère local $\{R_{rcf}\}$:

$$\dot{\rho} = \frac{\dot{x}(k) \cdot x(k) + \dot{y}(k) \cdot y(k)}{\sqrt{x(k)^2 + y(k)^2}} \quad (372)$$

Le développement des dérivées partielles conduit aux expressions suivantes :

$$\frac{\partial \dot{\rho}}{\partial x} = \frac{\dot{x}(k)}{\sqrt{x(k)^2 + y(k)^2}} - \frac{x(k) \cdot (\dot{x}(k) \cdot x(k) + \dot{y}(k) \cdot y(k))}{(x(k)^2 + y(k)^2)^{3/2}} \quad (373)$$

$$\frac{\partial \dot{\rho}}{\partial \dot{x}} = \frac{x(k)}{\sqrt{x(k)^2 + y(k)^2}} \quad (374)$$

$$\frac{\partial \hat{\rho}}{\partial y} = \frac{\dot{y}(k)}{\sqrt{x(k)^2 + y(k)^2}} - \frac{y(k) \cdot (\dot{x}(k) \cdot x(k) + \dot{y}(k) \cdot y(k))}{(x(k)^2 + y(k)^2)^{3/2}} \quad (375)$$

$$\frac{\partial \hat{\rho}}{\partial \dot{y}} = \frac{y(k)}{\sqrt{x(k)^2 + y(k)^2}} \quad (376)$$

Le calcul de la mesure prédite $z(k|k-1)$ dans le repère $\{R_{rcf}\}$ est telle que:

$$z(k|k-1) = H_x(k) \cdot x(k) \quad (377)$$

soit,

$$z(k|k-1) = \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \frac{\partial \hat{\rho}}{\partial x} \cdot x(k) + \frac{\partial \hat{\rho}}{\partial \dot{x}} \cdot \dot{x}(k) + \frac{\partial \hat{\rho}}{\partial y} \cdot y(k) + \frac{\partial \hat{\rho}}{\partial \dot{y}} \cdot \dot{y}(k) \end{bmatrix} \quad (378)$$

En reprenant les expressions des dérivées partielles (équations (373) à (376)) on trouve que la somme des termes $\frac{\partial \hat{\rho}}{\partial x} \cdot x(k) + \frac{\partial \hat{\rho}}{\partial y} \cdot y(k)$ est égale à 0.

Il vient que la mesure prédite dans le repère $\{R_{rcf}\}$ est donnée par :

$$z(k|k-1) = \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \frac{\partial \hat{\rho}}{\partial \dot{x}} \cdot \dot{x}(k) + \frac{\partial \hat{\rho}}{\partial \dot{y}} \cdot \dot{y}(k) \end{bmatrix} \quad (379)$$

soit,

$$z(k|k-1) = \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \frac{\dot{x}(k) \cdot x(k) + \dot{y}(k) \cdot y(k)}{\sqrt{x(k)^2 + y(k)^2}} \end{bmatrix} \quad (380)$$

d'où finalement :

$$z(k|k-1) = \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ \hat{\rho}(k) \end{bmatrix} \quad (381)$$

En reprenant l'expression (379) et il est possible d'écrire la linéarisation alternative de $H_x(k)$ notée $\bar{H}_x(k)$ telle que :

$$\bar{H}_x(k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{\partial \dot{p}}{\partial \dot{x}} & 0 & \frac{\partial \dot{p}}{\partial \dot{x}} \end{pmatrix} \quad (382)$$