



**HAL**  
open science

# Approche autonome pour la localisation et la surveillance de l'intégrité d'un véhicule automobile en environnement complexe

Olivier Le Marchand

► **To cite this version:**

Olivier Le Marchand. Approche autonome pour la localisation et la surveillance de l'intégrité d'un véhicule automobile en environnement complexe. Automatique / Robotique. Université de Technologie de Compiègne, 2010. Français. NNT: . tel-00672343

**HAL Id: tel-00672343**

**<https://theses.hal.science/tel-00672343v1>**

Submitted on 21 Feb 2012

**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.

# Approche autonome pour la localisation et la surveillance de l'intégrité d'un véhicule automobile en environnement complexe

Thèse présentée pour obtenir le grade de Docteur de  
l'Université de Technologie de Compiègne

Spécialité : Technologies de l'information et des systèmes

Présentée par

Olivier LE MARCHAND

Thèse soutenue le 2 juin 2010, devant le jury composé de

<b>Examineur :</b>	David BÉTAILLE	Chargé de recherche, IFSTTAR
<b>Directeur de thèse :</b>	Philippe BONNIFAIT	Professeur, UTC
<b>Rapporteur :</b>	Roland CHAPUIS	Professeur, Université Blaise Pascal
<b>Président et Examineur :</b>	Thierry DENOEUX	Professeur, UTC
<b>Examineur :</b>	Javier IBAÑEZ-GUZMÁN	Ingénieur de Recherche, Renault S.A.S.
<b>Examineur :</b>	Christian LAUGIER	Directeur de Recherche, INRIA Grenoble
<b>Rapporteur :</b>	Washington Yotto OCHIENG	Professor, Imperial College London
<b>Co-Directeur de thèse :</b>	François PEYRET	Directeur de Recherche, IFSTTAR



# Table des matières

Remerciements	XV
Résumé	XVII
Notations	XIX
<b>1 Introduction</b>	<b>1</b>
1.1 Contexte . . . . .	1
1.2 Problématique . . . . .	2
1.3 Propos et objectifs . . . . .	3
1.4 Approche . . . . .	4
1.5 Contributions . . . . .	5
1.6 Plan de la thèse . . . . .	5
<b>2 Intégrité et systèmes de localisation</b>	<b>7</b>
2.1 Introduction . . . . .	7
2.2 Terminologie . . . . .	8
2.3 Les systèmes de localisation . . . . .	9
2.3.1 Localisation relative . . . . .	9
2.3.2 Localisation absolue . . . . .	10
2.3.2.a Le Global Positioning System . . . . .	10
2.3.2.b Les systèmes d’augmentation satellitaire . . . . .	15
2.3.3 Localisation hybride . . . . .	16
2.3.4 Synthèse . . . . .	17
2.4 Traitement des défauts sur les mesures . . . . .	18
2.4.1 Impact des défauts . . . . .	18
2.4.2 Tests probabilistes d’hypothèses . . . . .	20
2.4.2.a Cas d’une variable unidimensionnelle . . . . .	21
2.4.2.b Cas d’une variable à plusieurs dimensions . . . . .	22
2.4.3 Détection, identification et exclusion de défauts . . . . .	24
2.4.3.a Approche standard basée sur les résidus . . . . .	24
2.4.3.b Approche séquentielle . . . . .	26
2.4.3.c Théorie des valeurs extrêmes . . . . .	27
2.4.3.d Réjection par tirage aléatoire . . . . .	27

2.4.3.e	Méthodes itératives . . . . .	27
2.4.3.f	Filtrage et modèles d'évolution . . . . .	29
2.5	Intégrité de la localisation . . . . .	29
2.5.1	Intégrité de l'information . . . . .	29
2.5.2	Intégrité interne . . . . .	30
2.5.3	Intégrité externe . . . . .	31
2.5.4	Métriques d'intégrité utilisées en aéronautique . . . . .	35
2.6	Conclusion . . . . .	39
<b>3</b>	<b>Caractérisation des erreurs d'un récepteur GPS embarqué</b>	<b>41</b>
3.1	Introduction . . . . .	41
3.2	Cas d'usage . . . . .	42
3.3	Équipement expérimental . . . . .	48
3.3.1	Véhicule d'essais . . . . .	48
3.3.2	Équipement de mesure de la vérité terrain . . . . .	49
3.3.3	Post-traitement . . . . .	50
3.3.4	Récepteurs GPS de type automobile . . . . .	50
3.4	Performance en localisation absolue de récepteurs GPS de type automobile . . . . .	51
3.4.1	Critères d'évaluation . . . . .	51
3.4.2	Résultats . . . . .	51
3.4.3	Discussion . . . . .	54
3.5	Caractérisation des erreurs sur les mesures GPS brutes . . . . .	55
3.5.1	Récepteur testé . . . . .	56
3.5.2	Méthodes expérimentales . . . . .	56
3.5.2.a	Méthode autonome . . . . .	57
3.5.2.b	Méthode basée sur les doubles différences . . . . .	58
3.5.2.c	Erreur sur les mesures de Doppler . . . . .	60
3.5.3	Résultats . . . . .	60
3.5.3.a	Observation des multitrajets . . . . .	60
3.5.3.b	Analyse contextuelle des résultats en trois dimensions . . . . .	64
3.5.4	Conclusion sur les erreurs de mesures GPS brutes . . . . .	67
3.6	Choix du niveau de fusion . . . . .	67
3.7	Conclusion . . . . .	68
<b>4</b>	<b>Localisation par filtrage dynamique et rejet de perturbations</b>	<b>69</b>
4.1	Introduction . . . . .	69
4.2	Le filtrage de Kalman . . . . .	70
4.3	Filtrage de Kalman et algorithmes de FDE . . . . .	72
4.3.1	Impact des défauts sur les résidus . . . . .	72
4.3.2	Détection et identification des défauts . . . . .	73
4.3.3	Exclusion itérative de défauts simultanés . . . . .	75
4.4	Analyse en simulation hybride . . . . .	77
4.4.1	Principes et paramètres de la simulation hybride . . . . .	77

4.4.2	Performance de l'algorithme de FDE statique . . . . .	79
4.4.3	FDE basé sur le filtre de Kalman . . . . .	81
4.4.4	Discussion . . . . .	82
4.5	Application à un véhicule automobile de série . . . . .	83
4.5.1	Observateur d'état . . . . .	83
4.5.2	Capteurs et modèles d'observation associés . . . . .	84
4.5.3	Vecteur d'état . . . . .	87
4.5.4	Modèle d'évolution . . . . .	89
4.5.5	Implémentation de l'algorithme de détection et d'exclusion de défauts . . . . .	89
4.6	Prototypage temps réel . . . . .	91
4.7	Résultats expérimentaux . . . . .	93
4.7.1	Processus expérimental . . . . .	93
4.7.2	Mise au point du filtrage dynamique . . . . .	94
4.7.2.a	Mesures proprioceptives et <i>dead-reckoning</i> . . . . .	95
4.7.2.b	Mesures de pseudodistance . . . . .	95
4.7.2.c	Consistance du filtre . . . . .	98
4.7.2.d	Paramètres de l'algorithme de FDE . . . . .	99
4.7.3	Résultats en centre urbain historique . . . . .	100
4.7.4	Résultats en agglomération urbaine moderne . . . . .	103
4.7.5	Résultats en environnement urbain complexe . . . . .	108
4.8	Conclusion . . . . .	113
<b>5</b>	<b>Intégrité basée sur l'estimation de la trajectoire</b> . . . . .	<b>115</b>
5.1	Introduction . . . . .	115
5.2	Horizons de données à partir d'une représentation d'état . . . . .	116
5.3	Estimation de trajectoire . . . . .	119
5.3.1	Expression des mesures proprioceptives . . . . .	119
5.3.2	Expression des contraintes de trajectoire . . . . .	121
5.3.3	Observation de la trajectoire . . . . .	122
5.3.4	Application à un véhicule automobile . . . . .	124
5.4	Détection et exclusion de défauts . . . . .	128
5.5	Intégrité appliquée à l'estimation de trajectoire . . . . .	129
5.5.1	Intégrité externe . . . . .	129
5.5.2	Comparaison à l'approche statique . . . . .	130
5.5.3	Influence de la taille de l'horizon de données . . . . .	132
5.6	Évaluation de la méthode avec la simulation hybride . . . . .	132
5.6.1	Estimation de trajectoire . . . . .	132
5.6.2	Détection et exclusion de défauts . . . . .	134
5.6.3	Calcul de niveaux de protection . . . . .	135
5.7	Résultats expérimentaux . . . . .	138
5.7.1	Modèle, formules et paramètres . . . . .	138
5.7.2	Cas d'usage en environnement ouvert . . . . .	139
5.7.3	Cas d'usage en centre urbain historique . . . . .	142

5.7.4	Cas d'usage en agglomération urbaine moderne . . . . .	146
5.8	Conclusion . . . . .	147
<b>6</b>	<b>Conclusions et perspectives</b>	<b>151</b>
6.1	Conclusion . . . . .	151
6.2	Perspectives . . . . .	155
6.2.1	Détection des défauts . . . . .	155
6.2.2	Filtrage dynamique . . . . .	156
6.2.3	Estimation de trajectoire . . . . .	158
<b>A</b>	<b>Les systèmes de localisation</b>	<b>161</b>
A.1	L'odométrie mécanique . . . . .	161
A.2	L'odométrie optique . . . . .	162
A.3	Centrale inertielle . . . . .	163
A.4	Fusion odométrie et centrale inertielle . . . . .	163
A.5	Localisation par systèmes de communication . . . . .	164
A.6	GNSS et IMU . . . . .	165
A.6.1	Intégration GNSS-IMU non couplée . . . . .	165
A.6.2	Couplage lâche GNSS-IMU . . . . .	166
A.6.3	Couplage serré GNSS-IMU . . . . .	167
A.7	GNSS et odométrie . . . . .	168
A.8	Fusion avec des données cartographiques . . . . .	168
A.9	SLAM . . . . .	169
<b>B</b>	<b>Éléments complémentaires sur la détection et l'identification des défauts</b>	<b>171</b>
B.1	Condition de non-déteçtabilité . . . . .	171
B.2	Espace de parité . . . . .	174
<b>C</b>	<b>Intégrité d'une approche statique avec des mesures de variances différentes</b>	<b>177</b>
C.1	Impact sur les systèmes linéaires . . . . .	177
C.2	Détection, identification et exclusion des défauts . . . . .	179
C.3	Métriques d'intégrité . . . . .	179
C.3.1	Intégrité interne . . . . .	179
C.3.2	Intégrité externe . . . . .	180
<b>D</b>	<b>Application des méthodes d'estimation des multitrajets et comparaison des résultats</b>	<b>183</b>
D.1	Méthode autonome . . . . .	183
D.2	Méthode des doubles différences . . . . .	186
D.3	Comparaison des résultats entre les deux méthodes . . . . .	187
<b>E</b>	<b>Relation entre les erreurs et le rapport signal sur bruit</b>	<b>189</b>
<b>F</b>	<b>Simulation hybride</b>	<b>191</b>
F.1	Principe . . . . .	191

F.2 Paramètres de la simulation . . . . .	193
F.2.1 Trajectoire urbaine, capteurs proprioceptifs et modèle véhicule . . . . .	193
F.2.2 Modélisation du récepteur GPS . . . . .	194
F.2.3 Le segment spatial et la propagation du signal . . . . .	197
F.2.4 Paramètres du FDE et simulation globale . . . . .	197
<b>G Capteurs présents sur les véhicules de série</b>	<b>199</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>203</b>



# Liste des tableaux

2.1	Exemple d'exigences sur les performances du signal GPS [ICAO-SISPR, 2006]	36
3.1	Caractéristiques du cas d'usage 1 : Environnement ouvert . . . . .	43
3.2	Caractéristiques du cas d'usage 2 : Centre urbain historique . . . . .	44
3.3	Caractéristiques du cas d'usage 3 : Agglomération urbaine moderne . . . . .	46
3.4	Caractéristiques du cas d'usage 4 : Urbain complexe . . . . .	47
4.1	Taux de fausse détection pour l'algorithme de RAIM avec un défaut introduit .	79
4.2	Taux de non-détection pour l'algorithme de RAIM avec un défaut introduit . .	79
4.3	Taux de non-détection pour l'algorithme de RAIM avec 2 défauts introduits . .	79
4.4	Taux de non-identification pour l'algorithme de RAIM avec un défaut introduit	80
4.5	Taux de non-identification pour l'algorithme de RAIM avec deux défauts si- multanés introduits . . . . .	80
4.6	Taux de fausse détection pour l'algorithme de FDE basé sur le KF avec un biais de 15 m . . . . .	81
4.7	Taux de non-détection pour l'algorithme de FDE basé sur le KF avec un biais de 15 m . . . . .	82
4.8	Taux de non-identification pour l'algorithme de FDE basé sur le KF avec un biais de 15 m . . . . .	82
4.9	Erreurs sur les mesures de pseudodistance . . . . .	96
4.10	Erreur de localisation dans le référentiel ENU . . . . .	97
4.11	Résidus sur les mesures de pseudodistance . . . . .	97



# Table des figures

2.1	Principe de fonctionnement d'un système GNSS . . . . .	12
2.2	Représentation de l'ellipse d'incertitude d'un système GNSS . . . . .	14
2.3	Principe du SBAS . . . . .	15
2.4	Densités de probabilité d'une loi normale centrée et non centrée . . . . .	21
2.5	Densités de probabilité de lois du $\chi^2$ centrée et non centrée . . . . .	24
2.6	Algorithme de FDE . . . . .	28
2.7	Impact du bruit et du défaut sur l'erreur de position . . . . .	34
2.8	Représentation du HPL et du VPL . . . . .	37
2.9	Relations entre HUL, HAL et HPL [GPS-SPS, 2008] . . . . .	38
3.1	Vue satellitaire du cas d'usage 1 au Plateau de Saclay . . . . .	43
3.2	Vue satellitaire du cas d'usage 2 à Versailles . . . . .	44
3.3	Détails de la place ovale . . . . .	45
3.4	Vue satellitaire du cas d'usage 3 à Saint-Quentin-en-Yvelines . . . . .	46
3.5	Vue satellitaire du cas d'usage 4, quartier de La Défense, ville de Puteaux . . . . .	47
3.6	Photographie de l'environnement du cas d'usage 4 au quartier de La Défense, ville de Puteaux . . . . .	48
3.7	Schéma bloc des équipements présents dans le véhicule de test . . . . .	49
3.8	Système de coordonnées de la LandINS . . . . .	50
3.9	Résultats pour le cas d'usage 1 : Plateau de Saclay . . . . .	52
3.10	Résultats contextuels pour le cas d'usage 3 : Saint-Quentin-en-Yvelines . . . . .	52
3.11	Résultats statistiques pour le cas d'usage 3 : Saint Quentin en Yvelines . . . . .	53
3.12	Résultats contextuels pour divers cas d'usage spécifiques, comprenant la tra- jectoire de référence (croix jaunes) et les trajectoires des 5 récepteurs testés (ronds multicolores) . . . . .	54
3.13	Récepteur u-blox AEK-4T [U-blox LEA4, 2009] . . . . .	56

3.14	Vue de la configuration satellitaire en début d'enregistrement . . . . .	61
3.15	Erreurs de pseudodistance en mètres pour tous les satellites en vue . . . . .	61
3.16	Erreurs de Doppler en mètres par seconde pour tous les satellites en vue . . .	62
3.17	Erreurs de Doppler, en mètres par secondes multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), sur le satellite 17 avec un récepteur cadencé à 10 Hz . . . . .	63
3.18	Erreurs de Doppler, en mètres par secondes multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), sur le satellite 32 avec un récepteur cadencé à 10 Hz . . . . .	64
3.19	Représentation en 3D des erreurs de Doppler, en mètres par secondes mul- tipliées par un facteur 10 (lignes verticales rouge), et de pseudodistance, en mètres (lignes verticales bleues), sur le satellite 28 avec un récepteur cadencé à 1 Hz . . . . .	65
3.20	Représentation en 3D des erreurs de Doppler, en mètres par secondes mul- tipliées par un facteur 10 (lignes verticales rouge), et de pseudodistance, en mètres (lignes verticales bleues), sur le satellite 32 avec un récepteur cadencé à 10 Hz . . . . .	66
3.21	Représentation en 3D des erreurs de Doppler, en mètres par secondes mul- tipliées par un facteur 10 (lignes verticales rouge), et de pseudodistance, en mètres (lignes verticales bleues), sur le satellite 23 avec un récepteur cadencé à 10 Hz . . . . .	66
4.1	Algorithme de FDE basé sur un filtre de Kalman . . . . .	76
4.2	Constellation GPS fictive avec deux défauts . . . . .	81
4.3	Fonctionnement d'une étape d'estimation intégrant une étape de FDE sur les Doppler et sur les pseudodistances . . . . .	90
4.4	Schéma de l'implémentation temps réel en C++ . . . . .	92
4.5	Capture d'écran du logiciel RTMaps . . . . .	93
4.6	Schéma expérimental des essais de l'algorithme de FDE EKF . . . . .	94
4.7	Erreur de trajectoire en <i>dead-reckoning</i> . . . . .	96
4.8	Vue de la configuration satellitaire de l'essai en environnement ouvert . . . .	96
4.9	Erreurs d'estimation en position (ligne bleue) selon les trois axes du repère de localisation en fonction du temps et incertitude à $3\sigma$ (99 % d'erreur) du filtre EKF (lignes vertes) . . . . .	98
4.10	Erreurs d'estimation en position (ligne bleue) selon les trois axes du repère de localisation en fonction du temps et incertitude à $3\sigma$ (99 % d'erreur) du filtre EKF (lignes vertes) . . . . .	99
4.11	Vue de la configuration satellitaire de l'essai en centre urbain historique . . .	100

4.12	Histogrammes des erreurs de l'algorithme EKF sans FDE (colonne de gauche) et des estimations du u-blox (colonne de droite) pour l'essai en centre urbain historique . . . . .	101
4.13	Histogrammes des erreurs de l'algorithme EKF avec FDE pour l'essai en centre urbain historique . . . . .	101
4.14	Analyse contextuelle du cas d'usage en centre urbain historique pour la trajectoire de référence (jaune), celle du u-blox (rouge) et celle calculée par l'algorithme d'EKF avec FDE (bleu). . . . .	102
4.15	Détection de défauts sur le satellite 14 à partir des mesures de Doppler (carrés rouges) et pseudodistance (ronds bleus) et résidus associés, pour l'essai en centre urbain historique . . . . .	103
4.16	Histogrammes des erreurs de l'algorithme EKF sans FDE (colonne de gauche) et des estimations du u-blox (colonne de droite) pour l'essai en agglomération urbaine moderne . . . . .	104
4.17	Histogrammes des erreurs de l'algorithme EKF avec FDE pour l'essai en agglomération urbaine moderne . . . . .	105
4.18	Trajectoire estimée sur la place ovale de Saint-Quentin-en-Yvelines par la référence (jaune), le récepteur u-blox (rouge) et l'algorithme EKF avec FDE et son ellipse d'incertitude à $3\sigma$ (bleu) . . . . .	106
4.19	Trajectoire estimée sur la place ovale de Saint-Quentin-en-Yvelines par la référence (jaune), le récepteur u-blox (rouge) et l'algorithme EKF avec FDE (bleu) . . . . .	106
4.20	Erreur du filtre (en bleu) et écart-type (en vert) à $3\sigma$ en fonction du temps, selon les trois axes du repère ENU, ainsi que le profil de vitesse, pour l'essai en centre urbain historique . . . . .	107
4.21	Profil selon l'axe haut du parcours en environnement urbain complexe . . . . .	108
4.22	Trajectoire estimée en environnement urbain complexe par la référence (jaune), le récepteur u-blox (rouge) et l'algorithme EKF avec FDE (magenta) . . . . .	109
4.23	Histogrammes des erreurs de l'algorithme EKF avec FDE pour l'essai en environnement urbain complexe . . . . .	109
4.24	États des satellites en sortie de l'algorithme EKF avec FDE en fonction du temps, 0 : mesures considérées comme saines, 1 : défaut détecté sur la pseudodistance, 2 : défaut détecté sur la mesure de Doppler, 3 : aucune mesure reçu . . . . .	110
4.25	Erreur du filtre (en bleu) et écart-type (en vert) à $3\sigma$ en fonction du temps, selon les trois axes du repère ENU pour l'essai en en environnement urbain complexe . . . . .	111
5.1	Courbe paramétrée en 2 dimensions . . . . .	120

5.2	Courbe paramétrée en 2 dimensions ( $v_k$ est ici obtenue par différence première)	121
5.3	Exemples de trajectoires estimées dans l'espace de localisation 2D par l'horizon de données (cercles bleus), comparées à la vraie trajectoire (cercles verts) et aux positions obtenues avec le GPS seul (cercles rouges)	133
5.4	Trajectoires consécutivement estimées en présence de défauts, suite à l'application d'un algorithme de FDE	134
5.5	ARP dans le plan $(x, y)$ associé à l'époque courante sur l'ensemble de la trajectoire de test.	136
5.6	Comparaison de l'ARP pour différentes tailles d'horizon de données	137
5.7	ARP qui augmente avec la taille de l'horizon	137
5.8	Composantes des niveaux de protection avec l'estimation de trajectoire et profil de vitesse, pour le cas d'usage en environnement ouvert	140
5.9	Composantes des niveaux de protection issus du GPS seul pour le cas d'usage en environnement ouvert	142
5.10	Composantes des niveaux de protection avec l'estimation de trajectoire et profil de vitesse, pour le cas d'usage en centre urbain historique	143
5.11	Niveaux de protection avec l'estimation de trajectoire, pour le cas d'usage en centre urbain historique	144
5.12	Composantes des niveaux de protection issus du GPS seul, pour le cas d'usage en centre urbain historique	146
5.13	Niveaux de protection avec l'estimation de trajectoire, pour le cas d'usage en agglomération urbaine moderne	147
A.1	Variables mesurées par une IMU classique et représentation graphique simplifiée de la mécanisation	163
A.2	Intégration GPS/INS non couplée	166
A.3	Intégration GPS/INS par couplage lâche	166
A.4	Intégration GPS/INS par couplage serré	167
A.5	Fusion d'une position GPS avec des données cartographiques	169
D.1	Erreur de pseudodistance en mètres calculée avec la méthode autonome - 1ère itération de l'étape 2	184
D.2	Erreur de pseudodistance en mètres calculée avec la méthode autonome - 2ème itération de l'étape 2	185
D.3	Erreur de pseudodistance en mètres calculée avec la méthode autonome - 3ème itération de l'étape 2	185

---

D.4	Erreur de pseudodistance en mètres calculée avec la méthode des doubles différences et le satellite 20 comme pivot . . . . .	186
D.5	Différences entre les erreurs estimées par les deux méthodes, pour les mesures de Doppler, en mètres par seconde multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), sur le satellite 17 avec un récepteur cadencé à 10 Hz . . . . .	187
E.1	Corrélation sur le satellite 23 entre, d'une part les erreurs de Doppler, en mètres par secondes multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), et d'autre part le SNR en dBm (ligne verte) d'autre part . . . . .	190
E.2	Exemple d'absence de corrélation sur le satellite 17 entre, d'une part les erreurs de Doppler, en mètres par seconde multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), et d'autre part le SNR en dBm (ligne verte) d'autre part . . . . .	190
F.1	Schéma de la simulation hybride . . . . .	192
F.2	Photo satellite de la trajectoire utilisée dans la simulation hybride . . . . .	193
F.3	Véhicule d'essai STRADA . . . . .	194
F.4	Bruit observé sur une mesure de pseudodistance brute . . . . .	195
F.5	Bruit produit à l'aide du modèle auto-régressif . . . . .	195
F.6	Décalage d'horloge du récepteur . . . . .	196
F.7	Dérive d'horloge du récepteur . . . . .	196
F.8	Schéma d'itération de la simulation hybride . . . . .	198
G.1	Capteurs de vitesse de roue montés sur roulements [Nantua, 2005] . . . . .	199
G.2	Schéma d'un capteur d'angle au volant [Nantua, 2005] . . . . .	200
G.3	Gyromètre MEMS de marque Murata . . . . .	201



# Remerciements

Cette thèse est issue d'un partenariat entre le laboratoire Heuristique et Diagnostic des Systèmes Complexes (HEUDIASYC) de l'Université de Technologie de Compiègne et la société Renault.

Je tiens tout particulièrement à remercier mes deux directeurs de thèse, M. Philippe Bonnifait, Professeur à l'Université de Technologie de Compiègne, François Peyret, Directeur de recherche au Laboratoire Central des Ponts et Chaussées, ainsi que mon encadrant chez Renault, Javier Ibanez-Guzman. Lors de mon cursus d'ingénieur, Philippe m'a le premier renseigné sur le monde de la recherche et m'a donné envie de le découvrir. C'est donc en grande partie grâce à lui que je me suis inscrit en Master et que j'ai poursuivi par une thèse. Sur le plan humain, il m'a permis de toujours rester motivé, même dans les périodes de doute. Sur le plan académique, il a su orienter mes idées toujours dans la bonne direction et m'a grandement aidé à les clarifier et à les communiquer. Je tiens à lui témoigner toute ma reconnaissance pour cette aide précieuse, sans laquelle je n'aurais pu accomplir un tel travail. Je remercie François pour ses nombreux avis et conseils toujours pertinents et constructifs, tout au long de ma thèse, ainsi que ses fréquents encouragements. Javier m'a quant à lui permis de réaliser un travail toujours rigoureux et précis. Je le remercie pour son appui constant au sein de Renault, ses conseils permanents et ses anecdotes sur son chat.

Je remercie Renault d'avoir mis à ma disposition autant de moyens et d'informations, sans lesquels je n'aurais pu fournir un travail expérimental si consistant. Ces moyens se sont accompagnés d'une écoute attentive de mes travaux par l'ensemble de la hiérarchie que j'ai côtoyé à la Direction de l'Electronique Avancée puis à la Direction de l'Ingénierie Electrique et des Systèmes Electroniques : Takao Asami, Didier Wautier, Emmanuel Bonbon, Charles Florimond, et Sebastien Cornou. Concernant la mise en oeuvre des équipements d'essai, j'adresse des remerciements particuliers à Christian Salaun et à toute l'équipe de l'atelier, qui ont réalisé un travail formidable sur le véhicule d'essai.

Je voudrais aussi souligner la très bonne ambiance de travail au sein des équipes de Renault. La bonne humeur, la gentillesse et la disponibilité de tous ont rendu très agréable le travail en votre compagnie, je salue Florent, Vincent, Christophe, Christian, Chen, Gaetan, Jean-François, Adriana, Jean-Philippe, Johann, Christian, Illinca, Abdelkader, Jean-Jacques, Cédric, Jean-Paul, Christine, Catherine, et tous les autres. J'ai une pensée toute particulière pour les personnes qui ont partagé le même sort que moi : Arnaud, Stéphanie et Laurence. J'ai fortement apprécié nos discussions entre thésards et notre entraide.

Mettre en œuvre un calcul GPS complet à partir des données brutes nécessite une connaissance poussée du système et des équations du mouvement des satellites. Je tiens donc à remercier David Bétaille pour son aide sur le sujet et pour son expertise sur les systèmes de localisation satellitaire. Je remercie au même titre Clément Fouque, et je salue le joyeux compagnon de thèse qu'il a été lors de mon passage au laboratoire Heudiasyc.

Je remercie enfin mes parents qui m'ont toujours encouragé et mes amis qui m'ont permis de garder le sourire et la motivation en toute occasion.

# Résumé

Lors de la dernière décennie, les applications utilisant une information de localisation, comme les systèmes de navigation ou de gestion de flotte, se sont très fortement développées dans le domaine automobile. Les applications à venir, en particulier celles à caractère sécuritaire, comme l'appel d'urgence ou certaines assistances à la conduite, ont des exigences de fiabilité plus importantes que les applications actuelles.

Le domaine aéronautique, qui porte une grande attention aux problèmes de sécurité, a développé le concept d'intégrité pour améliorer et certifier un calcul de position. Sur la base de ces travaux, cette thèse s'intéresse à plusieurs possibilités d'amélioration de l'exactitude de la localisation et à la mise en place de mécanismes d'intégrité pour les véhicules automobiles de série, en particulier dans les environnements urbains.

L'approche classique n'utilise que les mesures GPS et se décompose en deux étapes : la détection et l'exclusion des défauts (FDE), qui exploitent la redondance des données, puis le calcul de niveau de protection, qui délimite une zone de localisation sécurisée. Or, les environnements urbains offrent peu de redondance et induisent des défauts multiples et simultanés, deux caractéristiques défavorables aux algorithmes standard d'intégrité. Une série d'expériences avec un véhicule automobile a confirmé ces phénomènes et a souligné l'importance des multitrajets de type *Non-Line-Of-Sight* (NLOS) et la corrélation induite entre les erreurs de pseudodistance et les erreurs de Doppler.

Les capteurs proprioceptifs du véhicule peuvent être mis à profit pour apporter des informations redondantes qui améliorent à la fois l'exactitude de la localisation et la quantification de l'intégrité sous la forme d'un niveau de protection. Cette thèse a développé deux approches basées sur cette hypothèse.

La première approche, qui utilise le filtrage dynamique, exploite l'état prédit et la matrice de variance-covariance associée dans la phase de détection de FDE. Plusieurs défauts simultanés peuvent alors être détectés et identifiés, même en cas de faible redondance GPS, ce qui est vérifié à l'aide d'un simulateur hybride. L'approche est ensuite développée pour un véhicule automobile, en utilisant plusieurs capteurs montés de série sur celui-ci (odomètres, capteur de vitesse de lacet, capteur d'angle au volant), ce qui conduit à un état comportant 14 éléments. Elle exploite aussi les mesures de Doppler pour la détection des multitrajets NLOS, ce qui fournit un avantage conséquent en conditions urbaines. Les performances sont évaluées sur des données réelles à travers quatre cas d'usage. Le gain par rapport aux approches conventionnelles sans fusion de données est très significatif.

La seconde approche se base sur l'estimation de la trajectoire sur un horizon de temps : l'estimation de la position courante est améliorée grâce aux positions du passé reliées entre elles par les mesures proprioceptives et les contraintes de déplacement du véhicule. Ce formalisme permet surtout de calculer des niveaux de protection qui prennent en compte l'ensemble des informations citées précédemment, tout en conservant des algorithmes standard. Les essais démontrent que l'augmentation de la redondance améliore la détection des défauts et réduit les niveaux de protection calculés d'un facteur trois par rapport à l'approche standard avec le seul GPS. Cette approche montre néanmoins quelques faiblesses lorsque le véhicule roule à très basse vitesse ou lorsque le nombre de défauts dépasse le nombre de mesures saines.

# Notations

Notation	Signification
$\mathcal{L}_c$	Loi normale centrée
$\mathcal{L}_{nc}$	Loi normale non centrée
$\mathcal{X}$	Espace d'état, de dimension $m$
$\mathcal{Y}$	Espace des mesures, de dimension $n$
$\mathcal{N}(\mu, Q)$	Loi normale multidimensionnelle de moyenne $\mu$ et de variance-covariance $Q$
$a$	Accélération en mètres par seconde carré
$a_f$	Largeur de l'essieu avant en mètres
$b$	Amplitude du biais
$b_g$	Biais du gyromètre de lacet en radians par seconde
$c$	Célérité en mètres par seconde
$crb$	Courbure de la trajectoire
$d_k$	Distance parcourue entre les instants $k$ et $k - 1$
$dist_i^u$	Vraie distance entre le récepteur d'indice $u$ et le satellite d'indice $i$
$dt$	Décalage d'horloge en secondes. Fait référence à l'horloge du récepteur, sauf mention contraire
$dt^u$	Décalage d'horloge du récepteur $u$ en secondes
$dt_i$	Décalage d'horloge du satellite $i$ en secondes
$ddt$	Dérive d'horloge du récepteur GPS en secondes
$dX$	Vecteur d'écart de l'état $X$ au point de linéarisation
$d\hat{X}$	Vecteur d'écart de l'état estimé $\hat{X}$ au point de linéarisation
$dY$	Vecteur d'écart des mesures $Y$ au point de linéarisation
$e_i$	Vecteur ayant le $i^{\text{ème}}$ élément égal à 1 et tous les autres éléments nuls
$f(X_k, U_k)$	Fonction non linéaire représentant le modèle d'évolution du filtre de Kalman
$g(X_k, \dots, X_{k-j})$	Fonction d'observation des mesures proprioceptives sur l'horizon de données
$h(X)$	Fonction non linéaire d'observation de $Y$
$l(X_k, \dots, X_{k-j})$	Fonction d'observation des contraintes de trajectoire sur l'horizon de données
$m$	Dimension de l'espace d'état $\mathcal{X}$

$n$	Dimension de l'espace des mesures $\mathcal{Y}$
$\vec{u}_i^u$	Vecteur support unitaire de la droite qui va du récepteur $u$ au satellite $i$
$v$	Vitesse en mètres par seconde
$v_{fl}$	Vitesse de la roue avant gauche en mètres par seconde
$v_{fr}$	Vitesse de la roue avant droite en mètres par seconde
$v_{rl}$	Vitesse de la roue arrière gauche en mètres par seconde
$v_{rr}$	Vitesse de la roue arrière droite en mètres par seconde
$w_i$	Valeur du w-test pour la $i^{\text{ème}}$
$x$	Position selon l'axe $x$ d'un repère cartésien
$y$	Position selon l'axe $y$ d'un repère cartésien
$z$	Position selon l'axe $z$ d'un repère cartésien
$A$	Matrice d'évolution d'un système d'état linéaire
$\tilde{A}$	Empilement diagonal des matrices $A$ pour une seconde forme statique
$B$	Matrice de commande d'un système d'état linéaire
$\tilde{B}$	Empilement diagonal des matrices $B$ pour une seconde forme statique
$C$	Matrice d'observation d'un système linéaire
$\tilde{C}$	Empilement diagonal des matrices $C$ pour une seconde forme statique
$E$	Vecteur de défauts, appartenant à $\mathcal{Y}$
$E[V]$	Espérance mathématique de la variable $V$
$F_k$	Jacobienne de la fonction $f(X_k, U_k)$ par rapport à $X_k$ à l'instant $k$
$G_{k,r}$	Matrice jacobienne de la fonction $g(X_k, \dots, X_{k-j})$ par rapport à l'état $X_{k-r}$
$\tilde{G}_{j \rightarrow k}$	Matrice d'observation des mesures proprioceptives sur l'horizon de données allant de $j$ à $k$
$H$	Matrice jacobienne de la fonction d'observation $h$
$H^+$	Pseudo-inverse de la matrice $H$
$H_k$	Jacobienne de la fonction $h(X_k)$ à l'instant $k$
$H_c$	Hypothèse de centralité
$H_{nc}$	Hypothèse de non-centralité
$I_a$	Matrice identité de dimension $a$
$K_k$	Gain du filtre de Kalman à l'instant $k$
$L_1$	Fréquence d'une des deux porteuses du signal GPS, égale à 1575,42 MHz
$L_2$	Fréquence d'une des deux porteuses du signal GPS, égale à 1227,60 MHz
$L_{k,r}$	Matrice jacobienne de la fonction $l(X_k, \dots, X_{k-j})$ par rapport à l'état $X_{k-r}$
$\tilde{L}_{j \rightarrow k}$	Matrice d'observation des contraintes de trajectoire sur l'horizon de données allant de $j$ à $k$
$M$	Matrice de pondération des résidus utilisée dans le filtre de Kalman

---

$MDB$	<i>Minimum detectable Bias</i> ou biais minimum détectable
$MDB_{obs}$	<i>Minimum detectable Bias</i> ou biais minimum détectable calculé à partir d'une loi du $\chi^2$ non centrée dont le seuil de détection $T$ est égal au $NSSE$
$N$	nombres de satellites utilisés
$NSSE$	<i>Normalized Sum of the Square Error</i> soit la somme des erreurs normalisées au carré
$NSSE_{KF}$	<i>Normalized Sum of the Square Error</i> soit la somme des erreurs normalisées au carré obtenue avec un filtre de Kalman
$NSSE_{hor}$	<i>Normalized Sum of the Square Error</i> soit la somme des erreurs normalisées au carré obtenue avec un horizon de données
$\tilde{O}$	Matrice d'observation de l'horizon de données
$\tilde{O}_W^+$	Pseudo-inverse pondérée de la matrice d'observation de l'horizon de données
$P_{k k}$	Matrice de variance-covariance de l'état estimé $\hat{X}_{k k}$ du filtre de Kalman
$P_{k k-1}$	Matrice de variance-covariance de l'état prédit $\hat{X}_{k k-1}$ du filtre de Kalman
$Q_V$	Matrice de variance-covariance associée à la variable statistique $V$
$Q_A$	Matrice de variance-covariance associée au vecteur de bruit $\nu_A$ sur le modèle d'évolution linéaire $A$ du filtre de Kalman
$S$	Matrice idempotente d'expression des résidus à partir de la matrice d'observation $H$
$\tilde{S}_W$	Matrice idempotente d'expression des résidus à partir de la matrice d'observation $\tilde{O}$
$SLOPE_i$	Impact d'un défaut provenant de la $i^{\text{ème}}$ mesure sur l'erreur de position
$SLOPE_{hor,i}$	Impact d'un défaut provenant de la $i^{\text{ème}}$ mesure sur l'erreur de l'horizon de données
$T$	Seuil
$U$	Vecteur des mesures proprioceptives
$\tilde{U}_{j \rightarrow k}$	Empilement des vecteurs de mesures proprioceptives $U_i$ entre les instants $j$ et $k$
$\tilde{W}$	Matrice de pondération des mesures d'un horizon de données
$X$	Vecteur d'état, appartenant à $\mathcal{X}$
$\hat{X}$	Vecteur d'état estimé, appartenant à $\mathcal{X}$
$\hat{X}_{k k}$	État estimé d'un filtre de Kalman à l'instant $k$
$\hat{X}_{k k-1}$	État prédit d'un filtre de Kalman à l'instant $k$ connaissant les mesures de l'instant $k - 1$
$\tilde{X}_{j \rightarrow k}$	Trajectoire, soit l'empilement des vecteurs d'état $X_i$ , entre les instants $j$ et $k$
$Y$	Vecteur de mesures, appartenant à $\mathcal{Y}$

---

$\tilde{Y}_{j \rightarrow k}$	Empilement des vecteurs de mesures extéroceptives $Y_i$ entre les instants $j$ et $k$
$\alpha$	Probabilité de fausse alarme
$\beta$	Probabilité de non-détection
$\delta$	Paramètre de non-centralité d'une loi du $\chi^2$
$\delta_{obs}$	Paramètre de non-centralité d'une loi du $\chi^2$ calculé à partir d'un seuil de détection $T$ égal au $NSSE$
$\varepsilon$	Vecteur des résidus, appartenant à $\mathcal{Y}$
$\varepsilon_M$	Vecteur des résidus pondérés dans le cas d'un filtre de Kalman
$\tilde{\varepsilon}_{j \rightarrow k}^l$	Empilement des vecteurs de résidus sur les contraintes de trajectoire $\varepsilon_i^l$ entre les instants $j$ et $k$
$\tilde{\varepsilon}_{j \rightarrow k}^U$	Empilement des vecteurs de résidus sur les mesures proprioceptives $\varepsilon_i^U$ entre les instants $j$ et $k$
$\tilde{\varepsilon}_{j \rightarrow k}^Y$	Empilement des vecteurs de résidus sur les mesures extéroceptives $\varepsilon_i^Y$ entre les instants $j$ et $k$
$\lambda_{X,max}$	La racine carrée de la plus grande valeur propre de la matrice $Q_X$
$\mu_\varepsilon$	Moyenne statistique des résidus
$\mu_V$	Moyenne statistique du vecteur $V$
$\nu_V$	Vecteur de bruit gaussien centré de variance-covariance $Q_V$ , associé au vecteur $V$
$\nu_i^u$	Bruit et phénomènes non modélisés sur la pseudodistance entre le récepteur $u$ et le satellite $i$ , exprimé en mètres
$\psi$	Angle de tangage du véhicule en radians
$\omega$	Vitesse de lacet du véhicule en radians
$\omega_g$	Vitesse de lacet en radians mesurée par le gyroscope de l'ESP
$\rho$	Pseudodistance en mètres, noté $\rho_i^u$ pour désigner la pseudodistance entre le récepteur $u$ et le satellite $i$
$\sigma$	Écart-type d'une variable aléatoire unidimensionnelle
$\theta$	Cap du véhicule en radians
$\zeta_{df}$	Biais dépendant de la vitesse sur la mesure de différentiel de vitesse des roues avants en radians par mètre
$\zeta_{rl}$	Facteur d'échelle sur la roue arrière gauche, sans unité
$\zeta_{rr}$	Facteur d'échelle sur la roue arrière droite, sans unité
$\Delta_{iono}_i^u$	Biais dû à la ionosphère sur la pseudodistance entre le récepteur $u$ et le satellite $i$ , exprimé en mètres
$\Delta m_i^u$	Biais dû aux multitrajets sur la pseudodistance entre le récepteur $u$ et le satellite $i$ , exprimé en mètres

---

$\Delta t_k$	Différence de temps entre les instants $k$ et $k - 1$ en secondes
$\Delta tropo_i^u$	Biais dû à la troposphère sur la pseudodistance entre le récepteur $u$ et le satellite $i$ , exprimé en mètres
$\Delta \nabla V_{i,j}^{u,v}$	Double différence de la variable $V$ entre les satellites $u$ et $v$ , et les satellites $i$ et $j$
$\Lambda atm_o_i^u$	Biais atmosphérique sur la mesure de Doppler entre le récepteur $u$ et le satellite $i$ , exprimé en mètres par seconde
$\Lambda m_i^u$	Biais dû aux multitrajets sur la mesure de Doppler entre le récepteur $u$ et le satellite $i$ , exprimé en mètres



## Introduction

---

### 1.1 Contexte

Un des besoins basiques d'un être humain est de connaître sa position et le contexte associé afin d'adapter son comportement. Ce besoin est renforcé par la forte mobilité que permettent aujourd'hui les systèmes de transport et les technologies de l'information et de la communication. Le développement des systèmes de transport terrestres se voit aujourd'hui contraint par la pollution générée, la congestion du trafic et le nombre élevé d'accidents. L'industrie automobile tente donc de mettre en place des solutions qui permettent de réduire ces contraintes. Celles-ci comprennent entre autres les systèmes d'aides à la conduite (ADAS pour *Advanced Driving Assistance Systems*) et les systèmes de communication entre véhicules et avec l'infrastructure (ITS pour *Intelligent Transportation Systems*). On peut citer entre autres des applications de péage automatique (*road tolling*), de gestion de flotte (*fleet management*), ou d'évitement de collision (*collision avoidance*). Ces avancées sont notamment poussées par l'Union Européenne, au sein de laquelle trois grands projets dotés d'un budget total de cent millions d'euros ont été lancés en 2006 : CVIS (*Cooperative Vehicle Infrastructure Systems*), SAFESPOT (*Cooperative Systems for Road Safety*) et COOPERS (*COOPERative systems for intelligent Road Safety*) [Toulminet et al., 2008]. Ils ont entre autres réaffirmé le caractère fondamental de la localisation des véhicules et le besoin d'avoir une localisation fiable dès que des applications sécuritaires sont envisagées [Ibañez-Guzmán, 2009].

Pour naviguer d'un point à un autre avec un véhicule, il est nécessaire de connaître sa position dans un repère absolu. Aujourd'hui, le seul moyen d'obtenir une localisation absolue pour des applications automobiles est d'utiliser des systèmes de localisation satellitaire (GNSS pour *Global Navigation Satellite System*). Les exigences en termes de fiabilité reposent alors sur ces systèmes pour assurer le bon fonctionnement des ADAS et des ITS à

visée sécuritaire. Deux constellations de satellites sont actuellement opérationnelles : le système américain *Global Positioning System* (GPS) et le système russe (GLONASS). Le système européen Galileo sera disponible dans les années à venir. Du fait des principes physiques mis en jeu, la localisation par satellites présente un certain nombre de contraintes. Les satellites émettent des signaux radio fréquences (RF) de faible puissance donc sensibles aux perturbations. Ceux-ci doivent parcourir un trajet direct jusqu'au récepteur pour fournir une mesure correcte. Par conséquent, les environnements où les occlusions et les réflexions de signaux sont nombreuses induisent des erreurs de mesure importantes et par conséquent une estimation erronée de la position.

Le fonctionnement de la constellation satellitaire nécessite aussi d'être surveillée en permanence par un réseau de stations au sol et assurer la fiabilité d'un tel système est donc un défi important. De nombreux efforts ont été réalisés ces dernières années pour la supervision du segment spatial (les satellites) grâce à l'amélioration de la détection des pannes par le segment au sol (les stations de contrôle) et au développement de systèmes d'augmentation satellitaire. L'ensemble des améliorations citées précédemment a permis la validation de l'utilisation des GNSS dans les transports aériens. Des normes, relatives à la localisation, ont été développées par l'Organisation Internationale de l'Aviation Civile (ICAO) pour assurer une meilleure régulation du trafic aérien, en toute sécurité. Dans ce cadre, une des exigences fondamentales pour tout système de localisation est qu'il soit "intègre", c'est à dire qu'il assure que l'utilisateur final sera prévenu à temps de toute erreur non acceptable. On parle alors d'intégrité pour désigner la confiance dans l'exactitude de l'estimation de localisation. Par extension, le concept d'intégrité semble pertinent pour certifier l'usage des GNSS pour des applications automobiles relatives à la localisation.

Le milieu du transport terrestre est plus hostile aux signaux GPS que celui du transport aérien. Cependant, si une fiabilité suffisante de la localisation est atteinte, il sera alors possible de déployer à grande échelle les ADAS et les ITS. Dans ce milieu, le coût est aussi un enjeu déterminant. Le prix des capteurs utilisables est contraint, ce qui induit des performances d'acquisition et une qualité des mesures limitées. De même, la puissance de calcul des algorithmes embarqués ne doit pas nécessiter de calculateurs coûteux. Dans ces conditions, les solutions proposées doivent prendre en compte ces contraintes et toute synergie potentielle avec des capteurs déjà présents sur véhicules représente une opportunité.

## 1.2 Problématique

Afin d'être acceptés par le conducteur, les ADAS et les ITS doivent opérer dans tous types de trafic et d'environnement, assurer une haute fiabilité et garder un coût compétitif. Cela se traduit par des exigences fonctionnelles selon des critères de pertinence, de disponibilité, d'exactitude, de sécurité... répercutées à tous les sous-systèmes, dont la localisation. Or, lorsque les GNSS sont utilisés pour des véhicules automobiles, l'exactitude de la localisation fournie fluctue rapidement : le nombre de mesures, leur redondance, et leur fiabilité varient en permanence à cause du déplacement du véhicule à travers un environnement qui est

source d'occlusions et de réflexions. Dans ce cadre, il est difficile d'estimer les performances de localisation et encore plus d'assurer en permanence le respect de celles exigées par le système.

*La problématique adressée par cette thèse concerne l'exactitude et la fiabilité de la localisation pour des applications automobiles, dans tous types d'environnements et en prenant en compte les contraintes d'un constructeur automobile généraliste.*

### 1.3 Propos et objectifs

Le concept d'intégrité est utilisé dans l'aviation civile comme un indicateur de la fiabilité de la localisation issue des GNSS. Il s'appuie sur des algorithmes pour rejeter les perturbations et quantifier la fiabilité de la localisation. Ces algorithmes se basent essentiellement sur l'utilisation des mesures de temps de parcours des signaux satellitaires, qui sont rarement perturbées en environnement aérien, au contraire de l'environnement urbain. Pour obtenir une localisation automobile exacte et intègre, les algorithmes issus de l'aéronautique doivent donc être revisités et devront savoir tirer bénéfice d'autres mesures spécifiques aux véhicules automobiles. Les capteurs proprioceptifs présents sur les véhicules permettent d'ores et déjà de mesurer sa dynamique et d'estimer sa position sur de courtes distances. Ils pourraient aussi permettre de rejeter les perturbations présentes sur les mesures utilisées pour la localisation absolue et de réaliser une meilleure quantification de la fiabilité. L'exactitude et l'intégrité de la localisation des véhicules automobiles en seraient alors améliorées.

Le propos de cette thèse est donc de valider l'hypothèse suivante :

*L'ajout de données proprioceptives en provenance du véhicule, associé au développement de nouveaux algorithmes, améliore l'exactitude de la localisation automobile et rend possible et pertinent l'extension du concept d'intégrité, tel que défini et utilisé en aviation civile, au domaine automobile.*

Afin de démontrer la validité de cette hypothèse, les objectifs suivants ont été définis :

1. Identifier les caractéristiques des défauts sur les mesures GPS en environnement urbain pour un véhicule automobile et comprendre les impacts sur leur détection et leur identification ;
2. Développer des algorithmes pour rejeter les mesures aberrantes et augmenter l'intégrité de la localisation grâce à l'inclusion des mesures proprioceptives ;
3. Valider expérimentalement les gains de performance des solutions proposées, dans des conditions de trafic réelles en milieu urbain.

### 1.4 Approche

L'étude de l'intégrité de la localisation automobile nécessite de prendre en compte plusieurs aspects théoriques et expérimentaux. Cette thèse débute ainsi par l'analyse des contraintes liées au domaine automobile et par l'étude du concept d'intégrité tel que développé dans la navigation aéronautique. Cette approche duale a pour but d'identifier des synergies nouvelles et de proposer des solutions innovantes au problème posé.

Initialement, il est nécessaire d'étudier les performances de localisation de plusieurs récepteurs GPS à bas coût dédiés au marché automobile, car ils ont des performances et des capacités inférieures aux récepteurs utilisés en aéronautique ou dans des applications de précision. Une comparaison de celles-ci, dans des conditions réelles de trafic, doit permettre de comprendre les défauts rencontrés en fonction de l'environnement traversé et de la dynamique du véhicule. L'étude a permis la mise en place du matériel d'essai et des moyens de mesure de la référence de position du véhicule.

Les premiers résultats expérimentaux ont souligné l'importance des défauts dus aux multi-trajets en environnement urbain. L'absence de littérature concernant l'impact des multi-trajets dans le cas d'un récepteur GPS à bas coût, qui plus est en mouvement, a donc rendu nécessaire la mise en place d'une seconde campagne d'essais. Celle-ci a eu pour but de déterminer les caractéristiques des multi-trajets pour un récepteur mobile dans des environnements urbains, riches en sources de réflexion. Elle a nécessité la mise au point d'une nouvelle méthode d'observation des multi-trajets compatible avec ces conditions expérimentales.

En parallèle de ces deux expérimentations, la définition du concept d'intégrité dans l'aéronautique et son application ont été étudiées. L'utilisation des algorithmes de détection et d'exclusion de défauts (FDE) standards sur des jeux de données réelles et simulées a facilité l'identification de leurs faiblesses et leurs inconvénients pour le domaine automobile.

L'ensemble des connaissances théoriques et pratiques issues de ces recherches a alors permis de déterminer deux approches possibles pour répondre à la problématique posée. La première approche tend à utiliser des méthodes de filtrage reconnues pour la localisation de véhicules terrestres, qui intègrent donc les données proprioceptives, et d'y adapter les algorithmes de FDE dans le but d'améliorer l'exactitude. La seconde approche propose de conserver les algorithmes existants et de développer une méthode de fusion de données qui prenne en compte les capteurs proprioceptifs, et à partir de laquelle on étend le concept d'intégrité au domaine automobile.

Compte tenu de la difficulté de valider la détection et l'exclusion de défauts appliquée aux mesures GPS dans un contexte automobile, une simulation hybride a dû être développée. Elle permet d'utiliser simultanément des données réelles et des données simulées dans le but d'évaluer de façon pertinente et efficace les performances des algorithmes de FDE. Ceux-ci ont néanmoins été appliqués sur des jeux de données réelles pertinents par rapport au contexte de la thèse. Certains algorithmes ont même été implémentés en temps réel.

## 1.5 Contributions

Cette thèse s'inscrit dans le développement de systèmes d'aide à la conduite basés sur la localisation. Dans ce cadre, elle vise à une meilleure exploitation des capteurs présents, mais aussi à former un cadre théorique et mathématique pour certifier ses performances. Une meilleure utilisation passe par un couplage toujours plus adapté entre les capteurs présents et par une meilleure connaissance de leurs limites de fonctionnement. La certification des performances repose quant à elle sur la maîtrise des outils mathématiques utilisés pour la fusion de données et sur leur adéquation avec les réalités physiques des systèmes auxquels ils sont appliqués.

L'originalité de cette thèse réside dans la poursuite de deux directions de recherche pour améliorer la localisation des véhicules automobiles : L'utilisation d'un maximum de capteurs automobiles de série a permis d'augmenter l'exactitude de la localisation et d'exprimer les redondances entre ces capteurs. L'étude théorique des algorithmes d'intégrité développés en aéronautique et des méthodes de fusion de données a ouvert de nouvelles perspectives quant à la certification de la position des véhicules automobiles.

Les principales contributions de cette thèse sont :

- Le développement d'une méthode d'étude des performances quantitatives et qualitatives pour des récepteurs GPS de type automobile et sa mise en œuvre dans des conditions réelles de trafic ;
- Le développement de méthodes d'observation de l'impact des multi-trajets sur les mesures de pseudo-distance et de Doppler pour une plate-forme mobile et leur mise en œuvre dans un environnement urbain et des conditions réelles de trafic ;
- La formulation et l'exploitation d'un maximum de redondances entre les capteurs proprioceptifs des véhicules de série et les mesures GPS avec un couplage serré
- Le développement d'un algorithme de détection et d'exclusion des défauts GPS basé sur un couplage serré via un *Extended Kalman Filter* (EKF) ;
- Le développement d'un algorithme de fusion de données basé sur l'estimation de trajectoire, qui exploite simultanément les informations GPS, les informations proprioceptives et les contraintes sur la trajectoire ;
- L'application des algorithmes standard de FDE à la fusion par estimation de trajectoire ;
- Le calcul de niveaux de protection à partir de la fusion par estimation de trajectoire ;
- La validation de l'algorithme de FDE proposé basé sur l'EKF sur un parcours urbain.

## 1.6 Plan de la thèse

La thèse est organisée comme suit :

Le Chapitre 2 présente l'état de l'art des systèmes de localisation et de l'intégrité de la localisation. La première partie introduit les capteurs utilisés pour la localisation, leurs spécificités par rapport à la localisation automobile, les défauts qu'ils peuvent subir et leurs

hybridations. La seconde partie fournit les bases théoriques et mathématiques relatives aux algorithmes de détection et d'exclusion de défauts appliqués au GPS. Le lien est ensuite réalisé avec le concept d'intégrité développé en aéronautique. Enfin, une revue critique de l'état de l'art est proposée et les lacunes, au regard du sujet de thèse, sont identifiées.

Le Chapitre 3 nous aide à mieux comprendre le fonctionnement des GNSS en milieu urbain et les défauts rencontrés grâce à deux expériences. Il débute par la présentation du matériel nécessaire à l'établissement d'une vérité terrain pour la localisation des véhicules automobiles dans les environnements complexes et par un classement de ces derniers. Puis, une première série d'essais ayant pour but de comparer l'exactitude de la localisation fournie par différents capteurs GPS à bas coût dans un environnement urbain est décrite. Ensuite, une seconde série d'essais destinée à préciser l'impact des multi-trajets sur les mesures de pseudo-distance et de Doppler dans les cas précédemment identifiés est également décrite. Enfin, à partir des résultats de ces deux expérimentations et de la synthèse de l'état de l'art, deux solutions sont proposées pour résoudre le problème posé.

Le Chapitre 4 présente une adaptation des algorithmes de FDE au filtrage de Kalman étendu. Celle-ci est d'abord présentée d'un point de vue théorique, puis les performances du FDE sont comparées à celles des algorithmes standards de l'aéronautique par l'intermédiaire d'une simulation hybride. Enfin, l'impact sur l'exactitude de la localisation est illustré par l'application à des données réelles.

Le Chapitre 5 traite de l'intégrité via la fusion par horizon de données. Le concept d'horizon de données est premièrement présenté, ainsi que son application à la localisation des véhicules automobiles. L'utilisation des algorithmes standards de FDE et de calcul de niveau de protection avec cette nouvelle formulation du problème est ensuite exposée. Enfin, des résultats basés sur la simulation hybride et sur des données réelles sont présentés.

Le Chapitre 6 conclut la thèse et ouvre les perspectives sur les évolutions possibles des approches proposées et sur les nouveaux problèmes soulevés.

---

## Intégrité et systèmes de localisation

---

### 2.1 Introduction

La localisation est une des fonctions fondamentales de la navigation de toute plateforme mobile. Le fait de savoir où on se situe permet de mieux appréhender son environnement, mais aussi de prévoir et de planifier la trajectoire à suivre pour atteindre la destination souhaitée. C'est pourquoi de nombreux systèmes de localisation relatifs ou absolus ont été développés pour les plateformes mobiles. L'exactitude de la localisation fournie par ces systèmes est très dépendante du contexte et dépend essentiellement de trois facteurs : la configuration géométrique du système, les bruits de mesure et les défauts présents.

Les systèmes classiques de fusion de données sont conçus pour réaliser des estimations et évaluer la fidélité<sup>1</sup> associée, à partir de la fidélité des mesures utilisées. Ces considérations sont la base de nombreux travaux de recherche et ne seront donc pas abordées dans cette thèse. A contrario, la présence de défauts<sup>1</sup> est rarement prise en compte par ces systèmes, alors que leur impact est prépondérant. Lorsqu'elle l'est, la solution proposée consiste souvent à augmenter la variance associée à une mesure qui semble erronée, pour réduire l'impact du défaut éventuel sur l'estimation finale. Cependant, il existe une autre approche qui détecte, identifie, puis exclut les mesures présentant des défauts grâce à la redondance des données et à la différence entre les mesures et les mesures prédites, soit les résidus.

Les méthodes de détection et d'identification des défauts sont souvent utilisées dans les mécanismes d'intégrité de la localisation, selon l'idée suivante : le système doit être capable de quantifier par lui même la confiance dans l'information de localisation qu'il estime. Il doit de plus détecter si l'erreur en position dépasse un certain seuil défini par l'application, ce qui l'oblige à prendre en compte la présence de défauts. Les applications aéronautiques ont été les premières à exprimer leurs exigences en terme d'intégrité et d'autres manifestent

---

1. La définition du terme est donnée dans la section suivante

maintenant des besoins similaires, comme les systèmes d'aide à la conduite dans le milieu automobile, qui définissent le cadre applicatif et contextuel de cette thèse. Des applications de type "gestion de flotte", "contrôle de véhicules", "péage automatique" pourraient notamment tirer parti du concept d'intégrité [Ochieng et al., 2001], [Cosmen-Schortmann and Martinez-Olagüe, 2007] du fait de la plus grande fiabilité de la localisation. Cependant, le domaine automobile ajoute de nouvelles contraintes, telles que le coût des capteurs et la complexité de l'environnement.

Ce chapitre dresse d'abord un état de l'art sur les systèmes de localisation pour des plateformes mobiles terrestres afin d'étudier leur applicabilité au contexte automobile. La prépondérance des défauts comme cause d'erreur dans la localisation oblige à présenter le cadre théorique de la détection et de l'exclusion de défauts. Celui-ci est illustré par des exemples concrets relatifs au *Global Positioning System* (GPS). L'état de l'art est complété par l'exposé du concept d'intégrité tel que développé dans le domaine aéronautique, du point de vue théorique et du point de vue historique.

## 2.2 Terminologie

Avant d'avancer dans cette dissertation, il est important de définir de façon non ambiguë certains termes, qui seront utilisés par la suite. Toute mesure d'un capteur ou estimation est entachée d'une erreur, c'est-à-dire *une différence entre la valeur fournie ou estimée et la véritable valeur de la grandeur physique*. L'exactitude de cette estimation est définie comme *la plage d'erreur en fonctionnement normal*, exprimée généralement en termes statistiques. En métrologie, elle se définit comme une combinaison de la fidélité et de la justesse [ISO 3534-2, 2006], respectivement *precision* et *accuracy* en anglais. La notion de défaut se réfère quant à elle au domaine du diagnostic où elle est comprise comme *une déviation d'au moins une propriété caractéristique de l'erreur de mesure du capteur, par rapport à l'exactitude couramment utilisée*. Par conséquent, une erreur de mesure qui prend un biais inhabituel, ou dont la variance augmente de façon anormale, témoigne de la présence d'un défaut.

Une précision sémantique doit aussi être apportée sur les termes "localiser" et "positionner", car les communautés militaire et aéronautique distinguent leur sens. "Localiser" consiste en la détermination des coordonnées d'un objet différent de l'observateur. Typiquement, un radar permet de localiser un avion ou un navire ennemi. "Positionner" consiste à déterminer ses propres coordonnées, comme le fait un récepteur GPS. Pour alléger la lecture, nous choisissons de considérer les deux termes comme des synonymes et d'utiliser plus fréquemment "localiser" et "localisation" qui sont plus couramment employés que "positionner" et "positionnement".

## 2.3 Les systèmes de localisation

Localiser un objet n'a de sens que par rapport à un repère. L'étendue et les caractéristiques de celui-ci dépendent de l'application qui utilise la fonction de localisation et influencent la technologie utilisée. Pour des applications d'évitement d'obstacles, les manœuvres du véhicule peuvent être effectuées dans un repère local. Pour la navigation et l'utilisation de cartes numériques, un positionnement absolu est nécessaire, dans un repère global à la Terre. Les applications automobiles couvrent d'ailleurs les deux cas, selon qu'on s'intéresse à la navigation ou à la localisation dans un environnement restreint, telle une intersection. Nous allons réaliser ci-après un classement des capteurs et des techniques et présenter les synergies possibles entre ceux-ci. Le critère de classification utilisé différencie les mesures "relatives" (ou "incrémentales") des mesures "absolues". Ces deux types possèdent des caractéristiques différentes et souvent complémentaires. Elles sont donc fréquemment associées afin d'obtenir un système de localisation robuste. On exposera donc dans un premier temps les capteurs relatifs, puis les capteurs absolus, et finalement les solutions hybrides. Chaque partie abordera brièvement les avantages et les inconvénients de chacun des capteurs dans notre contexte, alors qu'une étude plus approfondie est disponible en annexe A. Seul le GPS fera l'objet d'une description détaillée dans ce chapitre, du fait de sa place prépondérante dans la localisation automobile.

### 2.3.1 Localisation relative

La localisation relative se base sur des capteurs qui fournissent une estimation du déplacement incrémental d'un objet entre deux instants, généralement assez rapprochés pour permettre certaines approximations. Si la position et le cap initiaux de l'objet sont connus, il est possible d'estimer sa nouvelle position en connaissant son déplacement. Ce type de mesures permet d'avoir une bonne exactitude sur des distances courtes, mais l'accumulation des erreurs lors de l'estimation de chaque déplacement provoque une dérive importante sur de longues distances.

En robotique, l'odométrie classique se base sur les vitesses de rotation des roues pour en déduire la distance parcourue et la variation du cap [Kelly, 2000], comme détaillé en annexe A.1. Malgré certaines erreurs systématiques (erreur sur le rayon d'une roue) ou ponctuelles (glissement d'une roue), cette technique reste fiable et simple. Dans le milieu automobile, les capteurs nécessaires sont installés de série dans les nouveaux modèles avec le système ABS et n'introduisent donc pas de surcoût.

Le mouvement d'une plateforme mobile peut aussi être estimé en utilisant une ou plusieurs caméras vidéo. Cette technique, appelée odométrie optique et présentée en annexe A.2, réalise l'appariement de points d'intérêt identiques entre deux images consécutives, puis reconstruit le déplacement en 3D de la caméra [Cheng et al., 2005], [Nistér et al., 2004], [Florez et al., 2009]. Le gain par rapport à une odométrie classique réside dans les 6 degrés de liberté estimés. Par contre, les temps de calcul sont d'un ordre de grandeur bien supérieur à l'odométrie classique et certains environnements peu structurés ne se prêtent

pas à cette technique.

Les capteurs inertiels fournissent une autre modalité proprioceptive en mesurant les accélérations et les vitesses de rotation de la plateforme mobile. Une trajectoire peut être reconstruite lorsque trois accéléromètres et trois gyromètres sont regroupés dans une centrale inertielle (annexe A.3). La complexité et le coût de ces dernières ne permettent pas pour le moment de les retrouver dans les véhicules automobiles. Cependant, la disponibilité et les coûts réduits des dernières générations de capteurs inertiels commencent à les rendre attractifs, et ce, malgré leurs faibles performances en localisation due aux intégrations multiples de leurs bruits et biais importants [Dorobantu and Gerlach, 2004]. On trouve par exemple deux ou trois capteurs inertiels individuels dans les systèmes *Electronic Stability Program* (ESP). L'annexe A.4 traite des opportunités offertes par le couplage entre des capteurs inertiels et l'odométrie. Il faut noter que les systèmes déjà présents dans les véhicules automobiles, tels que l'ESP ou l'ABS, ont pour objectifs d'assurer une meilleure sécurité du conducteur. Ils possèdent donc des procédures internes pour détecter des défaillances des capteurs utilisés. Par conséquent, la détection des défauts sur ces mesures est assurée par le système lié au véhicule. Ainsi, comme nous nous plaçons en aval de ce dispositif, nous considérerons dans la suite de ce manuscrit que les mesures proprioceptives n'ont pas de défauts.

### 2.3.2 Localisation absolue

La localisation absolue consiste à estimer sa position par rapport à des amers, eux-mêmes référencés dans un repère local. L'avantage de cette technique est qu'elle ne subit pas de dérive, ni d'accumulation d'erreur. Le moyen le plus répandu consiste à utiliser une constellation de satellites de coordonnées connues, orbitant autour de la Terre et qui émettent des ondes radio fréquence. Les récepteurs au sol peuvent mesurer le temps de parcours de ces signaux et la position du récepteur est ainsi estimée. Ces systèmes de localisation satellitaire (GNSS) sont actuellement le meilleur moyen d'obtenir un positionnement dans un repère de navigation global, comme la surface de la Terre. Le principal système est le NAVSTAR-GPS [GPS-SPS, 2008], [Kaplan, 1996] (couramment dénommé GPS pour *Global Positioning System*), qui possède aussi un équivalent russe GLONASS. L'Europe possédera son propre GNSS dans les années à venir : Galileo. Les systèmes d'augmentation satellitaire (ou SBAS pour *Satellite Based Augmentation Systems*), qui améliorent les performances des GNSS, sont aussi présentés ci-après. Enfin, on notera que d'autres systèmes permettent une localisation absolue, tels ceux basés sur les systèmes de communication, présentés en annexe A.5.

#### 2.3.2.a Le Global Positioning System

Il regroupe une constellation de satellites dont le nombre est compris entre 24 et 32, évoluant sur 6 plans orbitaux à une altitude moyenne de 20 200 km. Ces satellites émettent deux signaux sinusoidaux de fréquence  $L_1$  (1575,42 MHz) et  $L_2$  (1227,60 MHz). Deux codes pseudo-aléatoires sont appliqués sur le signal  $L_1$  via une modulation par inversion

de phase : le code C/A (*Coarse Acquisition*) public accessible à tous, et le code P (*Precise*) réservé aux applications militaires. Le signal  $L_2$  n'est modulé que par le code P. Les deux signaux sont aussi modulés par le message de navigation qui a une fréquence de 50 Hz et qui transporte les éphémérides des satellites. Le temps de parcours du signal est estimé grâce à la synchronisation du récepteur avec le code pseudo-aléatoire du signal, dont le moment d'émission, par le satellite, est connu. Cette estimation est appelée mesure de pseudodistance ou mesure de code, notée  $\rho$ . Elle est fonction du temps de parcours du signal et de la différence de temps entre l'horloge du récepteur et celle du satellite. Une fois les pseudodistances mesurées, les satellites servent d'amers et l'on se retrouve avec un système d'équations non linéaires à 4 inconnues, dans un système de coordonnées cartésiennes :

$$\begin{aligned}\rho_1 &= \sqrt{(x - x_{sv_1})^2 + (y - y_{sv_1})^2 + (z - z_{sv_1})^2} + c \cdot dt^u \\ \rho_2 &= \sqrt{(x - x_{sv_2})^2 + (y - y_{sv_2})^2 + (z - z_{sv_2})^2} + c \cdot dt^u \\ &\vdots \\ \rho_i &= \sqrt{(x - x_{sv_i})^2 + (y - y_{sv_i})^2 + (z - z_{sv_i})^2} + c \cdot dt^u\end{aligned}\quad (2.1)$$

où  $x, y, z$  représentent la position du récepteur,  $x_{sv_i}, y_{sv_i}, z_{sv_i}$  la position du  $i^{\text{ème}}$  satellite au moment de l'émission du signal,  $c$  la vitesse de la lumière et  $dt^u$  le décalage d'horloge du récepteur  $u$ . On déduit de l'équation (2.1) que 4 mesures de pseudodistance sont nécessaires au minimum pour estimer les 4 inconnues. La position ainsi calculée est ensuite transformée vers un système de coordonnées en longitude, latitude, et hauteur ellipsoïdale comme schématisé partiellement sur la figure 2.1. Le système le plus couramment utilisé est le WGS84 (*World Geodetic System 1984*) [DoD-WGS84, 2004].

Du fait du mouvement des satellites relativement au récepteur, la fréquence du signal reçu est décalée par rapport à la fréquence de la porteuse, ce qui est connu sous le nom d'effet Doppler. Les récepteurs GPS fournissent ce décalage qu'on nomme mesure de Doppler, dont l'unité est le Hertz (Hz) et qu'on note  $\varphi$ . Avec au minimum 4 mesures, on peut alors estimer la vitesse du récepteur en trois dimensions. Pour des mesures effectuées sur la fréquence  $L_1$ , le système d'équations correspond à :

$$\begin{aligned}\varphi_1 \cdot \frac{c}{L_1} &= (v_{x,sv_1} - v_x)\gamma_{x,1} + (v_{y,sv_1} - v_y)\gamma_{y,1} + (v_{z,sv_1} - v_z)\gamma_{z,1} - c \cdot ddt^u \\ \varphi_2 \cdot \frac{c}{L_1} &= (v_{x,sv_2} - v_x)\gamma_{x,2} + (v_{y,sv_2} - v_y)\gamma_{y,2} + (v_{z,sv_2} - v_z)\gamma_{z,2} - c \cdot ddt^u \\ &\vdots \\ \varphi_i \cdot \frac{c}{L_1} &= (v_{x,sv_i} - v_x)\gamma_{x,i} + (v_{y,sv_i} - v_y)\gamma_{y,i} + (v_{z,sv_i} - v_z)\gamma_{z,i} - c \cdot ddt^u\end{aligned}\quad (2.2)$$

où  $v_x, v_y, v_z$  représentent la vitesse du récepteur,  $v_{x,sv_i}, v_{y,sv_i}, v_{z,sv_i}$  la vitesse du  $i^{\text{ème}}$

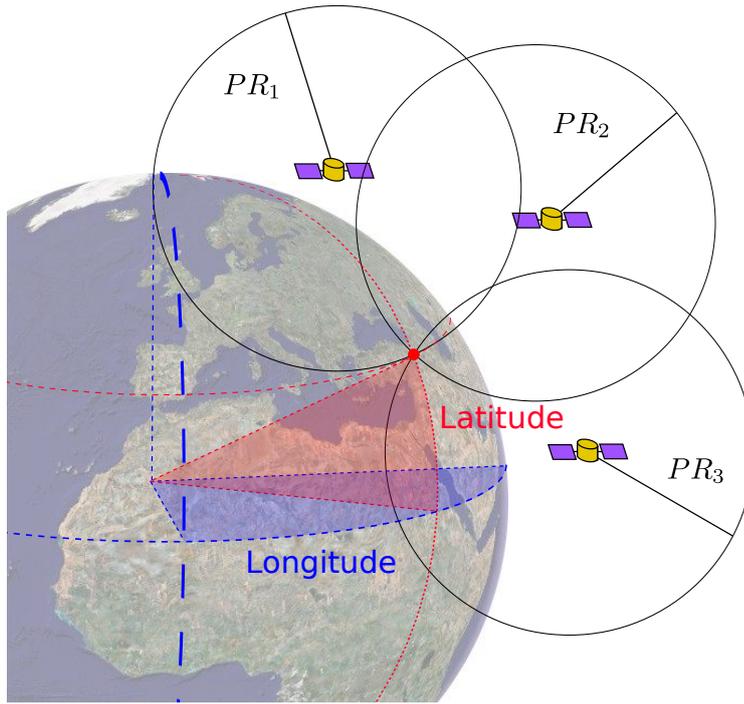


FIGURE 2.1 – Principe de fonctionnement d'un système GNSS

satellite,  $ddt^u$  la dérive de l'horloge du récepteur  $u$ , et les coefficients  $\gamma$  sont égaux à :

$$\begin{aligned}\gamma_{x,i} &= \frac{x - x_{sv_i}}{\|x - x_{sv_i}\|} \\ \gamma_{y,i} &= \frac{y - y_{sv_i}}{\|y - y_{sv_i}\|} \\ \gamma_{z,i} &= \frac{z - z_{sv_i}}{\|z - z_{sv_i}\|}\end{aligned}$$

Pour améliorer l'exactitude, il est aussi possible d'utiliser les mesures de phase plutôt que les mesures de code. Cependant, cela nécessite de déterminer les ambiguïtés entières de phase, qui correspondent au nombre entier de cycles effectués par la porteuse lors du trajet satellite - récepteur. Des précisions centimétriques peuvent alors être atteintes [Durand, 2003].

Les mesures de pseudodistance sont perturbées par différents phénomènes physiques qui entraînent un retard dans l'estimation du temps de propagation du signal. On peut modéliser la pseudodistance mesurée comme suit [Grewal et al., 2001] :

$$\rho_i^u = dist_i^u + c.dt^u + c.dt_i + \Delta iono_i^u + \Delta tropo_i^u + \Delta m_i^u + \nu_i^u \quad (2.3)$$

- $u$  est l'index du récepteur et  $i$  est l'index du satellite, ce qui permet de différencier les variables quand plusieurs récepteurs et satellites sont considérés ;
- $\rho$  est la pseudodistance mesurée par le récepteur en mètres ;
- $dist$  est la distance réelle en mètres, soit le temps de propagation multiplié par la

- célérité du signal dans un système parfait ;
- $c$  est la célérité, soit la vitesse de la lumière dans le vide, en mètres par seconde ;
  - $dt$  est le décalage d'horloge en secondes. Un décalage indépendant est présent sur l'horloge de chaque satellite,  $dt_i$ , et sur l'horloge du récepteur,  $dt^u$ . Les horloges embarquées dans les satellites sont des horloges atomiques ce qui leur confère une grande exactitude et une grande stabilité. A contrario, celles des récepteurs sont soumises à des dérives importantes, car ce sont le plus souvent des horloges à quartz. C'est pourquoi le décalage de l'horloge du récepteur est toujours estimé dans les algorithmes de GPS ;
  - $\Delta_{iono}$  provient du passage du signal GPS à travers la couche haute de l'atmosphère, appelée ionosphère. Les gaz présents dans celle-ci sont ionisés par le rayonnement solaire, ce qui entraîne un allongement du temps de propagation du signal. Ce décalage varie donc en fonction de l'exposition au soleil de l'ionosphère et de l'épaisseur traversée. Ainsi, le décalage de nuit est de l'ordre du mètre, alors qu'il peut s'élever jusqu'à 50 m pour des satellites à basse élévation, de jour ;
  - $\Delta_{tropo}$  est quant à lui dû au passage dans la couche basse de l'atmosphère, appelée troposphère. Les gaz présents provoquent une réfraction du signal, qui va de 2,5 m au zénith, à 15 m pour des élévations satellitaires basses ;
  - $\Delta_m$  provient du fait que le signal n'arrive pas toujours au récepteur en passant par une ligne droite. Le signal peut par exemple être réfléchi contre des bâtiments ou d'autres obstacles. Ce phénomène, appelé multitrajet, entraîne une surestimation de la distance de propagation par rapport à la distance réelle entre le satellite et le récepteur GPS. On différencie deux types de multitrajets. Le premier est dû à la réception simultanée du signal direct et du signal réfléchi par le récepteur. La pseudodistance qui en résulte est une moyenne des distances parcourues par les deux signaux. Le second type correspond à la réception du seul signal réfléchi et ne dépend donc que de la distance parcourue par celui-ci. Ce second type est appelé *Non Line Of Sight multipath* ou multitrajet NLOS ;
  - $\nu$  représente le bruit. Il tient compte de tous les autres phénomènes non énoncés précédemment, comme les retards électroniques, le décalage du centre de phase, ou la *Selective Availability* (SA) qui consiste en une dégradation volontaire des corrections diffusées par le système, afin de réduire l'exactitude à une centaine de mètres. La SA, mise en place par le ministère américain de la Défense, n'est toutefois plus active depuis mai 2000.

En plus des perturbations précédemment mentionnées, l'exactitude de l'estimation finale dépend de la configuration géométrique des satellites (ou *Dilution Of Precision*, DOP), de leur nombre en vue directe. La fidélité de la position GPS due à l'ensemble de ces effets est souvent représentée par un ellipsoïde, comme en figure 2.2.

Il existe aujourd'hui de nombreuses techniques pour améliorer l'exactitude du GPS. Ces techniques engendrent fréquemment un surcoût, difficilement compatible avec les contrain-

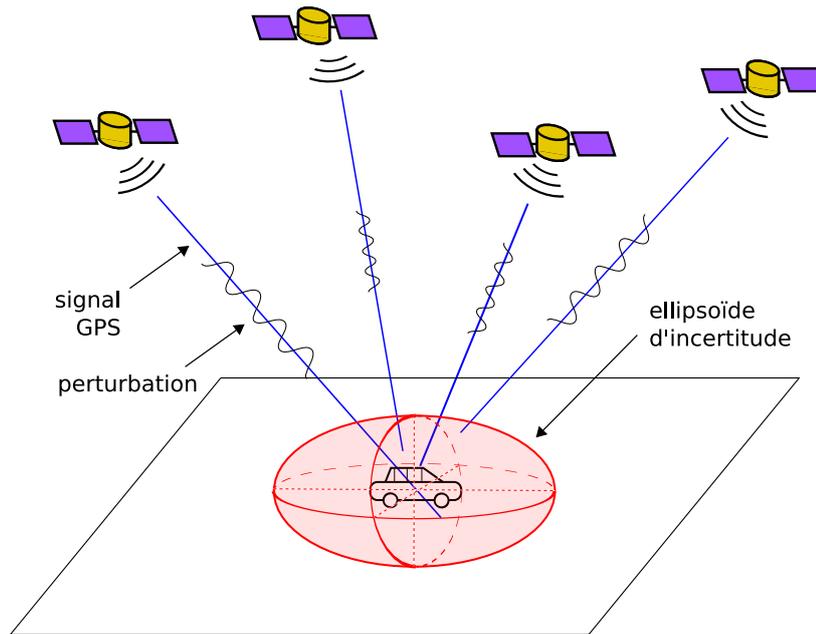


FIGURE 2.2 – Représentation de l'ellipse d'incertitude d'un système GNSS

tes économiques du secteur automobile. Le *Differential GPS* (DGPS), utilise un récepteur fixe en un point de coordonnées connues, appelé station de base, afin d'estimer l'erreur due au passage du signal dans l'atmosphère, et de calculer une correction des pseudodistances correspondante. Cette correction est ensuite diffusée (souvent par onde radio) au récepteur mobile, qui va intégrer cette correction dans ses calculs afin d'en améliorer l'exactitude [Strömbäck, 2003]. Un système similaire peut être utilisé pour transmettre les mesures de phase de la station de base et ensuite calculer une position du mobile en *Real Time Kinematic* (RTK) après avoir résolu les ambiguïtés de phase [Yang et al., 2009]. Pour supprimer les perturbations ionosphériques, on peut aussi utiliser un récepteur captant les deux fréquences du GPS ( $L_1$  et  $L_2$ ) et supprimer ce bruit par combinaison linéaire de mesures sur les signaux  $L_1$  et  $L_2$ .

D'autre part, des défauts peuvent survenir. Une défaillance de l'horloge du satellite peut apparaître ou bien la trajectoire de celui-ci peut dériver, ce qui ajoute un biais à la pseudodistance. Ces défauts peuvent entraîner des erreurs de plusieurs centaines de mètres et sont à l'origine de sauts soudains dans la position calculée [Van Dyke et al., 2004]. Ces phénomènes ont fait l'objet de nombreuses études, notamment dans le contexte de l'aviation civile, et seront abordés par la suite.

Les systèmes GNSS fournissent donc un positionnement global utile pour le milieu automobile, et notamment pour la localisation sur carte routière dans les systèmes de navigation. Son coût abordable et son exactitude sont à mettre en balance avec les difficultés rencontrées dans certains environnements. Il reste très utile dans les zones rurales ou semi-urbaines, mais son utilisation devient problématique en milieu urbain du fait du nombre important de multitrajets.

### 2.3.2.b Les systèmes d'augmentation satellitaire

Les systèmes d'augmentation satellitaire (SBAS pour *Satellite Based Augmentation Systems*) opérationnels en 2008 sont au nombre de trois : EGNOS (*European Geostationary Navigation Overlay System*) du côté européen, MSAS (*Multi-functional Satellite Augmentation System*) au Japon et WAAS (*Wide Area Augmentation System*) aux États-Unis. Ils se basent sur l'utilisation de 3 segments pour atteindre leurs objectifs, comme schématisé en figure 2.3. Le "segment de contrôle" regroupe un ensemble d'équipements au sol, constitué de plusieurs récepteurs distribués géographiquement qui reçoivent et enregistrent les signaux GPS et/ou GLONASS. Ces mesures sont ensuite transmises à des centres de traitement de données, qui calculent les corrections différentielles à appliquer à chaque signal satellitaire. Ils sont aussi en mesure de détecter la survenue d'un défaut sur n'importe quel satellite en un temps réduit [Waegli and Gilliéron, 2003], [Roturier et al., 2001]. Ces données sont alors envoyées vers un "segment spatial" qui diffuse ces données grâce à des satellites géostationnaires. Ceux-ci émettent par la même occasion des signaux de type GPS pour augmenter le nombre de satellites perçus par l'utilisateur. Enfin, le "segment utilisateur" est constitué d'un récepteur compatible SBAS qui peut donc corriger les données GPS et ignorer un satellite présentant un défaut.

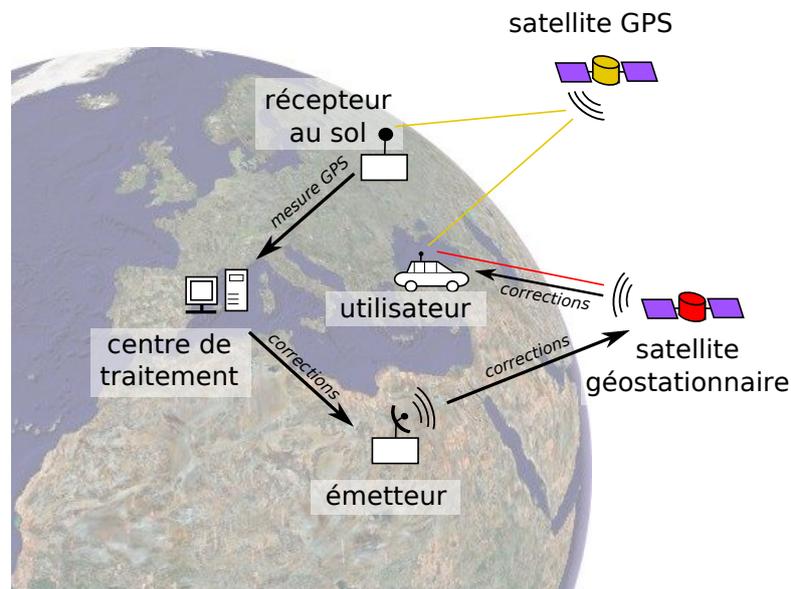


FIGURE 2.3 – Principe du SBAS

En pratique, un SBAS permet aussi de diminuer les erreurs dues aux perturbations troposphériques et ionosphériques, et aux erreurs d'orbites et d'horloges. Les défauts inhérents au récepteur et à son environnement, tels que les multitrajets, ne sont pas corrigés par ce système. En milieu urbain, le masquage des satellites géostationnaires par les bâtiments peut rendre les SBAS totalement inopérants faute de communication, à moins de passer par des relais radio. L'utilisation d'un tel système dans notre contexte doit être considérée avec prudence : la disponibilité aléatoire du système et un design qui n'est pas prévu pour les

applications automobiles ne permettront pas d'atteindre des améliorations telles que celles envisagées dans d'autres domaines, par exemple l'aéronautique.

### 2.3.3 Localisation hybride

Du fait de l'exactitude limitée que peut atteindre un capteur seul, il a été rapidement envisagé d'utiliser des solutions hybrides qui se basent à la fois sur des mesures relatives et sur des mesures absolues. Une première possibilité est d'associer les deux types de capteurs à travers un couplage, tel que le GPS et l'odométrie, ou le GPS et une centrale inertielle. D'autres procédés, comme le *map-matching* ou le *Simultaneous Localisation and Mapping* (SLAM) entrent dans le champ des solutions hybrides, car elles ne peuvent ni être apparentées à des techniques purement relatives, ni à des techniques purement absolues.

Du fait de son large champ d'application, le couplage d'un capteur GPS et d'une unité inertielle a été fortement développé par la communauté scientifique [Strömbäck, 2003], [Grewal et al., 2001], [Petovello, 2003], comme présenté en annexe A.6. La grande exactitude de la localisation inertielle sur le court terme et la position approximative fournie par le GPS permettent une compensation mutuelle. Deux méthodes de couplage entre ces deux capteurs sont majoritairement utilisées : l'intégration par couplage lâche, et l'intégration par couplage serré.

Dans le cas du couplage lâche, le récepteur GPS a son propre estimateur qui traite les pseudodistances pour calculer des positions et des vitesses [Kais et al., 2005]. Celles-ci sont ensuite combinées avec les positions et les vitesses calculées par le système de navigation inertielle (INS pour *Inertial Navigation System*) dans un filtre de Kalman pour estimer les erreurs des capteurs inertiels. Une fois celles-ci corrigées, l'exactitude fournie par l'unité inertielle se trouve sensiblement améliorée. Le GPS opère toujours indépendamment du reste du système et souffre donc des mêmes contraintes qu'un récepteur GPS classique.

Dans le cas du couplage serré, il n'existe qu'un seul filtre de navigation, qui intègre directement les mesures inertielles et les pseudodistances [Sukkarieh et al., 1998]. L'état du filtre de navigation inclut les erreurs de l'INS (en position, vitesse, attitude), de l'unité de mesure inertielle (IMU pour *Inertial Measurement Unit*) (dérive gyroscopique, biais des accéléromètres) et de l'horloge du récepteur GPS. Cette intégration plus poussée est la source de l'amélioration de la localisation. Par rapport à un couplage lâche, le système GPS bénéficie d'un retour provenant du filtre de navigation, qui facilite la localisation lorsque peu de satellites sont en vue directe et permet une meilleure détection des défauts.

L'odométrie possède aussi une bonne exactitude à court terme et subit une dérive dès que la distance parcourue devient trop importante. Les schémas de couplage possibles sont les mêmes que ceux présentés pour les technologies inertielles et les gains sont similaires, comme décrits en annexe A.7. L'opportunité d'un tel couplage est importante du fait de la présence des odomètres sur les véhicules de série [Bonnifait et al., 2001].

Une hypothèse de base consiste à supposer qu'une voiture se déplace sur des routes. Celles-ci étant référencées dans des cartes routières, le *map-matching* et la fusion avec des

données cartographiques, présentée en annexe A.8, peut être envisagée [Quddus, 2006]. Cependant, la représentation discrète de l'espace roulant et l'absence d'exactitude associée à la cartographie sont deux éléments qui rendent particulière l'intégration d'une telle information. Les informations cartographiques ne sont donc pas considérées dans cette thèse.

La problématique connue sous le nom de *Simultaneous Localization And Mapping* (SLAM) et développée en annexe A.9 consiste à créer une cartographie de l'environnement tout en s'y localisant [Thrun, 2002], [Nieto et al., 2003]. Cette technique se base principalement sur des capteurs extéroceptifs tels que des lidars ou des caméras, qui détectent des amers dont la position est enregistrée. Les temps de calcul importants, la taille de la zone à cartographier et l'existence de cartes routières ne rendent pas cette approche pertinente pour des véhicules automobiles.

#### 2.3.4 Synthèse

Cet état de l'art sur la localisation a montré qu'il existe de nombreuses et diverses techniques disponibles. L'utilisation de plusieurs capteurs permet d'augmenter l'exactitude globale et de détecter la présence de perturbations. Cependant, les hybridations peuvent présenter des difficultés de mise au point et elles doivent donc être choisies de façon pertinente, en fonction de l'environnement du véhicule, de la dynamique de celui-ci, de la précision des capteurs disponibles et des défauts qu'il peuvent subir. Enfin, la connaissance du véhicule, son niveau de modélisation et la complémentarité entre celle-ci et les capteurs ont aussi un impact sur les résultats. Un système idéal devra donc prendre en compte la cinématique du véhicule, son environnement, et choisir des capteurs en relation avec ces derniers.

La localisation des véhicules automobiles nécessite une disponibilité sur l'ensemble du globe terrestre, un coût réduit des capteurs et une exactitude de l'ordre de quelques mètres : les GNSS sont donc incontournables à l'heure actuelle. Les principaux défauts du GPS se manifestant surtout en environnement urbain, caractérisé par de très nombreuses sources de multitrajets. En conséquence de quoi, les hybridations utilisées dans cette thèse devront présenter un avantage pour ce cas d'usage. Pour les véhicules automobiles, l'hybridation avec l'odométrie est une piste à privilégier. En effet, cette voie présente trois avantages : la simplicité de la méthode, la présence des capteurs sur tous les véhicules de série et une détection des défauts déjà implémentée en interne pour les systèmes de sécurité les utilisant. La présence de capteurs inertiels sur certains véhicules ainsi que de caméras pour des applications d'aide à la conduite offre également des voies d'étude possibles. Les données cartographiques présentent aussi une source d'information importante pour les véhicules terrestres, mais sans exactitude associée, parfois incomplète et sous un format discret et non pas continu.

## 2.4 Traitement des défauts sur les mesures

Cette section présente la théorie relative à la détection des défauts de type “biais” dans les systèmes linéaires et les algorithmes associés. Ils sont illustrés dans le cas du GPS, source primordiale de localisation absolue.

Les méthodes de détection de défauts proviennent du diagnostic et du traitement du signal. Elles s’intègrent dans un large champ de domaines, comprenant les systèmes linéaires ou non linéaires, la commande de systèmes, la détection de changements abrupts dans les signaux fortement bruités [Basseville and Nikiforov, 1993], [Patton et al., 2000]. On se restreint ici principalement aux systèmes linéaires et, par extension, aux systèmes linéarisés, qui sont classiquement utilisés pour les problèmes de localisation. Cette section débute par des considérations algébriques sur la présence de défauts dans les systèmes linéaires. Suivent ensuite des rappels sur la théorie des probabilités et les tests d’hypothèses. Ceux-ci sont ensuite appliqués aux systèmes linéaires à travers différents algorithmes.

### 2.4.1 Impact des défauts

Soit  $X$ , de dimension  $m$ , l’état du système à estimer. On note  $\mathcal{X}$  l’espace d’état,  $\mathcal{X} \in \mathcal{R}^m$ . Les mesures sont représentées par un vecteur  $Y$ , de dimension  $n$ , appartenant à l’espace des mesures  $\mathcal{Y} \in \mathcal{R}^n$ .  $X$  et  $Y$  sont reliés à l’état par la fonction non linéaire suivante, appelée modèle d’observation :

$$Y = h(X) + E + \nu_Y \quad (2.4)$$

où  $E$  est le vecteur des défauts de dimension  $n$ ,  $h$  la fonction d’observation et  $\nu_Y$  le bruit d’observation, qu’on considère gaussien, centré et dont les composantes sont non corrélées et de puissance identiques<sup>2</sup>. On a donc  $\nu_Y \sim \mathcal{N}(0_n, Q_Y)$  avec  $Q_Y = \sigma^2 \cdot I_n$  où  $I_n$  est la matrice identité de dimension  $n$ . Concernant le vecteur des défauts  $E$ , c’est un vecteur de biais dont la  $i^{\text{ème}}$  composante est d’amplitude  $b_i$ . Pour un état donné, le vecteur des mesures  $Y$  est donc une variable aléatoire qui suit une loi gaussienne non-centrée :  $Y \sim \mathcal{N}(\mu_Y, Q_Y)$  où  $\mu_Y = h(X) + E$ .

Des résidus sont des *indicateurs de défauts basés sur la différence entre des mesures et des résultats de calculs à partir d’équations de modèle* [Isermann and Balle, 1997]. Ici, ils s’expriment comme la différence entre les mesures en provenance des capteurs et les mesures attendues à partir de l’état estimé noté  $\hat{X}$ . Les résidus  $\varepsilon$  s’expriment alors comme :

$$\varepsilon = Y - h(\hat{X}) \quad (2.5)$$

Si on suppose que le problème d’observation peut être linéarisé autour d’un point de fonctionnement  $X_0$  suffisamment proche de  $X$ , alors on peut se ramener à un problème de détection de défauts sur un système linéaire. Dans ce cas, on définit  $dX = X - X_0$  l’écart

2. L’hypothèse de variances différentes sur les mesures, bien que plus réaliste, n’aurait comme effet que de compliquer les développements. Elle ne modifierait en rien la compréhension des algorithmes de détection, d’identification et de calculs de métriques d’intégrité, expliqués par la suite.

à l'état,  $d\hat{X} = \hat{X} - X_0$  l'écart d'estimation,  $dY = Y - Y_0 = Y - h(X_0)$  l'écart de mesure,  $\mu_{dY} = \mu_Y - Y_0$  la moyenne de l'écart d'estimation. On a donc  $dY \sim \mathcal{N}(\mu_{dY}, Q_Y)$ . On remplace la fonction d'observation  $h$  de l'équation (2.5) par sa jacobienne  $H$  évaluée au point  $X_0$ , et on obtient l'équation d'observation suivante :

$$dY = H.dX + E + \nu_Y \quad (2.6)$$

Faisons maintenant une analogie avec le problème standard d'observation à partir des pseudodistances en GPS, où l'on ne considère que 4 inconnues. On observe un état  $X = [x \ y \ z \ c.dt]$ , soit un état de dimension 4, où  $x$ ,  $y$  et  $z$  sont des coordonnées dans un repère cartésien, et  $c.dt$  le décalage d'horloge exprimé en mètres. Le vecteur des mesures contient  $n$  pseudodistances  $\rho$ . La fonction d'observation non linéaire  $h$  est celle définie par l'équation (2.1).

Supposons le système linéarisé observable et plaçons nous dans le cas général où  $\dim(H) \geq m^3$ . Une fois la matrice jacobienne  $H$  calculée, on réalise une estimation  $d\hat{X}$  de l'écart à l'état par les moindres carrés<sup>4</sup> :

$$d\hat{X} = (H^T H)^{-1} H^T .dY \hat{=} H^+ .dY \quad (2.7)$$

où l'on note  $H^+$  la pseudo-inverse de la matrice  $H$ . Les résidus  $\varepsilon$  sont égaux à :

$$\begin{aligned} \varepsilon &= dY - H.d\hat{X} \\ &= dY - HH^+dY \\ &= (I - HH^+)dY \end{aligned} \quad (2.8)$$

$$\hat{=} S.dY \quad (2.9)$$

où  $S$  est une matrice idempotente<sup>5</sup>, donc non-inversible. Par conséquent, il n'est pas possible de retrouver de façon unique l'écart de mesure à partir des résidus. Comme  $dY$  est une variable aléatoire supposée gaussienne, le vecteur de résidus  $\varepsilon$  suit aussi une loi gaussienne :  $\varepsilon \sim \mathcal{N}(\mu_\varepsilon, Q_\varepsilon)$ , avec  $\mu_\varepsilon = S.\mu_{dY}$  et  $Q_\varepsilon = S.Q_Y S^T$ .

Observons l'impact d'un vecteur de défauts nul  $E = 0_n$ , sur les résidus et plus précisément sur leur moyenne :

$$\begin{aligned} \mu_\varepsilon &= S.\mu_{dY} \\ &= S.(H.dX + E) \\ &= (I - HH^+).H.dX \\ &= H.dX - H.dX = 0 \end{aligned} \quad (2.10)$$

3.  $\dim(H) \geq 4$  dans le cas du GPS

4. Cette solution se généralise facilement au cas des moindres carrés pondérés dans lesquels une matrice  $Q_Y^{-1}$  - égale à l'inverse de la matrice de covariance des bruits  $Q_Y$  - pondère les calculs. Cette matrice de pondération n'est pas prise en compte ici afin de simplifier les équations. Elle ne modifie en rien la compréhension des concepts suivants.

5.  $S^2 = S$

En l'absence de défauts, la moyenne statistique du vecteur des résidus est donc un vecteur nul. En présence de défauts, il est nécessaire d'étudier leur impact sur l'estimation. Cette dernière correspond pour l'état  $d\hat{X}$  à :

$$\begin{aligned} d\hat{X} &= H^+ . dY \\ &= H^+ . (H . dX + E + \nu_Y) \\ &= dX + H^+ E + H^+ \nu_Y \end{aligned} \tag{2.11}$$

$\nu_Y$  étant à moyenne nulle, l'estimation sur l'état est donc biaisée par les défauts de la valeur  $H^+ E$ . A partir des équations (2.6) et (2.9), on obtient :

$$\begin{aligned} \varepsilon &= S dY \\ &= S(H . dX + E + \nu_Y) \\ &= S(E + \nu_Y) \end{aligned} \tag{2.12}$$

Sa moyenne statistique est quant à elle égale à :

$$\begin{aligned} \mu_\varepsilon &= S . \mu_{dY} \\ &= S . (H . dX + E) \\ &= S . E \end{aligned} \tag{2.13}$$

La moyenne statistique des résidus  $\mu_\varepsilon$  n'est donc impactée que par les défauts via la matrice  $S$ . Dans le cas du GPS, les défauts sont les biais sur les pseudodistances (principalement des multitrajets en environnement urbain) qui provoquent une erreur en position, et ont un impact sur les résidus.

Pour être complet, il faut noter qu'il existe des cas rares dans lesquels les défauts présents n'ont aucun impact sur les résidus. On dira que les défauts se compensent. Il est ainsi démontré en annexe B.1, que pour un état de dimension  $n$ , en l'absence de bruits de mesure, si  $p$  mesures parmi  $m$  présentent des défauts et  $p$  est supérieur au degré de redondance  $n - m$  du système, alors les défauts sont indétectables. On notera que ça n'est qu'une condition nécessaire et non suffisante.

Il faut aussi remarquer que l'ensemble des développements de cette section a utilisé l'espace d'état et celui des mesures pour étudier l'impact des défauts. Néanmoins, il est possible de réaliser les mêmes analyses dans l'espace de parité, présenté en annexe B.2.

## 2.4.2 Tests probabilistes d'hypothèses

On peut considérer les mesures  $Y$  comme des variables aléatoires qui suivent un bruit  $\nu_Y$  gaussien centré. Après linéarisation, on peut aussi considérer que les résidus suivent une loi gaussienne, mais cette fois non centrée comme nous l'avons vu en section 2.4.1. La détection des défauts via les résidus nécessite donc la prise en compte de la partie aléatoire et implique l'utilisation de la théorie des probabilités et des tests d'hypothèses. Cette section

rappelle donc les fondamentaux des tests d'hypothèses sur les variables aléatoires unidimensionnelles puis sur les variables aléatoires à plusieurs dimensions, dans le cas de bruits gaussiens.

#### 2.4.2.a Cas d'une variable unidimensionnelle

Soit une loi de probabilité  $\mathcal{L}_c$  équivalente à une loi normale  $\mathcal{N}(\mu_c, \sigma^2)$  avec  $\mu_c = 0$  et une loi  $\mathcal{L}_{nc}$  équivalente à une loi normale  $\mathcal{N}(\mu_{nc}, \sigma^2)$  avec  $\mu_{nc} = \delta_N \neq 0$ . Si on a une réalisation  $x$  d'une variable  $X$  de dimension 1 et qu'on veut réaliser un test entre deux hypothèses :  $H_c : X \sim \mathcal{L}_c$  et  $H_{nc} : X \sim \mathcal{L}_{nc}$ , il est nécessaire de déterminer un seuil  $T$ , qui permettra d'effectuer le choix suivant :

$$\begin{cases} H_{nc} \text{ si } x > T \\ H_c \text{ si } x < T \end{cases} \quad (2.14)$$

La figure 2.4 représente les densités de probabilité des deux lois, ainsi que le seuil de décision  $T$ . La zone bleue correspond à la probabilité  $\alpha_N$  qu'on choisisse l'hypothèse  $H_{nc}$  alors que  $X$  suit  $\mathcal{L}_c$ . La zone rouge correspond à la probabilité  $\beta_N$  qu'on choisisse l'hypothèse  $H_c$  alors que  $X$  suit  $\mathcal{L}_{nc}$ .

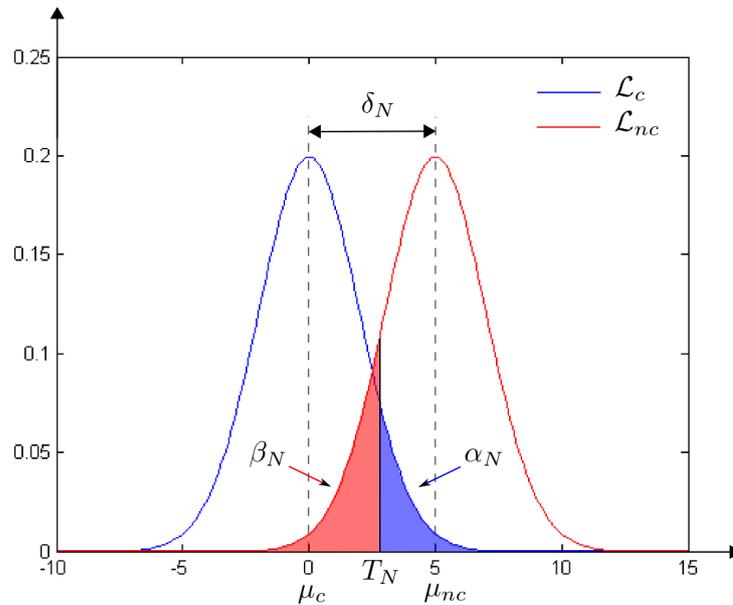


FIGURE 2.4 – Densités de probabilité d'une loi normale centrée et non centrée

Connaissant la densité de probabilité d'une loi gaussienne, on peut écrire les relations suivantes :

$$P(X > T | H_c) = \int_T^{\infty} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - \mu_c)^2}{2\sigma^2}\right) dx = \alpha_N \quad (2.15)$$

$$P(X < T | H_{nc}) = \int_{-\infty}^T \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - \mu_{nc})^2}{2\sigma^2}\right) dx = \beta_N \quad (2.16)$$

Pour un réel  $q$ ,  $0 < q < 1$ , le  $q$ -quantile d'une variable aléatoire  $X$  est défini comme la valeur  $x$ , telle que  $P(X \leq x) \geq q$  et  $P(X \geq x) \geq 1 - q$ . On observe donc que d'après l'équation (2.15), le  $(1 - \alpha_N)$ -quantile de la loi  $\mathcal{L}_c$ , qu'on note  $n_{1-\alpha_N}$ , est égal à  $T$ . Si on

note  $n_{1-\beta_N}$  le  $(1 - \beta_N)$ -quantile de la loi  $\mathcal{L}_{nc}$ , on remarque que  $n_{1-\alpha_N} + n_{1-\beta_N} = \mu_{nc}$ .

D'un point de vue sémantique, si on considère que la loi  $\mathcal{L}_c$  représente le comportement attendu de  $X$ , que  $\mathcal{L}_{nc}$  représente le comportement en présence d'un défaut, et qu'on cherche à détecter la présence de ce défaut, le cas  $X > T | H_c$  est une fausse alarme (*false alarm* en anglais), et  $\alpha_N$  est une probabilité de fausse alarme. De même, le cas  $X < T | H_{nc}$  est une non-détection (*missed detection* en anglais), et  $\beta_N$  est une probabilité de non-détection.

### 2.4.2.b Cas d'une variable à plusieurs dimensions

Le test de l'hypothèse de centralité d'une variable unidimensionnelle peut être étendu au test de l'hypothèse de centralité d'une variable aléatoire vectorielle dont les composantes sont indépendantes. Cela équivaut à tester la centralité de plusieurs variables gaussiennes unidimensionnelles et indépendantes. On définit pour ceci les distributions du  $\chi^2$  centrée et non centrée.

Soit  $k$  variables aléatoires indépendantes unidimensionnelles qui suivent une loi gaussienne centrée, i.e.  $X_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_i^2)$ , alors la variable aléatoire  $Z$ , telle que définie par l'équation (2.17), suit une loi du  $\chi^2$  centrée avec  $k$  degrés de liberté, i.e.  $Z \sim \chi_k^2$ .

$$Z = \sum_{i=1}^k \frac{X_i^2}{\sigma_i^2} \quad (2.17)$$

La densité de probabilité d'une loi du  $\chi^2$  centrée est définie comme suit :

$$\begin{aligned} P(z = Z_c) &= \frac{1}{2^{k/2} \Gamma(k/2)} z^{(k/2)-1} e^{-z/2} \\ \Gamma(k/2) &= \int_0^{\infty} t^{(k/2)-1} e^{-t} dt \end{aligned} \quad (2.18)$$

Définissons maintenant la loi du  $\chi^2$  non centrée. Soit  $k$  variables aléatoires indépendantes et unidimensionnelles qui suivent des lois gaussiennes de moyenne  $\mu_i$  et de variance  $\sigma_i^2$ , i.e.  $X_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$ , alors la variable aléatoire  $Z_{nc}$ , définie d'une façon similaire à  $Z$ , suit une loi du  $\chi^2$  non centrée avec deux paramètres :  $k$  le degré de liberté et  $\delta$  le paramètre de non-centralité, soit  $Z_{nc} \sim \chi_{k,\delta}^2$ . Le paramètre de non-centralité  $\delta$  est relié à la moyenne et à la variance de chaque variable aléatoire  $X_i$  par l'équation suivante :

$$\delta = \sum_{i=1}^k \frac{\mu_i^2}{\sigma_i^2} \quad (2.19)$$

La densité de probabilité d'une loi du  $\chi^2$  non centrée est définie comme suit :

$$P(z = Z_{nc}) = \sum_{i=0}^{\infty} \frac{e^{-\delta/2} (\delta/2)^i}{i!} \frac{1}{2^{i+k/2} \Gamma(i+k/2)} z^{(i-1+k/2)-1} e^{-z/2} \quad (2.20)$$

$$P(z = Z_{nc}) = \frac{e^{-(z+\delta)/2}}{2^{k/2}} \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\delta^i z^{(i-1+k/2)}}{2^{2i} i! \Gamma(i+k/2)} \quad (2.21)$$

Le test d'hypothèse permet de déterminer si une variable aléatoire suit une loi gaussienne centrée ou non centrée. Le cas multi-variables s'attache à déterminer si les  $k$  variables aléatoires suivent une loi gaussienne centrée (hypothèse  $H_0$ ), ou bien si elles suivent des lois gaussiennes non centrées de moyenne  $\mu_i$  (hypothèse  $H_1$ ), soit :

$$\begin{cases} H_0 : \forall i:1 \rightarrow k, X_i \sim N(0, \sigma^2) \\ H_1 : \forall i:1 \rightarrow k, X_i \sim N(\mu_i, \sigma^2) \end{cases} \quad (2.22)$$

qu'on peut reformuler comme suit :

$$\begin{cases} H_0 : Z \sim \chi_k^2 \\ H_1 : Z \sim \chi_{k,\delta}^2 \end{cases} \quad (2.23)$$

Comme pour le cas mono-variable, on définit un seuil  $T > 0$  qu'on compare à la somme des carrés pondérés des réalisations, en fonction duquel on choisit l'hypothèse :

$$\begin{aligned} H_0 \text{ si } \sum_{i=1}^k \left( \frac{x_i}{\sigma_i} \right)^2 < T \\ H_1 \text{ si } \sum_{i=1}^k \left( \frac{x_i}{\sigma_i} \right)^2 > T \end{aligned} \quad (2.24)$$

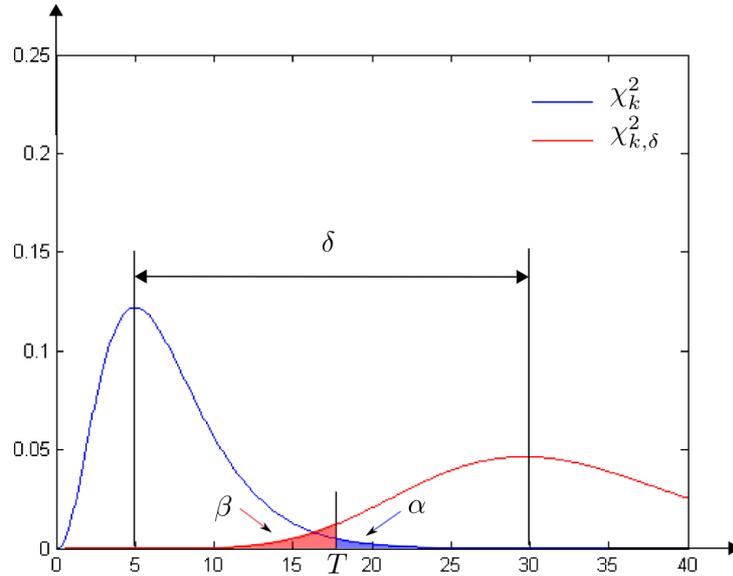
La figure 2.5 représente les densités de probabilité des lois du  $\chi^2$  centrée et non centrée, le paramètre non-centralité  $\delta$ , le seuil  $T$  et les probabilités  $\alpha$  et  $\beta$ , qui peuvent être considérées respectivement comme des probabilités de fausse alarme et de non-détection. Elles sont reliées aux fonctions de probabilité et au seuil  $T$  via les équations suivantes :

$$P(Z > T | H_0) = \int_T^{\infty} \frac{1}{2^{k/2} \Gamma(k/2)} z^{(k/2)-1} e^{-z/2} dz = \alpha \quad (2.25)$$

$$P(Z < T | H_1) = \int_0^T \frac{e^{-(z+\delta)/2}}{2^{k/2}} \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\delta^i z^{(i-1+k/2)}}{2^{2i} i! \Gamma(i+k/2)} dz = \beta \quad (2.26)$$

Il faut noter qu'en pratique c'est souvent le problème inverse qui se pose. Les probabilités de fausse alarme et de non-détection sont données et il est nécessaire de déterminer le seuil  $T$  ou le paramètre de non-centralité  $\delta$ . Différentes bibliothèques et logiciels fournissent les fonctions adéquates pour ces calculs.

Ces tests d'hypothèse sont à la base des algorithmes de détection de défauts et de la définition des niveaux de protection (*Protection Levels*), présentés ci-après.

FIGURE 2.5 – Densités de probabilité de lois du  $\chi^2$  centrée et non centrée

### 2.4.3 Détection, identification et exclusion de défauts

Les sections précédentes ont présenté l'impact des défauts sur les résidus ainsi que le test d'hypothèses dans le cas de variables gaussiennes indépendantes. Cette section prolonge les développements précédents afin de mettre en place les algorithmes standard de détection, d'identification et d'exclusion des défauts, connus en anglais sous l'acronyme FDE pour *Fault Detection and Exclusion*, dans le cadre de systèmes linéaires stochastiques. D'autres méthodes de FDE, développées plus récemment, sont aussi présentées.

#### 2.4.3.a Approche standard basée sur les résidus

Il a été démontré en section 2.4.1 que le vecteur des résidus suit une loi gaussienne  $\varepsilon \sim \mathcal{N}(\mu_\varepsilon, Q_\varepsilon)$  et qu'en absence de défauts,  $\mu_\varepsilon$  est un vecteur nul. Pour détecter l'absence de défaut, il suffit donc de tester l'hypothèse de moyenne nulle sur le vecteur des résidus avec un test du  $\chi^2$ . On calcule donc la somme pondérée des résidus au carré (*Normalized Sum of the Squared Errors* ou NSSE) selon l'équation (2.27) qu'on compare à un seuil défini par une loi du  $\chi^2$  avec une probabilité de fausse alarme,  $pf_a$ , donnée et un degré de liberté relatif à la fonction d'observation, tel qu'en équation (2.28). Dans le cas d'une matrice d'observation de rang plein telle que considérée précédemment le degré de liberté est égal à  $n - m$ .

$$NSSE = \frac{1}{\sigma^2} \|\varepsilon\|^2 \quad (2.27)$$

$$NSSE < \chi_{n-m, (1-pf_a)}^2 \quad (2.28)$$

Si on s'arrête à l'étape de détection de défauts, on est alors en présence d'un algorithme de type *Receiver Autonomous Integrity Monitoring* (RAIM) [Brown, 1987] qui est un des algorithmes de base de l'intégrité de la localisation.

Après avoir déterminé la présence de défauts, il est souvent important d'identifier la ou les mesures affectées. D'après l'équation (2.12), l'idempotence de  $S$  et les démonstrations en annexe B.1, on peut conclure qu'en présence de plusieurs défauts leurs effets respectifs sur les résidus sont mélangés voire compensés, ce qui limite la possibilité de tirer des conclusions sur la ou les mesures en défaut. Ainsi, une hypothèse communément admise est de supposer qu'un seul défaut peut survenir à la fois.

Dans ces conditions, l'identification se base sur une "corrélation" par produit scalaire entre le vecteur des résidus calculé et le vecteur des résidus qu'aurait produit un défaut unitaire  $E = e_j = [0_1 \dots 1_j \dots 0_N]^T$  sur la  $j^{\text{ème}}$  mesure :

$$corr_j = \frac{|(Se_j)^T \cdot \varepsilon|}{\|Se_j\| \cdot \|\varepsilon\|} \quad (2.29)$$

En prenant la plus grande valeur de  $corr_j$ , on détermine sur quelle mesure le défaut se trouve. Nous allons maintenant démontrer que, dans le cas d'un seul défaut d'amplitude  $b$  sur la  $i^{\text{ème}}$  mesure, soit  $E = b \cdot e_i$ , avec une redondance suffisante, i.e.  $m > n + 1$ , et en négligeant l'effet du bruit, alors  $corr_i > corr_j$  quelque soit  $j$  :

$$\begin{aligned} corr_j &= \frac{|(Se_j)^T \cdot (S \cdot (b \cdot e_i))|}{\|S \cdot e_j\| \cdot \|S \cdot (b \cdot e_i)\|} \\ &= \frac{|b \cdot S_{(:,j)}^T \cdot S_{(:,i)}|}{\|S_{(:,j)}\| \cdot \|b \cdot S_{(:,i)}\|} \end{aligned} \quad (2.30)$$

$$= \frac{|S_{(:,j)}^T \cdot S_{(:,i)}|}{\|S_{(:,j)}\| \cdot \|S_{(:,i)}\|} \quad (2.31)$$

où  $S_{(:,j)}$  représente la  $j^{\text{ème}}$  colonne de  $S$  et  $S_{(:,i)}$  représente la  $i^{\text{ème}}$  ligne. On observe que  $corr_i = 1$ . Il suffit donc de démontrer que :

$$1 > \frac{|S_{(:,j)}^T \cdot S_{(:,i)}|}{\|S_{(:,j)}\| \cdot \|S_{(:,i)}\|} \quad (2.32)$$

Ce qui est obtenu directement d'après l'inégalité de Cauchy-Schwartz :

$$|S_{(:,j)}^T \cdot S_{(:,i)}| \leq \|S_{(:,j)}\| \cdot \|S_{(:,i)}\| \quad (2.33)$$

Si  $m > n + 1$ , alors  $rang(S) > 1$ , donc les vecteurs  $S_{(:,j)}$  et  $S_{(:,i)}$  sont indépendants et l'inégalité stricte est respectée.

Un calcul plus simple (nommé "w-test" [Baarda, 1968]) consiste à simplement trouver le maximum sur  $j$  de :

$$w_j = |\varepsilon_j| / \sqrt{S_{(j,j)}} \quad (2.34)$$

Démontrer que  $w_i > w_j$  équivaut à :

$$\begin{aligned} \frac{|\varepsilon_i|}{\sqrt{S_{(i,i)}}} &> \frac{|\varepsilon_j|}{\sqrt{S_{(j,j)}}} \\ \frac{|b| \cdot |S_{(i,i)}|}{\sqrt{S_{(i,i)}}} &> \frac{|b| \cdot |S_{(j,i)}|}{\sqrt{S_{(j,j)}}} \\ 1 &> \frac{|S_{(j,i)}|}{\sqrt{S_{(j,j)} \cdot S_{(i,i)}}} \end{aligned} \quad (2.35)$$

Ce qui est équivalent à l'inégalité (2.32) et a été démontré précédemment.

Dans le cas où un seul défaut est présent, cette inégalité stricte permet donc d'identifier la mesure qui le supporte. Cependant, rien n'assure que les valeurs  $\sqrt{S_{(i,i)}}$  et  $\sqrt{S_{(j,i)}}/\sqrt{S_{(j,j)}}$  soient suffisamment éloignées pour que l'identification soit évidente lorsque du bruit est présent. Le fait de pouvoir distinguer sur quelle mesure se situe le défaut est connu comme la "séparabilité".

L'application de ces techniques de détection et d'identification au GPS nécessite quelques commentaires. Premièrement, au moins un degré de liberté est nécessaire pour appliquer un test du  $\chi^2$ , ce qui représente au moins 5 mesures de pseudodistance. Pour permettre une identification, on a démontré qu'il fallait plus d'un degré de liberté, donc au moins 6 mesures de pseudodistance. La capacité d'identification dépend justement de l'écart entre les valeurs  $\sqrt{S_{(i,i)}}$  et  $\sqrt{S_{(j,i)}}/\sqrt{S_{(j,j)}}$  qui résultent de la matrice  $H$ , donc de la configuration géométrique des satellites. Or, le problème du GPS est souvent mal conditionné et il peut être difficile d'identifier sur quel signal se situe le défaut. En environnement urbain, ces contraintes sont d'autant plus fortes que le nombre de satellites en vue est rarement supérieur à 7 et que les satellites en vue sont principalement ceux dont l'élévation est la plus élevée, ce qui n'assure pas un bon conditionnement.

Une fois un défaut détecté et la mesure fautive identifiée, l'étape suivante consiste à exclure ce défaut. On obtient alors un algorithme complet de FDE. Cet algorithme consiste tout simplement à retirer la mesure fautive du vecteur des mesures  $Y$ , puis à effectuer un nouveau calcul de position. Les sections suivantes présentent diverses améliorations apportées à cet algorithme.

### 2.4.3.b Approche séquentielle

Un des points faibles du RAIM classique, aussi appelé RAIM *snapshot*, est l'absence de redondance temporelle. Afin d'améliorer la robustesse de la prise de décision, on peut prendre en compte une suite d'observations sur les innovations ou sur l'espace de parité. En utilisant des algorithmes de détection de changements brusques développés en traitement du signal [Basseville and Nikiforov, 1993], tels que *CUmulative SUM* (CUSUM) ou *Generalized Likelihood Ratio* (GLR), on améliore la disponibilité des tests tout en diminuant la probabilité de non-détection [Palmqvist, 1996], [Bakache, 2000]. Les mêmes algorithmes permettent aussi le découplage des tests de détection en réalisant un test par mesure pour déterminer

si elle contient un défaut, et non plus un test sur l'ensemble du système suivi d'une identification. L'ajout de la redondance temporelle est un atout important lorsque les redondances géométriques sont faibles, comme en milieu urbain.

#### **2.4.3.c Théorie des valeurs extrêmes**

L'ensemble des théories sur le FDE et sur le calcul de niveaux de protection est basé sur l'hypothèse, simple et pratique à utiliser, qui consiste à considérer que les bruits de mesure sont représentés correctement par des gaussiennes. Or, cette hypothèse n'a pas été pleinement vérifiée, notamment pour les probabilités très faibles qui représentent les queues de la densité de probabilité. Celles-ci nécessitent en effet un très grand nombre d'échantillons pour être validées. Dans ce contexte, il a été proposé d'utiliser d'autres densités de probabilité [Panagiotakopoulos et al., 2008], telles que la distribution des valeurs extrêmes généralisées, issue de la théorie des valeurs extrêmes. Cette dernière a notamment été développée pour la prévision des risques financiers, ou pour les assurances. Une fois les nouveaux seuils de détection calculés avec cette théorie, les algorithmes restent les mêmes, mais leur fondement statistique en est renforcé.

#### **2.4.3.d Réjection par tirage aléatoire**

Le développement de nouveaux systèmes de navigation satellitaire, tels que Galileo, Beidou, et la finalisation de GLONASS pourraient bien modifier profondément le problème du FDE pour le GNSS en résolvant le point faible de tous ces algorithmes : le manque de redondance géométrique. En effet, avec un nombre plus important de satellites en vue, le nombre de mesures en permanence va considérablement augmenter, même dans les environnements contraints. Avec ce nombre de mesures bien supérieur au minimum nécessaire, il n'est plus nécessaire d'utiliser toutes les mesures et de rechercher tous les défauts présents, il suffit d'extraire les mesures les plus pertinentes qui ne présentent pas de défauts, comme le font les algorithmes basés sur les méthodes de RANSAC (RANdom SAMple Consensus) [Fischer and Bolles, 1981]. Ainsi, l'algorithme de RANCO [Schroth et al., 2008] n'utilise que des sous-ensembles de 4 satellites pour estimer la position, et vérifie la cohérence des autres mesures avec ce sous-ensemble. Un ensemble de 4 satellites cohérent avec un grand nombre de mesures peut alors être considéré comme valide. A l'inverse, une mesure incohérente avec de nombreux sous-ensembles peut être considérée comme non valide. On notera que l'hypothèse d'un seul défaut à la fois n'est plus nécessaire pour valider l'algorithme, il suffit juste d'avoir un nombre de mesures cohérentes suffisant. Cette approche a été présentée de façon *snapshot* (appliquée à un seul instant  $t$ ) en supposant que plusieurs configurations satellitaires sont présentes, mais une extension avec les redondances temporelles permettrait l'obtention d'une masse de données similaire, tout en restant dépendant d'un seul GNSS.

#### **2.4.3.e Méthodes itératives**

Une fois qu'une mesure a été identifiée comme en défaut, et qu'elle est retirée, il est possible de reprendre l'algorithme à l'étape de détection et d'itérer pourvu qu'il reste un

nombre suffisant de mesures. Ce processus, présenté en figure 2.6, continue alors jusqu'à ce que le nombre de mesures soit insuffisant ou qu'on atteigne une estimation qui ne provoque pas la détection d'un défaut.

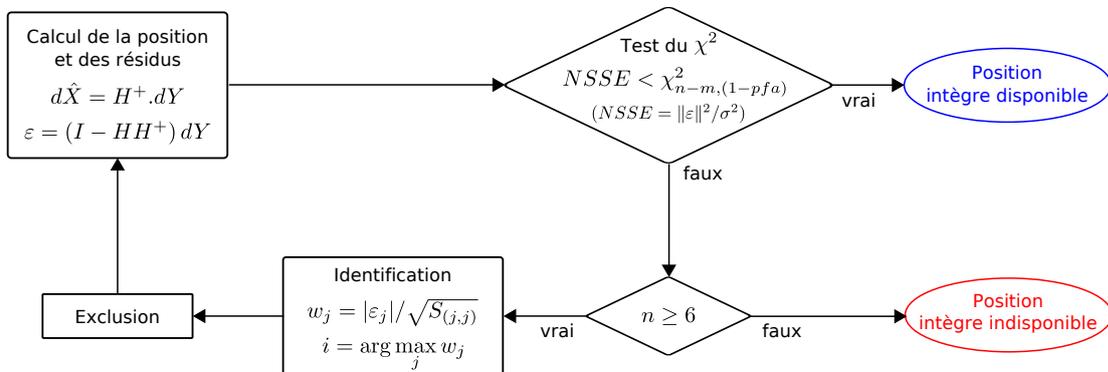


FIGURE 2.6 – Algorithme de FDE

Cependant, il existe toujours un risque de faire une mauvaise identification et donc d'exclure une mesure saine, notamment lorsque la séparabilité est faible. Dans ce cas, l'erreur de position peut être plus importante qu'avant l'exclusion du défaut. De plus, la diminution du degré de liberté et de la redondance provoquée par l'exclusion d'une mesure correcte peut conduire à la situation où le défaut toujours présent devient indétectable lors de l'itération suivante.

Ce problème des défauts multiples a été abordé pour la première fois pour des problèmes géodésiques [Baarda, 1968], puis repris pour la navigation GPS, comme le résume [Hewitson and Wang, 2006]. Il est traité par le rejet itératif de défauts comme précédemment expliqué, ou par la comparaison de solutions issues de sous-ensembles de mesures grâce à des tests statistiques.

Lorsqu'on s'intéresse à la localisation des personnes à l'aide des GNSS, des défauts multiples sont présents tout au long des essais du fait du déplacement proche où à l'intérieur d'environnements structurés qui sont sources de multitrajets. Dans ces conditions, des approches itératives encore plus complexes que la précédente ont été proposées [Kuusniemi, 2005]. Elles sont basées sur des méthodes itératives ou sur des sous-ensembles de mesures. Le *Subset Testing* consiste à essayer toutes les combinaisons possibles de mesures sans a priori ou mécanisme d'exclusion. Le *Forward Backward FDE* permet de réinjecter des mesures précédemment exclues du fait de la difficulté à identifier les mesures en défaut, ce qui peut rapidement mener à l'exclusion de toutes les mesures. Enfin l'approche connue sous le nom de *Danish method* se base sur des itérations successives afin d'exclure les mesures, mais aussi d'accroître la variance de certaines mesures présentant de faibles défauts. Le but est alors de garder suffisamment de mesures pour être observable tout en obtenant une estimation de l'incertitude sur la position cohérente avec l'erreur vraie. Les idées développées dans ces méthodes pourraient être une source d'inspiration pour la partie FDE, notamment si la localisation de véhicules automobiles présente des caractéristiques similaires au problème

de la localisation personnelle.

#### 2.4.3.f Filtrage et modèles d'évolution

Les difficultés des algorithmes de FDE dans certains environnements terrestres ont poussé à l'introduction d'autres mesures ou d'autres informations pour augmenter leurs performances. Ainsi, des modèles de déplacement peuvent être utilisés pour la génération des résidus [Hewitson and Wang, 2007]. De même, l'utilisation d'un filtre de Kalman en couplage serré pour le FDE [Feng and Ochieng, 2007] permet l'intégration d'un modèle et de mesures proprioceptives. Cependant, les spécificités de l'automobile, c'est-à-dire les capteurs dédiés à ce domaine et le contexte de localisation particulier, ont été assez peu considérées jusqu'à maintenant.

## 2.5 Intégrité de la localisation

Cette section commence par une dissertation sémantique sur le terme d'intégrité et la façon dont ce terme est compris dans différents domaines. Un historique des algorithmes et des concepts développés pour l'intégrité de la localisation, principalement en aéronautique, est ensuite présenté.

### 2.5.1 Intégrité de l'information

Selon les domaines, le terme d'intégrité regroupe des significations différentes. Dans le milieu de l'informatique et des bases de données, l'intégrité des données correspond à la conservation des données et des informations qu'elles contiennent [Sandhu, 1993]. En électronique, l'intégrité du signal se rapporte à l'étude du dysfonctionnement des circuits et de la distorsion des signaux hautes fréquences. Les signaux analogiques subissent des altérations qui modifient l'information qu'ils transportent, et de nombreuses études visent à trouver les moyens de préserver cette information et diminuer l'effet des perturbations [Polti, 2006]. Dans le domaine aéronautique, la problématique de la localisation a été abordée depuis de nombreuses années et l'organisation internationale de l'aviation civile (ICAO pour *International Civil Aviation Organization*) [Ober, 2001] a proposé la définition suivante :

*Integrity: a measure of trust which can be placed in the correctness of the information supplied by the total system. Integrity includes the ability of the system to provide timely warnings to the user when the system should not be used for the intended operation*

Le système, dans son ensemble, produit de l'information et doit s'assurer qu'elle est correcte, qu'on peut lui faire "confiance". Un enjeu important est la capacité du système à détecter et à indiquer à l'utilisateur que l'information produite ne répond pas aux contraintes d'intégrité requises par l'application.

On peut néanmoins dégager quelques points communs entre ces domaines. L'information produite (dans des calculs notamment), transportée ou stockée sous différentes formes

physiques par un système est soumise à des perturbations qui la modifient. Il est donc nécessaire de préserver cette information des perturbations (volontaires ou involontaires), afin de garantir son intégrité.

Un des points clés de l'intégrité étant la conservation de l'information au travers des différents traitements qu'elle subit, il est nécessaire de pouvoir éviter l'altération de l'information. Deux solutions sont possibles : soit l'information est insensible aux perturbations, soit ces perturbations doivent être détectées et leurs effets corrigés. Une grande partie du problème concerne donc la détection des perturbations et notamment celles qui provoquent des erreurs majeures de mesures et qu'on considérera donc comme des défauts (voir la définition en section 2.3).

Dans la section précédente, on s'est intéressé à la détection des défauts. Les sections suivantes traitent de l'étape suivante, à savoir quantifier la confiance dans l'information. Celle-ci s'exprime à travers des métriques<sup>6</sup> développées aussi bien dans l'espace des mesures que dans l'espace d'état. On parle respectivement d'intégrité interne et d'intégrité externe.

### 2.5.2 Intégrité interne

La première métrique, qu'on nommera "intégrité interne" [Sun and Cannon, 1997], concerne le biais d'amplitude minimum qu'on peut détecter. Ce biais est couramment nommé *Minimum Detectable Bias* (MDB). Dans l'hypothèse d'un seul biais d'amplitude  $b$  sur la  $i^{\text{ème}}$  mesure, on peut déterminer la moyenne statistique du vecteur des résidus d'après l'équation (2.12). Les composantes de celle-ci sont directement liées au paramètre  $\delta$  du test d'hypothèse d'après l'équation (2.19) où l'on remplace donc  $\mu_i$  par  $\mu_{\varepsilon,i}$ , car ce sont les résidus qui servent au test. On obtient alors un lien direct entre  $\delta$  et  $b$  :

$$\begin{aligned}
 \delta &= \frac{1}{\sigma^2} \sum_j \mu_{\varepsilon,j}^2 \\
 &= \frac{1}{\sigma^2} \sum_j (S.b.e_i)_j^2 \\
 &= \frac{1}{\sigma^2} \sum_j (b.S_{(j,i)})^2 \\
 &= \frac{b^2.S_{(i,i)}}{\sigma^2}
 \end{aligned} \tag{2.36}$$

$$MDB = b = \frac{\sigma.\sqrt{\delta}}{\sqrt{S_{(i,i)}}} \tag{2.37}$$

Dans le cadre des tests d'hypothèses, le paramètre de non-centralité  $\delta$  est associé à une probabilité de non-détection  $\beta$  et à un seuil de détection  $T$ , comme décrit en section 2.4.2.b et sur la figure 2.5. Ce seuil peut être choisi de deux façons différentes, soit il est égal au NSSE qui dépend des mesures actuelles, soit on le détermine à partir d'une loi du  $\chi^2$  non centrée et d'une probabilité de fausse alarme. Dans le premier cas, on notera respectivement

6. Le mot métrique se comprend ici selon la définition suivante : théorie de la mesure au sein d'un espace ou d'une variété quelconque [Uvarov and Chapman, 1956].

$MDB_{obs}$  et  $\delta_{obs}$  le MDB et le paramètre de non-centralité qui en résultent. Dans les deux cas, il est nécessaire d'inverser l'équation (2.26) pour calculer  $\delta$  à partir de  $T$  et  $\beta$ .

### 2.5.3 Intégrité externe

L'intégrité externe s'attache à déterminer la confiance de la localisation dans l'espace d'état, c'est-à-dire l'impact des défauts et du bruit sur l'estimation. L'équation (2.11) caractérise l'erreur d'estimation provoquée par le bruit et le vecteur des défauts. On en déduit :

$$d\hat{X} - dX = H^+(E + \nu_Y) \quad (2.38)$$

D'un autre côté, la seule information qui est accessible est le vecteur des résidus, dont la valeur est donnée en équation (2.12), rappelée ici :

$$\varepsilon = S(E + \nu_Y)$$

Comme  $S$  ne peut être inversée et que l'effet des bruits est par définition aléatoire, **il n'est pas possible de relier l'erreur de position aux résidus dans le cas général**, même si on suppose qu'un seul défaut est présent. Selon qu'on considère ou qu'on néglige l'impact du bruit sur les deux équations précédentes, on obtient des bornes différentes pour l'erreur d'estimation. On se propose donc de présenter les différentes métriques de la littérature en fonction des deux hypothèses suivantes sur l'impact du bruit :

- $H_{err}$  : le bruit de mesure a un impact négligeable par rapport au défaut sur l'erreur en position. En d'autres termes, on néglige l'effet du bruit de mesure sur l'erreur de localisation dans l'équation (2.38) et on ne considère que l'effet du défaut.
- $H_{res}$  : le bruit de mesure a un impact négligeable par rapport au défaut sur les résidus. En d'autres termes, l'effet du défaut est prédominant dans les résidus exprimés en équation (2.12), ou encore le bruit diminue de façon négligeable la détectabilité du biais via les résidus.

L'ensemble des métriques suivantes s'accorde sur l'hypothèse qu'un seul défaut est présent, soit un biais d'amplitude  $b$  sur la  $i^{\text{ème}}$  mesure.

#### Cas 1 : $H_{res}$ et $H_{err}$ vraies

L'impact du bruit  $\nu_Y$  sur l'erreur de position étant négligé, cette dernière s'exprime directement sous la forme :

$$\|dX - d\hat{X}\| = |b| \cdot \|H_{(:,i)}^+\| \quad (2.39)$$

On néglige aussi l'impact du bruit  $\nu_Y$  sur les résidus, ce qui équivaut à dire que le bruit ne peut pas diminuer la norme des résidus, soit  $\|S(E + \nu_Y)\| > \|SE\|$ . D'un point de vue mathématique, cette inégalité n'est pas vraie pour tous les vecteurs  $\nu_Y$  car  $S$  est idempotente et  $\nu_Y$  n'a pas de direction privilégiée, par conséquent  $\exists \nu_Y$  tq  $\|S(E + \nu_Y)\| < \|SE\|$ . D'un point de vue physique, on peut considérer cet événement comme "rare", et la plupart du temps  $\|S(E + \nu_Y)\| > \|SE\|$  ce qui entraîne une surestimation de l'amplitude  $b$  via l'équation (2.42)

et a donc un caractère “conservatif”. De plus, un défaut est censé avoir une amplitude conséquente par rapport au bruit, et la diminution de la norme des résidus par le bruit peut être négligée. L'équation (2.12) est donc simplifiée par  $\varepsilon = S.b.e_i$  et l'on peut directement relier l'amplitude  $b$  du biais au NSSE :

$$\begin{aligned} NSSE &= \frac{1}{\sigma^2} \|\varepsilon\|^2 \\ &= \frac{1}{\sigma^2} \|S.b.e_i\|^2 \\ &= \frac{1}{\sigma^2} b^2 \|S_{(:,i)}\|^2 \\ &= \frac{1}{\sigma^2} b^2 S_{(i,i)} \end{aligned} \quad (2.40)$$

$$|b| = \sigma \sqrt{NSSE/S_{(i,i)}} \quad (2.41)$$

$$|b| = \|\varepsilon\|/S_{(i,i)} \quad (2.42)$$

qu'on peut reporter dans l'erreur exprimée par l'équation (2.39) :

$$\|dX - d\hat{X}\| = \|H_{(:,i)}^+\| \sigma \sqrt{NSSE/S_{(i,i)}} \quad (2.43)$$

qui s'exprime aussi selon la formule suivante :

$$\|dX - d\hat{X}\| = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m (H_{(j,i)}^+)^2 \cdot \sigma^2 \cdot NSSE}{S_{(i,i)}}} \quad (2.44)$$

Si on ne présuppose pas que le défaut se situe sur la  $i^{\text{ème}}$  mesure et qu'on se place dans le cas du GPS (où la matrice  $H$  est de rang plein et  $m = 4$ ), borner l'impact maximum d'une erreur dont le NSSE est connu revient à reporter l'ensemble de l'erreur sur la mesure qui a le plus grand impact sur l'estimation de l'état :

$$\|dX - d\hat{X}\| < \max_i \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^4 (H_{(j,i)}^+)^2 \cdot \sigma^2 \cdot NSSE}{S_{(i,i)}}} \quad (2.45)$$

La variable  $SLOPE_i$  est définie comme suit :

$$SLOPE_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^4 (H_{(j,i)}^+)^2}{S_{(i,i)}}} \quad (2.46)$$

et on obtient l'inégalité :

$$\|dX - d\hat{X}\| < \max_i SLOPE_i \cdot \sigma \sqrt{NSSE} \quad (2.47)$$

L'impact du défaut est parfois réduit à une partie de l'espace d'état. Par exemple, si seul l'impact dans le plan horizontal a un intérêt, on définit  $HSLOPE_i$  qui est toujours multiplié

par  $\sigma\sqrt{NSSE}$  pour obtenir l'erreur dans le plan horizontal, où :

$$HSLOPE_i = \sqrt{\frac{\left(H_{(1,i)}^+\right)^2 + \left(H_{(2,i)}^+\right)^2}{S_{(i,i)}}} \quad (2.48)$$

si les composantes 1 et 2 de l'état  $X$  définissent le plan horizontal du repère local tangent. La métrique ainsi calculée est équivalente à un *Approximate Radial-error Protected* (ARP) [Brown, 1992].

### Cas 2 : $H_{res}$ vraie et $H_{err}$ fausse

On prend maintenant en compte l'effet du bruit sur l'erreur en position, tout en gardant un seul défaut sur  $Y$  et en négligeant l'impact du bruit sur les résidus. L'erreur en position est alors bornée par :

$$\|dX - d\hat{X}\| < |b| \cdot \|H_{(:,i)}^+\| + \|H^+ \nu_Y\| \quad (2.49)$$

où  $b$  est toujours estimé selon l'équation (2.41). L'impact du bruit sur l'erreur en position est estimé en calculant la matrice de variance-covariance sur l'état estimé  $Q_X = H^+ Q_Y H^{+T}$ . La racine carrée de la plus grande valeur propre de cette matrice, notée  $\lambda_{X,max}$ , est alors multipliée par un facteur  $k$  pour caractériser un cercle englobant l'erreur. Le facteur  $k$  correspond au niveau de probabilité utilisé pour représenter cette erreur gaussienne en position [Walter and Enge, 1995]. On borne donc l'erreur en position par :

$$\|dX - d\hat{X}\| < \max_i SLOPE_i \cdot \sigma\sqrt{NSSE} + k \cdot \lambda_{X,max} \quad (2.50)$$

Ceci revient à ajouter l'impact du bruit à l'impact du défaut, tel que représenté en figure 2.7. L'équation (5.72) présente donc un caractère conservatif par rapport à la véritable ellipse d'incertitude, et des considérations géométriques, telles que développées en [Belabbas and Gass, 2005] permettent une meilleure approximation.

### Cas 3 : $H_{res}$ fausse et $H_{err}$ vraie

Une approche différente consiste à prendre en compte l'effet du bruit sur les résidus et à se placer dans le plus mauvais cas, c'est-à-dire lorsque le bruit diminue la norme des résidus (jusqu'à éventuellement masquer le défaut). Ceci revient en fait à calculer le  $MDB_{obs}$ , défini par l'équation (2.37) dans le cas où le seuil  $T$  de la loi du  $\chi^2$  non centrée est égal au NSSE. On estime ensuite son impact sur l'erreur en position [Brown and Chin, 1998], [Feng et al., 2006]. Si on reprend l'équation (2.45), où l'impact du bruit sur l'erreur est négligé, l'introduction du  $MDB_{obs}$  mène à :

$$\begin{aligned} \|dX - d\hat{X}\| &= \max_i \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^4 \left(H_{(j,i)}^+\right)^2 \cdot \sigma^2 \cdot \delta_{obs}}{S_{(i,i)}}} \\ &= \max_i SLOPE_i \cdot \sigma \sqrt{\delta_{obs}} \end{aligned} \quad (2.51)$$

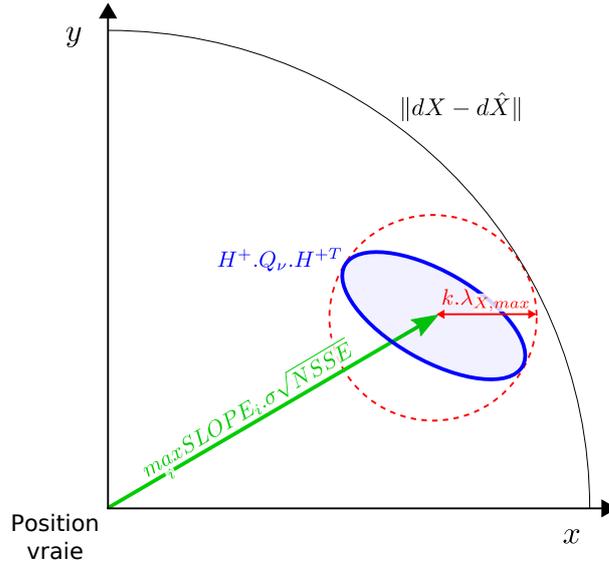


FIGURE 2.7 – Impact du bruit et du défaut sur l’erreur de position

La quantité  $\sigma\sqrt{\delta_{obs}}$  est parfois notée  $P_{bias_{obs}}$ , ce qui revient à écrire :

$$\|dX - d\hat{X}\| = \max_i SLOPE_i \cdot P_{bias_{obs}} \quad (2.52)$$

On notera que l’utilisation du paramètre de non-centralité impose de définir une probabilité de non-détection  $\beta$ .

**Cas 4 :  $H_{res}$  et  $H_{err}$  fausses**

Enfin, on peut considérer l’effet du bruit sur les résidus et sur l’erreur de position [Young et al., 1996].  $P_{bias}$  est alors utilisé dans l’équation (5.72), où l’impact du bruit est considéré sur l’erreur :

$$\|dX - d\hat{X}\| < \max_i SLOPE_i \cdot P_{bias_{obs}} + k \cdot \lambda_{X,max} \quad (2.53)$$

**Remarque**

Les quatre cas précédents permettent de caractériser l’erreur maximum en position à partir de la géométrie (incluant le nombre d’observables), du bruit sur les mesures et du NSSE qui dépend des résidus actuels. Ceci est généralement appelé “niveau d’incertitude” dans la littérature.

Lorsqu’il est nécessaire de prédire l’erreur maximum en position pour un instant donné et un endroit donné, on ne connaît pas les mesures actuelles. On remplace alors le  $NSSE$  par un seuil  $Th$ , issu d’une loi du  $\chi^2$  centrée associée à une probabilité de fausse alarme  $\alpha$ . C’est ce même seuil qui est utilisé pour l’étape de détection des défauts. Ces formulations permettent donc de prédire les niveaux de protection à venir pour le système et sont généralement appelées “niveau de protection”. Si on considère les contraintes temps réel sur des

systèmes embarqués à ressources limitées, le calcul du MDB à partir d'un seuil  $Th$  peut être réalisé hors ligne pour les différents degrés de liberté et enregistré en mémoire. Par contre, le calcul du MDB à partir du NSSE implique d'inverser l'équation (2.26), ce qui engendre des temps de calcul importants, peu compatibles avec des équipements de type automobiles. C'est pourquoi nous privilégierons les cas 1 et 2 dans la suite de ce manuscrit.

#### 2.5.4 Métriques d'intégrité utilisées en aéronautique

À la fin des années 1970, l'augmentation du trafic et une plus grande congestion des voies aériennes poussent l'Organisation Internationale de l'Aviation Civile (ICAO) à mettre en place des exigences visant à assurer la sécurité des vols tout en diminuant les distances entre les avions qui se suivent ou se croisent. Au début des années 1980, un premier groupe de travail est monté par l'ICAO pour définir les critères opérationnels des nouveaux systèmes de navigation. Les contraintes en terme d'exactitude, d'intégrité, de continuité et de disponibilité sont alors évaluées en fonction des différentes phases du vol (*En route, Non Precision Approach, Precision Approach...*). Ces exigences seront finalement formalisées dans les années 1990 sous la forme de *Required Navigation Performance* (RNP), qui définissent à la fois les contraintes sur les équipements de navigation et sur la gestion de l'espace aérien. L'ICAO définit les RNP comme : “*a statement of the navigation performance necessary for operation within a defined airspace*”. Une partie de ces exigences se reporte donc sur le système de localisation, et de nombreux travaux ont cherché à déterminer si le GPS était en mesure de les satisfaire.

Dès le milieu des années 1980, les premières études sur les erreurs possibles du GPS et sa compatibilité avec des exigences d'intégrité sont réalisées. L'impact des erreurs de pseudodistance sur la position ainsi que les tests dans l'espace des mesures et l'espace de position sont abordés [Lee and Lee, 1986]. Les capacités en terme de disponibilité de l'algorithme de détection de défauts nommé *Receiver Autonomous Integrity Monitoring* (RAIM) sont analysées en fonction du nombre de satellites GPS en présence (hypothèses d'une constellation de 18 ou 24 satellites à l'époque) [Brown, 1987]. Il est important de préciser que le RAIM se limite seulement à la détection des défauts et ne comprend pas les étapes d'identification et d'exclusion. Les notions de probabilité de fausse alarme et de probabilité de non-détection sont formalisées au fur et à mesure dans les algorithmes de FDE [Kalafus and Chin, 1988], ainsi que l'utilisation des lois du  $\chi^2$  et l'identification des satellites en défaut [Parkinson and Axelrad, 1988]. Vient ensuite l'utilisation de l'espace de parité et son application au GPS et aux systèmes inertiels [Sturza, 1988], dont les performances sont en fait identiques à l'utilisation des résidus dans le cas linéaire [Brown, 1992]. La notion de niveau de protection (PL pour *Protection Level*), au début appelée *Approximate Radial-error Protected* (ARP), se développe tout au long de ces articles, et l'utilisation des systèmes d'augmentation satellitaire pour leur calcul est progressivement introduite [Walter and Enge, 1995]. Plus récemment, l'utilisation des mesures de phase a été envisagée pour l'intégrité de la localisation [Pervan et al., 1998], [Feng et al., 2009].

Ces recherches ont mené à une formalisation progressive des liens entre les exigences

exprimées dans les RNP, et les algorithmes de détection et d'exclusion de défauts [Lee et al., 1996]. Sans rentrer dans plus de détails, on notera tout de même la différence entre les probabilités relatives aux alertes (*false alert* et *missed alert*) et celles relatives aux détections (*false alarm* et *missed detection*). Les premières concernent le fait d'avertir l'utilisateur, tel que le propose la définition de l'intégrité, et sont donc reliées respectivement au risque de continuité et au risque d'intégrité. Les secondes sont les paramètres de l'algorithme de détection des défauts. Le lien entre ces valeurs dépend des performances du système GPS et des probabilités de panne sur chacun des satellites. Un exemple des risques d'intégrité et de continuité est donné pour certaines phases du vol dans le tableau 2.1. On notera que la taille des zones de protection (colonne HAL) peut atteindre plusieurs centaines de mètres, voir des kilomètres, ce qui est peu compatible avec les interactions entre une voiture et son environnement. Elles présentent aussi des variations supérieures à un facteur 100 en fonction de l'application courante. De même, la terminologie relative à l'exclusion varie aussi en fonction des conséquences de l'exclusion d'un satellite sain (*Wrong Exclusion, Incorrect Exclusion, Failed Exclusion*). Il faut noter que cette formalisation de l'intégrité a inspiré d'autres domaines, comme l'automobile pour lequel des réflexions similaires ont été menées concernant des applications liées à la localisation [Ochieng et al., 2001].

Typical operation	Accuracy horizontal 95%	Accuracy vertical 95%	Integrity	Horizontal alert limit	Vertical alert limit	Time-to-alert	Continuity	Availability
En-route (oceanic/continental low density)	3.7 km (2.0 NM)	N/A	$1 - 1 \times 10^{-7}/h$	7.4 km (4 NM)	N/A	5 min	$1 - 1 \times 10^{-4}/h$ to $1 - 1 \times 10^{-8}/h$	0.99 to 0.99999
En-route (continental)	3.7 km (2.0 NM)	N/A	$1 - 1 \times 10^{-7}/h$	3.7 km (2 NM)	N/A	5 min	$1 - 1 \times 10^{-4}/h$ to $1 - 1 \times 10^{-8}/h$	0.99 to 0.99999
En-route, Terminal	0.74 km (0.4 NM)	N/A	$1 - 1 \times 10^{-7}/h$	1.85 km (1 NM)	N/A	15 s	$1 - 1 \times 10^{-4}/h$ to $1 - 1 \times 10^{-8}/h$	0.99 to 0.99999
Initial approach, Intermediate approach, Non-precision approach (NPA), Departure	220 m (720 ft)	N/A	$1 - 1 \times 10^{-7}/h$	556 m (0.3 NM)	N/A	10 s	$1 - 1 \times 10^{-4}/h$ to $1 - 1 \times 10^{-8}/h$	0.99 to 0.99999
Approach operations with vertical guidance (APV-I)	16.0 m (52 ft)	20 m (66 ft)	$1 - 2 \times 10^{-7}$ in any approach	40 m (130 ft)	50 m (164 ft)	10 s	$1 - 8 \times 10^{-6}$ per 15 s	0.99 to 0.99999
Approach operations with vertical guidance (APV-II)	16.0 m (52 ft)	8.0 m (26 ft)	$1 - 2 \times 10^{-7}$ in any approach	40.0 m (130 ft)	20.0 m (66 ft)	6 s	$1 - 8 \times 10^{-6}$ per 15 s	0.99 to 0.99999
Category I precision approach	16.0 m (52 ft)	6.0 m to 4.0 m (20 ft to 13 ft)	$1 - 2 \times 10^{-7}$ in any approach	40.0 m (130 ft)	15.0 m to 10.0 m (50 ft to 33 ft)	6 s	$1 - 8 \times 10^{-6}$ per 15 s	0.99 to 0.99999

TABLE 2.1 – Exemple d'exigences sur les performances du signal GPS [ICAO-SISPR, 2006]

L'estimation de l'intégrité de la position se concentre quant à elle sur trois valeurs : *Horizontal Protection Level* (HPL), le *Horizontal Alarm Limit* (HAL) et *Horizontal Uncertainty Level* (HUL). Avec leurs équivalents pour l'axe vertical, ils visent à définir une zone de sécurité autour de l'aéronef cohérente avec les couloirs aériens telle que présentée pour le HPL et le VPL en figure 2.8. Le HAL représente l'erreur maximale en position qui peut être acceptée

sans lever une alerte. Elle varie en fonction du mode de navigation requis. Le HUL est une estimation de la borne de l'erreur horizontale actuelle. Il dépend donc de la géométrie de la configuration, des mesures actuelles (i.e. les résidus) et des variances associées. Le HPL représente l'erreur maximale en position **garantie par l'utilisation d'un algorithme de détection de défauts**, tels le RAIM ou les algorithmes utilisés dans les SBAS, et ne dépend donc pas des mesures actuelles. Un HPL peut donc être prédit à partir des éphémérides des satellites et de la trajectoire à suivre.

Dans le cas où le calcul des niveaux de protection ne provient que de la redondance interne des mesures, différentes formules, détaillées en section 2.5.3, ont été proposées pour le HPL et le HUL [Young et al., 1996]. Malgré leurs différences, elles concordent toutes sur l'utilisation du  $HSLOPE_{max}$  multiplié par un terme relatif au biais sur les pseudodistances et éventuellement additionné d'un terme dû aux seuls bruits de mesure. Pour le HUL, ce biais dépend du  $NSSE$  et éventuellement d'une probabilité de non-détection  $\beta$  lorsqu'on calcule le MDB. Pour le HPL, il est indépendant du  $NSSE$  et se réfère à un seuil de détection fixe  $Th$  calculé avec une loi du  $\chi^2$  et une probabilité de fausse alarme  $\alpha$  ou à un MDB calculé en fonction de  $\alpha$  et  $\beta$ .

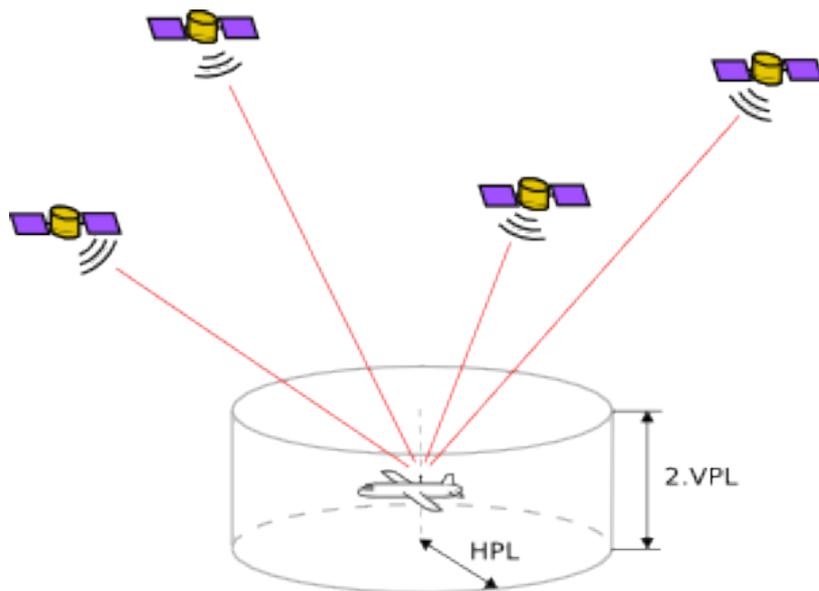


FIGURE 2.8 – Représentation du HPL et du VPL

On distingue quatre relations entre le HUL, le HPL et le HAL, illustrées en figure 2.9 :

- $HUL < HPL < HAL$  : situation normale de fonctionnement ;
- $HUL < HAL < HPL$  : l'algorithme de RAIM n'est pas disponible, c'est-à-dire que le seuil de détection du RAIM ne garantit pas la détection de tous les biais dont l'impact en position est supérieur à HAL ;
- $HPL < HUL < HAL$  : une faute est détectée, mais son impact en position est inférieur à l'erreur maximum acceptable ;
- $HPL < HAL < HUL$  : une faute est détectée et son impact en position est supérieur à l'erreur maximum acceptable.

Dans le cas où le GPS est aidé par un autre système, tel qu'un système de navigation

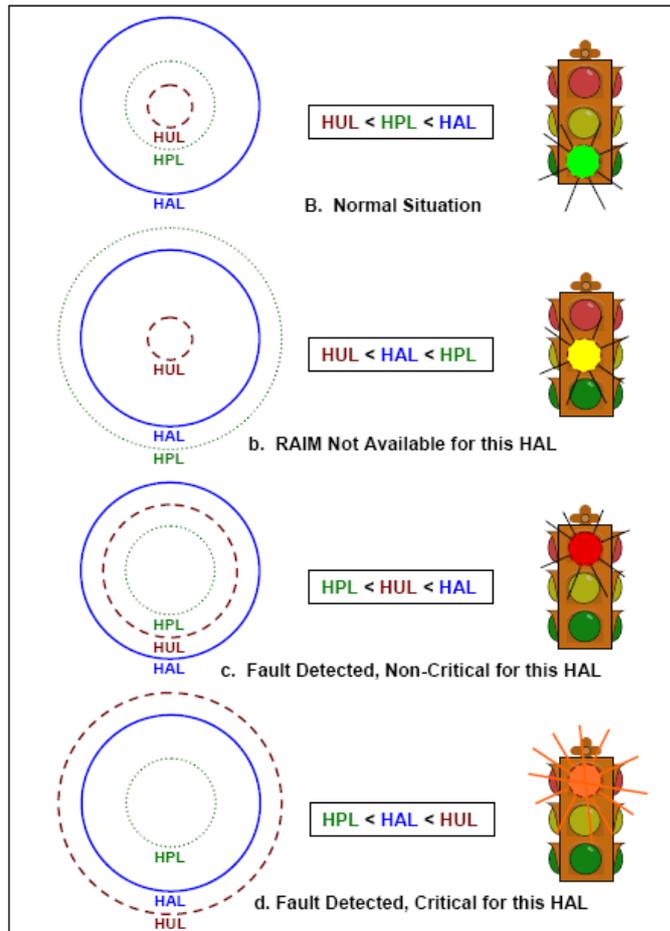


FIGURE 2.9 – Relations entre HUL, HAL et HPL [GPS-SPS, 2008]

inertiel, le calcul du HPL peut être différent. Par exemple, le couplage entre une IMU et le GPS permet de se baser sur la matrice de variance covariance du filtre de Kalman pour estimer le HPL [Lee and O’Laughlin, 1999].

Jusqu’à présent, le point de vue abordé était celui de la détection des défauts au niveau du récepteur GPS. On était donc restreint à l’analyse de la cohérence des mesures prises par le capteur final. La nécessité d’atteindre des modes de navigation plus sécuritaires nécessite des performances de détection supérieures à ce que peut fournir le RAIM. La solution proposée a été le développement des systèmes SBAS qui visent à atteindre les objectifs fixés par l’ICAO pour la réalisation de certaines phases de vol critiques. Ils assurent alors la fonction de FDE et l’algorithme de RAIM n’est plus qu’une solution de secours ou additionnelle, dont l’utilisation conjointe avec le SBAS n’est pas encore normalisée. Les niveaux de protection sont aussi calculés sur les bases des informations délivrées par les SBAS. Par exemple, le système EGNOS fournit des incertitudes sous forme de variances de gaussiennes sur l’ensemble des erreurs qui impactent le calcul de pseudodistance (équation (2.3)), et il suffit de propager ces incertitudes dans l’espace d’état via la matrice  $H^+$  pour calculer le HPL [Pegasus, 2003], [Roturier et al., 2001]. Les niveaux de protection et les calculs de disponibilité tels que définis par l’ICAO s’en trouvent alors améliorés. Certaines applications aéronautiques trouvent alors un système assez intègre pour réaliser des tâches critiques [Waegli and Gil-

liéron, 2003]. Il faut noter qu'aucun gain n'est apporté sur la détection des défauts dus à l'environnement, qui sont prépondérants pour la localisation automobile. En effet, les défauts traités ne sont que des décalages d'horloge des satellites ou des déviations d'orbite dont l'occurrence est marginale, de l'ordre de la dizaine de cas tout au plus par an, par rapport à celle des défauts de multitrajet dans nos cas d'usage.

Bien qu'elle ne soit pas en rapport direct avec le monde aéronautique, on mentionne ici une proposition récente de calcul de niveau de protection qui provient de la société GMV. Celle-ci s'affranchit de l'algorithme de RAIM et de l'hypothèse d'un seul défaut à la fois, en considérant que l'erreur de position est isotrope [Cosmen-Schortmann et al., 2008]. Les niveaux de protection sont calculés en fonction de la configuration des satellites, des variances estimées sur les signaux, de la norme du vecteur des résidus et du "rapport de confiance isotropique". Ce dernier représente une constante de proportionnalité qui relie la norme du vecteur des résidus au vecteur d'erreur de l'estimation de position. Son calcul est réalisé hors ligne et dépend d'un niveau de confiance (une probabilité) et du nombre de satellites. L'approche proposée est intéressante en milieu urbain, car elle permet de s'affranchir de l'hypothèse d'un seul défaut à la fois, cependant les niveaux de protection calculés dans ces mêmes environnements restent très larges et nécessitent d'être améliorés.

## 2.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté les systèmes de localisation pour les véhicules automobiles, des algorithmes de traitement des défauts, le concept d'intégrité de la localisation et le calcul de niveau de protection comme actuellement utilisés dans l'aéronautique.

La localisation des véhicules automobiles, pour des applications d'aide à la conduite, se conçoit principalement dans un référentiel global et nécessite donc d'utiliser le GPS. Cependant, l'environnement urbain provoque des occultations et des réflexions des signaux GPS, ce qui en réduit les performances. Une solution à ce problème est d'hybrider le GPS avec d'autres capteurs et notamment des capteurs proprioceptifs. Dans cette thèse, on se restreindra d'ailleurs aux capteurs déjà présents sur les véhicules ou en passe de l'être rapidement, c'est-à-dire des capteurs odométriques et inertiels. Les données ainsi introduites proviennent de systèmes sécuritaires qui s'assurent en interne de leur validité ; elles peuvent donc être considérées comme sans défaut.

Cet état de l'art a aussi présenté les algorithmes de détection et d'exclusion de défauts. Ceux-ci sont basés sur la théorie mathématique des tests d'hypothèses et peuvent s'appliquer aux perturbations subies par le GPS. Cependant, les algorithmes standard développés actuellement pour le GPS l'ont été pour le domaine aéronautique. Ils s'intéressent donc à des défauts rares et supposent généralement la présence d'un seul défaut. Du fait des contraintes importantes du GPS en environnement urbain (mauvaise configuration, faible redondance, fréquence accrue des défauts due aux multitrajets), ces algorithmes risquent de voir leurs performances se dégrader pour traiter des défauts rencontrés dans le contexte de la localisation des véhicules automobiles. La capacité d'exclure les mesures aberrantes

reste pourtant primordiale pour augmenter l'exactitude de la localisation.

Enfin, le concept d'intégrité a été exposé ainsi que son objectif : quantifier la confiance dans l'estimation de localisation, notamment pour les systèmes critiques. Il a été développé depuis plusieurs années dans le domaine aéronautique et deux mécanismes sont prépondérants pour le mettre en œuvre : la détection des défauts et le calcul de niveaux de protection. Ces derniers servent à se prémunir contre l'impact qu'aurait un défaut non détecté sur l'estimation de position. De par ses objectifs et son mode d'application, le concept d'intégrité répond donc pleinement au besoin, exprimé par les ADAS, d'accroître la fiabilité de la localisation des véhicules automobiles.

Les hybridations du GPS ayant déjà montré qu'elles permettent une amélioration tangible des performances de localisation, on peut supposer qu'il en sera de même pour la détection des défauts et la quantification de l'intégrité. Par conséquent, on propose de défendre la solution suivante tout au long de cette thèse : l'incorporation de données proprioceptives saines en provenance du véhicule dans les algorithmes de FDE et de calcul de niveau de protection doit permettre d'améliorer l'exactitude de la localisation automobile et de quantifier son intégrité.

Dans la suite, on propose donc de développer une stratégie qui se base sur les deux mécanismes mis en œuvre dans l'aéronautique : la détection des défauts et le calcul des niveaux de protection. Le premier est dédié à l'amélioration de l'exactitude tandis que l'intégrité s'appuie conjointement sur les deux processus. Le problème est alors de déterminer comment introduire les données proprioceptives dans ces deux étapes. Le chapitre suivant propose une étude expérimentale des erreurs de localisation du GPS en conditions de conduite urbaine pour déterminer le niveau de fusion de données le plus adapté à mettre en place entre données GPS et données proprioceptives.

---

## Caractérisation des erreurs d'un récepteur GPS embarqué

---

### 3.1 Introduction

Compte tenu du contexte automobile, la localisation et l'intégrité de celle-ci doivent tenir compte de certaines contraintes spécifiques. Ils sont essentiellement de trois natures : l'environnement d'évolution terrestre, le coût des capteurs et la dynamique du véhicule. Les véhicules automobiles traversent des environnements urbains denses où les signaux GPS sont masqués par les immeubles et les rues étroites. Les canyons urbains ainsi formés rendent difficile l'obtention de plus de 6 satellites en vue directe [Hewitson and Wang, 2006], dont la configuration est souvent mauvaise. Les signaux sont aussi réfléchis par différents types de surface, ce qui induit de nombreux multitrajets. La dynamique du véhicule introduit aussi une variation rapide de ces conditions entre deux instants proches. Enfin, le coût des capteurs GPS utilisés a aussi un impact sur les erreurs rencontrées.

On s'intéresse dans ce chapitre à comprendre et déterminer quel est l'impact de l'ensemble de ces facteurs sur la localisation absolue et sur les mesures GPS, à partir d'expériences réelles réalisées avec un véhicule. Cette analyse doit permettre de caractériser les défauts en position et sur les mesures brutes. Elle nous permettra aussi de choisir le niveau de fusion de données le mieux adapté au couplage entre le GPS et les données proprioceptives pour obtenir une localisation exacte et pour faciliter la quantification de son intégrité. En effet, on peut réaliser la fusion soit au niveau des pseudodistances, comme dans un couplage serré, soit au niveau de la position, comme dans un couplage lâche. Dans le premier cas, le FDE exclut des pseudodistances et les niveaux de protection sont calculés à partir des bruits et des résidus sur les pseudodistances. Dans le second cas, le FDE exclut habituellement l'estimation de la position faite par le récepteur GPS.

L'estimation de ces impacts ne peut être réalisée que par une série d'expériences en conditions réelles, qui prend en compte les trois spécificités du domaine automobile cités précédemment et pour laquelle un système de référence permet d'obtenir une mesure précise de la trajectoire pour caractériser les erreurs.

Ce chapitre est organisé comme suit. Il débute par un classement des différents environnements cibles en fonction des constructions rencontrées et du réseau routier. Des cas d'usage ont ensuite été choisis pour concrétiser ce classement. La plateforme expérimentale développée pour l'évaluation des performances est ensuite détaillée. Une première série de tests établit les performances en termes de localisation absolue calculée en interne par des récepteurs GPS à bas coût. À la suite de quoi une deuxième série de tests détermine les erreurs rencontrées au niveau des mesures GPS brutes : les mesures de Doppler et de pseudodistances. L'analyse de ces résultats est ensuite discutée, à partir de laquelle le niveau de fusion de données (le couplage) le plus adéquat est choisi.

## 3.2 Cas d'usage

Les zones urbaines représentent les environnements les plus difficiles pour les récepteurs GPS. Cependant, il ne faut pas se focaliser seulement sur celles-ci et il est nécessaire d'évaluer les erreurs des récepteurs GPS dans tous les environnements. De même, il faudra faire attention à ce que les solutions envisagées pour améliorer les performances en conditions urbaines ne nuisent pas aux performances dans les autres cas d'usage. Cette diversité a été appréhendée en réalisant un classement qui tient compte de la dynamique du véhicule à travers ces environnements et de la difficulté de réception des signaux GPS. Une dizaine de trajectoires de test, qui comprennent des contextes ruraux, périurbains, urbains et des cas spéciaux, a ensuite été définie [Ibañez-Guzmán et al., 2008]. Elles sont la base des essais présentés dans la suite de ce chapitre, mais aussi des tests de performance pour les algorithmes proposés dans les chapitres 4 et 5. Bien que la diversité des environnements considérés ait mené à dénombrer une dizaine de cas d'usage, l'utilisation courante des véhicules automobiles peut être résumée à travers quatre cas principaux. Seuls ceux-ci sont donc présentés en détail dans cette section.

Le premier cas d'usage correspond à un cas "idéal" pour la réception des signaux GPS : une trajectoire sans obstacles ni perturbations pour la réception des signaux. Un parcours sur le plateau de Saclay a donc été choisi et ses caractéristiques sont décrites dans le tableau 3.1. Les récepteurs GPS peuvent ainsi être testés dans des conditions optimales.

Dans les pays européens, les environnements urbains qui présentent des difficultés pour le GPS peuvent se classer en trois catégories, qui représentent les trois cas d'usage suivants.

Les centres urbains historiques, tels que ceux réalisés au 19<sup>ème</sup> siècle par les grands travaux d'Hausmann, présentent des immeubles de quatre à cinq étages qui comprennent assez peu de matériaux réflecteurs. La difficulté provient donc de l'étroitesse des rues, comme dans le cas d'usage de Versailles décrit dans le tableau 3.2. Peu de signaux sont alors en vue directe et la configuration satellitaire est donc dégradée.

---

Nom du cas d'usage	Environnement ouvert
Objectifs	Tester les performances de localisation dans un environnement sans perturbation ni occultation
Justification	L'absence d'obstacles ou de sources de réflexions à proximité du récepteur GPS évite l'occultation des signaux et la survenue de multitrajets. Du point de vue d'un récepteur GPS, l'environnement est donc similaire à celui rencontré dans le domaine aéronautique. La différence majeure réside donc dans la dynamique du mobile.
Parcours de référence	Trajet de 6 km sur le plateau de Saclay (France), illustré en figure 3.1.
Description de l'environnement	Les voies de circulation traversent des champs et sont majoritairement composées de lignes droites
Conditions de circulation	La vitesse maximum autorisée est de 90 km/h.

---

TABLE 3.1 – Caractéristiques du cas d'usage 1 : Environnement ouvert

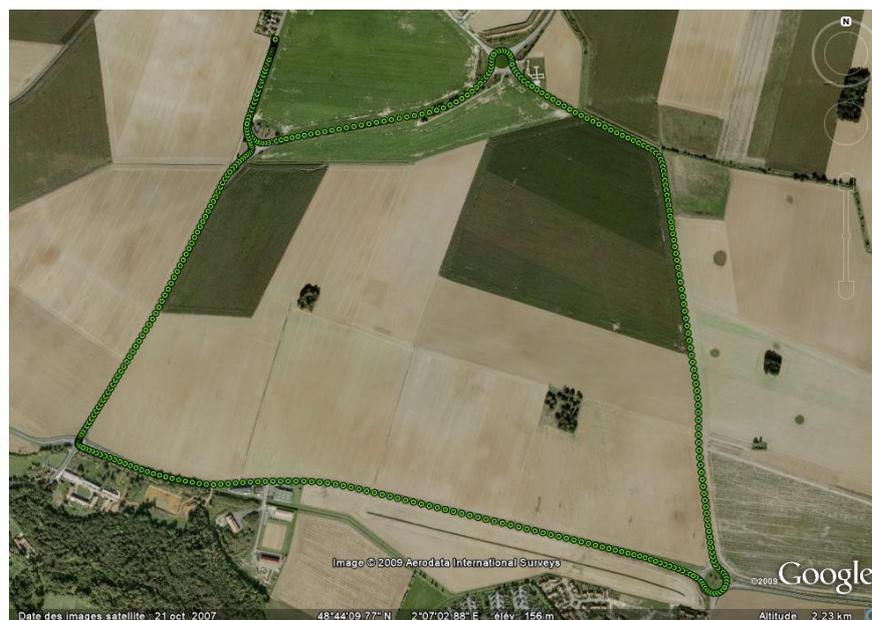


FIGURE 3.1 – Vue satellitaire du cas d'usage 1 au Plateau de Saclay

Nom du cas d'usage	Centre urbain historique
Objectifs	Tester les performances de localisation dans un centre urbain typique des grandes villes historiques européennes.
Justification	L'entrelacement d'axes en ligne droite, de différentes largeurs, provient des grands travaux Haussmanniens du 19 <sup>ème</sup> siècle, typiques du centre des grandes métropoles européennes. Les larges avenues donnent une très bonne vue satellitaire, mais sont bordées d'arbres tandis que les rues plus étroites provoquent de nombreux masquages. Les matériaux de construction anciens présentent peu de sources de réflexion. L'intersection des axes ne privilégie pas un angle particulier.
Parcours de référence	Trajet de 2,8 km dans la ville de Versailles (France), illustré en figure 3.2.
Description de l'environnement	Il est composé de trois axes différents : une large avenue en ligne droite à double sens de 1 km de long, bordée d'arbres et de contre-allées ; une rue à double sens légèrement en descente avec une largeur entre immeubles d'environ 20 mètres ; une ruelle à 1 voie de circulation, bordée de places de parking avec une largeur entre immeubles inférieure à 10 m. Les immeubles qui longent les voies sont en moyenne de 4 étages.
Conditions de circulation	La vitesse maximum autorisée est de 50 km/h. Des feux tricolores sont présents sur quelques voies.

---

TABLE 3.2 – Caractéristiques du cas d'usage 2 : Centre urbain historique



FIGURE 3.2 – Vue satellitaire du cas d'usage 2 à Versailles

Une deuxième catégorie de centres urbains correspond à des constructions plus récentes, souvent avec des façades en verre, sources de réflexions, mais dont la taille et l'agencement sont similaires à ceux des centres urbains historiques. La différence avec le cas d'usage précédent réside donc dans la quantité et la fréquence des multitrajets, le nombre de satellites en vue et la configuration satellitaire étant semblables. Cet environnement est représenté par le cas d'usage de Saint-Quentin-en-Yvelines (France), qui est une ville nouvelle développée dans les années 1960. Les détails du cas d'usage sont formulés dans le tableau 3.3. On portera un intérêt particulier à une zone de la trajectoire qui contient une place ovale entourée d'immeubles. La forme et la hauteur des bâtiments, qui peuvent être vus en figure 3.3, rendent la localisation particulièrement ardue au sein de cette place.



(a) Vue satellitaire avec la trajectoire de référence



(b) Photographie prise à l'intérieur de la place ovale

FIGURE 3.3 – Détails de la place ovale

Le quatrième et dernier cas d'usage correspond à l'environnement urbain le plus critique pour les véhicules automobiles : les récents quartiers d'affaires où ont poussé des tours de plusieurs dizaines d'étages. Ces *buildings* occultent même les signaux des satellites dont l'élévation peut être proche du zénith. Leurs surfaces vitrées réfléchissent les signaux GPS. Un exemple typique est le quartier d'affaire de la Défense à Puteaux (France). Il présente en plus la difficulté de posséder un réseau routier complexe, entouré par une rocade présentant donc de nombreux virages mais aussi des pentes et un tunnel.

D'autres cas d'usage, moins pertinents et donc non détaillés ici, comprennent des voies rapides limitées à 130 km/h, la traversée de zones boisées où le feuillage dégrade la réception des signaux satellites, des entrées et des sorties de tunnels rectilignes et courbes. Leurs caractéristiques et les résultats associés seront présentés au besoin.

Nom du cas d'usage	Agglomération urbaine moderne
Objectifs	Tester les performances de localisation dans un environnement urbain correspondant aux villes nouvelles de la seconde partie du 20 <sup>ème</sup> siècle.
Justification	Les centres urbains récents présentent des constructions élevées, qui occultent les signaux satellitaires. Les matériaux utilisés sont sources de nombreuses réflexions. Les croisements sont régulés par des feux tricolores, qui entraînent de longs arrêts, et des ronds-points dont la traversée induit une dynamique spécifique pour les véhicules automobiles.
Parcours de référence	Trajet de 3,3 km dans la ville de Saint-Quentin-en-Yvelines (France), tel qu'illustré en figure 3.4.
Description de l'environnement	Le parcours se compose de l'arrivée vers le centre urbain via un axe majeur non rectiligne, suivi d'un axe en ligne droite qui mène à une place ovale où le véhicule fait demi-tour. Sur ce dernier axe, les bâtiments sont de plus en plus proches de la voie de circulation au fur et à mesure qu'on se rapproche de la place ovale et la largeur de la route diminue. Les bâtiments ont une hauteur minimum de 5 étages et présentent de grandes façades vitrées.
Conditions de circulation	La vitesse maximum autorisée est de 50 km/h. Des feux tricolores et des ronds-points sont présents.

---

TABLE 3.3 – Caractéristiques du cas d'usage 3 : Agglomération urbaine moderne

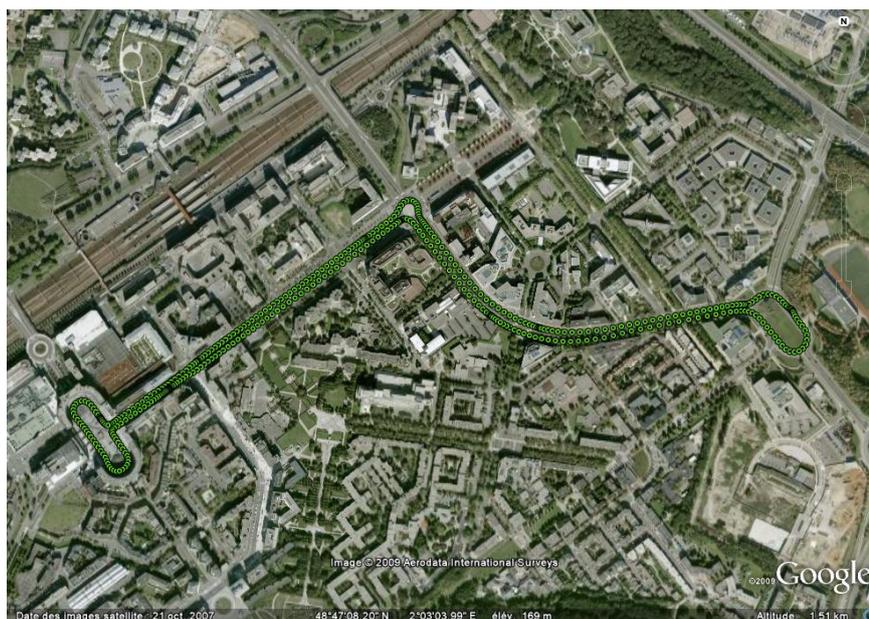


FIGURE 3.4 – Vue satellitaire du cas d'usage 3 à Saint-Quentin-en-Yvelines

Nom du cas d'usage	Urbain complexe
Objectifs	Tester les performances de localisation dans un environnement urbain complexe, qui représente un des pires cas pour la localisation automobile.
Justification	Les quartiers d'affaires représentent les cas les plus difficiles pour la localisation automobile du fait de la hauteur des immeubles, des grandes surfaces vitrées, et de la complexité du réseau routier. L'environnement est particulièrement inadapté à la réception des signaux GPS, car très peu de satellites sont en vue directe et le nombre de signaux réfléchis est élevé. Les trajectoires du réseau routier sollicitent énormément les modèles de dynamique véhicule et les capteurs proprioceptifs.
Parcours de référence	Trajet de 6,5 km dans le quartier d'affaire de La Défense à Puteaux (France), tel qu'illustré en figure 3.5 par une photographie satellite, en figure 3.6 par une photographie de l'environnement.
Description de l'environnement	Le parcours comprend l'arrivée vers le quartier d'affaires par un axe majeur en ligne droite. Une voie de circulation à trois ou quatre voies et à sens unique est ensuite empruntée, elle forme une rocade autour du quartier d'affaires qui comprend de fortes pentes et emprunte un tunnel. Les bâtiments ont une hauteur de plusieurs dizaines d'étages et présentent de grandes façades vitrées.
Conditions de circulation	La vitesse maximum autorisée varie de 70 à 50 km/h. Les intersections sont réglées par des feux tricolores ou des échangeurs routiers complexes.

TABLE 3.4 – Caractéristiques du cas d'usage 4 : Urbain complexe

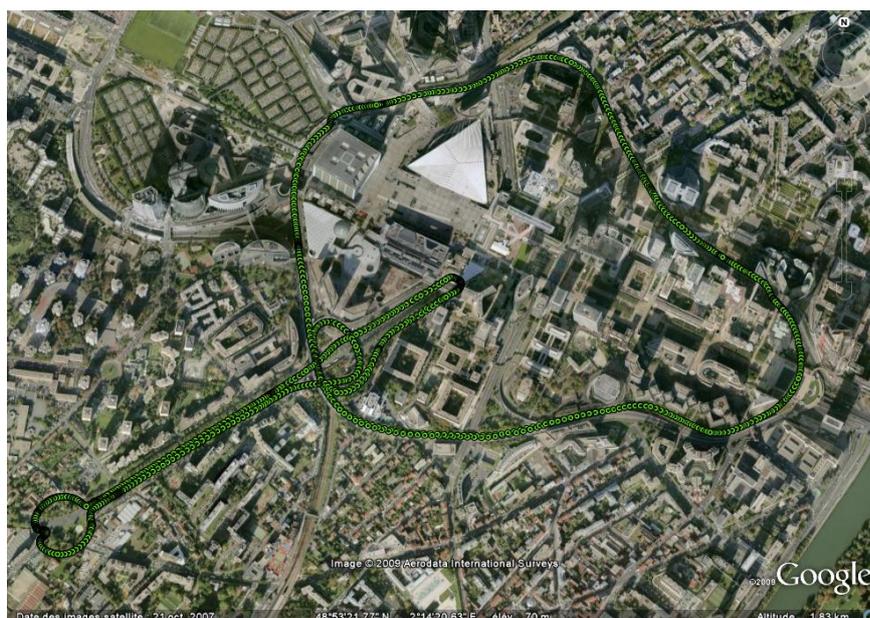


FIGURE 3.5 – Vue satellitaire du cas d'usage 4, quartier de La Défense, ville de Puteaux



FIGURE 3.6 – Photographie de l'environnement du cas d'usage 4 au quartier de La Défense, ville de Puteaux

## 3.3 Équipement expérimental

L'ensemble des tests est réalisé à l'aide d'un véhicule de série de la gamme Renault, équipé avec des matériels spécifiques pour l'enregistrement des données et l'estimation d'une référence de positionnement. Ce matériel est complété par des suites logicielles nécessaires au traitement hors ligne des données enregistrées.

### 3.3.1 Véhicule d'essais

Le véhicule d'essai est un Espace IV de marque Renault équipé d'un système de navigation Carminat qui contient son propre récepteur GPS relié à une antenne extérieure. Les données en transit sur le bus de communication *Controller Area Network* (CAN) sont accessibles via une prise dédiée. Il est donc possible d'enregistrer les mesures effectuées par les capteurs de série, tels que les odomètres, le gyromètre de lacet... Les capteurs, présents sur le véhicule et qui ont un intérêt pour la localisation, sont présentés en annexe G. Le véhicule est aussi équipé de deux ordinateurs, l'un destiné à la gestion des appareils de mesure et l'autre dédié à l'enregistrement de l'ensemble des données. Les données qui ne sont pas directement horodatées par les capteurs sont enregistrées en utilisant le *middleware* RT-Maps [RTMaps, 2009]. Ce logiciel permet l'enregistrement et l'horodatage des données par rapport à l'horloge du PC puis leur rejeu hors ligne selon la même chronologie.

Le véhicule est aussi équipé de récepteurs GPS de type automobile et d'un équipement de référence de la position du véhicule, dont les caractéristiques sont expliquées dans les sections suivantes. La figure 3.7 présente un schéma bloc de l'ensemble des équipements embarqués sur le véhicule.

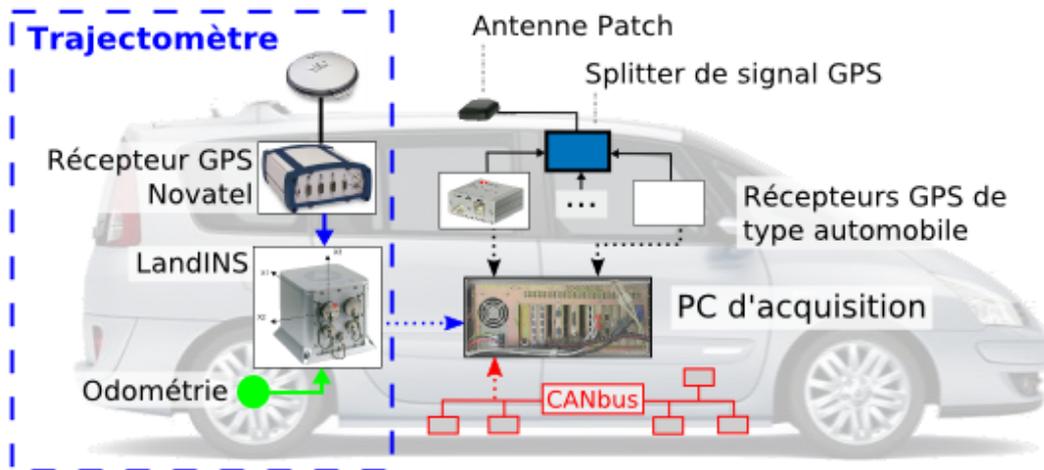


FIGURE 3.7 – Schéma bloc des équipements présents dans le véhicule de test

### 3.3.2 Équipement de mesure de la vérité terrain

La position exacte du véhicule est mesurée par un système de trajectométrie de grande précision embarqué dans le véhicule et qu'on nommera "trajectomètre". Les estimations sont ensuite améliorées jusqu'à atteindre une exactitude centimétrique en appliquant des techniques de post-traitement. La trajectoire de référence ainsi calculée est dénommée ci-après "vérité terrain". C'est elle qui permet de mesurer les erreurs lors de tous les essais réalisés, et fait donc foi pour estimer les performances des systèmes testés et des systèmes développés.

Le "trajectomètre" est un système de positionnement basé sur les technologies inertielles, commercialisé sous le nom de LandINS par la société IXSEA (France) [LandINS, 2009]. Il consiste en un couplage lâche entre une centrale inertielle à composants liés, un récepteur GPS et l'odométrie du véhicule. L'IMU, dont le système de coordonnées est exposé en figure 3.8, comprend trois accéléromètres à pendule et trois gyromètres à fibre optique. Il est ainsi possible d'atteindre avec cette seule centrale une exactitude inférieure au mètre en temps réel après plusieurs minutes de navigation purement inertielle sur route [Bé-taille et al., 2008]. Pour atteindre une exactitude décimétrique ou centimétrique en post-traitement, il est nécessaire d'enregistrer la dynamique du véhicule en utilisant l'IMU à une fréquence de 100 Hz ainsi que les mesures brutes du récepteur GPS. Ce dernier est un récepteur bifréquence de marque Novatel, qui fournit les données brutes de code et de phase.

Lorsque l'utilisation du post-traitement est envisagée, toutes les données utilisées dans le calcul doivent atteindre un niveau de exactitude identique. Par conséquent, des données GPS de référence sont enregistrées pendant l'essai à partir d'une station GPS fixe appartenant au Réseau GPS Permanent (RGP), à proximité de la zone d'essai. Cela permet de calculer une première trajectoire GPS en *Post Processed Kinematic* (PPK). Les relations spatiales entre la LandINS, l'antenne du GPS et la caisse du véhicule doivent aussi atteindre une justesse suffisante, et elles ont donc été mesurées avec une exactitude sub-centimétrique à l'aide d'une station totale. Dernier point, l'odomètre utilisé par le système LandINS a été

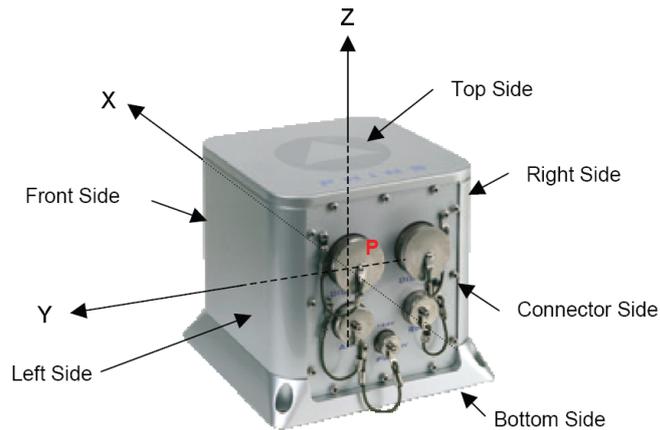


FIGURE 3.8 – Système de coordonnées de la LandINS

calibré à une vitesse constante sur une ligne droite de 1 km. Toutes ces données sont horodatées en temps GPS, de façon à pouvoir les fusionner en post-traitement.

#### 3.3.3 Post-traitement

Le post-traitement permet la reconstruction de la trajectoire du véhicule en utilisant les mesures enregistrées pendant les essais. A l'aide du logiciel "*Inertial Explorer*", développé par la société Novatel (Canada) [Inertial Explorer, 2009], les données des 6 degrés de liberté de l'IMU sont intégrées avec les informations GNSS post-traitées, sur la base d'un couplage serré et d'un algorithme nommé *Advance Real Time Kinematic (ARTK)*, qui résout le problème des ambiguïtés entières de phase. Ceci garantit que l'erreur de position en présence de multitrajets (ou quand les satellites en vue sont masqués) est limitée à 20 centimètres au regard de nos conditions expérimentales. Ceci constitue une réduction conséquente de l'erreur par rapport à la solution temps réel.

#### 3.3.4 Récepteurs GPS de type automobile

Les récepteurs GPS testés sont tous de type automobile. Quatre d'entre eux proviennent de kits d'évaluation fournis par des équipementiers majeurs et un cinquième est issu du système de navigation du véhicule d'essai. Quatre récepteurs étaient branchés sur la même antenne via un *splitter* de signal GPS. Ils reçoivent ainsi le même signal RF et sont soumis aux mêmes perturbations. Seul le récepteur intégré au système de navigation utilise une antenne différente à cause de contraintes de connexion. Les positions calculées par ces récepteurs ont été enregistrées au format NMEA 0183 [NMEA, 2009].

Les marques des récepteurs seront gardées confidentielles et ils seront désignés par un code couleur : Turquoise, Blanc, Rouge, Vert et Magenta. Les caractéristiques techniques définies par les constructeurs présentent de nombreuses similarités. Elles annoncent toutes 2,5 m de justesse (*accuracy*) en environnement extérieur. La sensibilité en *tracking* varie entre -150 et -160 dBm et le récepteur Magenta se présente comme un récepteur à "haute

sensibilité”. La ré-acquisition du signal en mode *Hot Start* est annoncée à moins de 1 s pour tous les récepteurs.

## 3.4 Performance en localisation absolue de récepteurs GPS de type automobile

La pertinence du couplage lâche pour la localisation et pour le FDE dépend fortement des performances en localisation absolue des récepteurs GPS. Cette section vise à estimer et analyser les performances des récepteurs présentés dans la section précédente [Ibañez-Guzmán et al., 2008], d’après les cas d’usage définis en section 3.2. Les critères d’évaluation des performances sont présentés, suivis d’une analyse des résultats.

### 3.4.1 Critères d’évaluation

L’évaluation des performances d’un récepteur GPS peut faire appel à différentes variables discrètes ou continues concernant la réception des signaux ou l’estimation de position. Au vu du matériel disponible, des données accessibles en provenance des récepteurs et de nos objectifs, l’évaluation s’est limitée aux erreurs sur la position estimée. C’est la vérité terrain qui sert alors de référence pour estimer les erreurs de chaque récepteur.

Deux types d’analyse ont été envisagés : l’une statistique et l’autre contextuelle. La première permet de représenter l’occurrence des erreurs en fonction de leur amplitude et de vérifier le respect des moments statistiques annoncés par les fabricants. Comme l’altitude n’est pas une composante principale pour la localisation automobile, l’analyse s’est cantonnée aux erreurs dans le plan horizontal. De même, une analyse de l’erreur selon les axes Nord et Est est peu pertinente et il est préférable de se référer à l’erreur en fonction du repère du véhicule. Ainsi, un repère “avant, gauche, haut” (*forward, left, up*) a été choisi, car il permet une expression pertinente des erreurs pour des applications automobiles : l’erreur sur l’axe longitudinal modifie par exemple la distance estimée jusqu’à la prochaine intersection ; l’erreur sur l’axe transversal peut entraîner un appariement sur une route parallèle. Le deuxième type d’analyse est contextuel, c’est-à-dire dépendant de l’environnement à proximité. Grâce au logiciel *Google Earth* développé par la société “Google Inc” (USA), les trajectoires estimées et la trajectoire de référence sont affichées en surimpression sur une image satellitaire. Les erreurs sont alors interprétées au regard des bâtiments à proximité ou d’un environnement particulier.

### 3.4.2 Résultats

Pour le cas d’usage 1 (plateau de Saclay), les résultats sont en accord avec les caractéristiques techniques des équipements. Comme le montre les figures 3.9b et 3.9c, le biais  $\mu$  sur les axes longitudinal et transversal est inférieur à 1 m et l’écart type  $\sigma$  inférieur à 3 m. La figure 3.9a montre les estimations de position des récepteurs à 1 Hz, représentées par les

cercles de différentes couleurs, et l'estimation de la vérité terrain à 10 Hz, représentée par les croix jaunes. Une observation préliminaire de cette dernière figure laisse penser que les résultats sont similaires, mais l'analyse statistique démontre de légères différences entre les récepteurs GPS, notamment l'adéquation de l'erreur observée avec une loi gaussienne. Ceci peut avoir un impact sur les processus de fusion de données qui se basent souvent sur cette hypothèse.

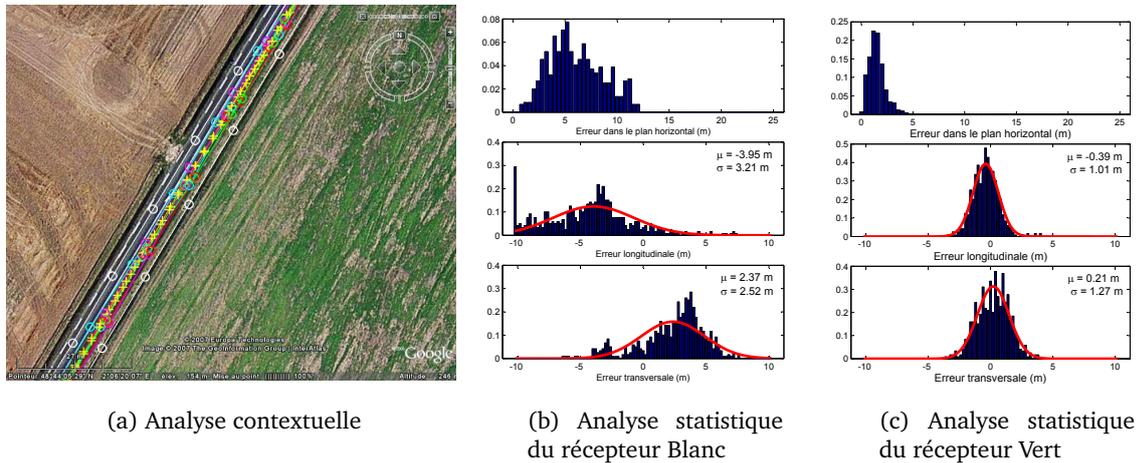


FIGURE 3.9 – Résultats pour le cas d'usage 1 : Plateau de Saclay

Les performances sont dégradées pour les environnements urbains du fait des multitrajets et de la mauvaise configuration satellitaire. Le scénario de Saint-Quentin-en-Yvelines en figure 3.10 montre les conséquences de ce type d'environnement sur les trajectoires estimées par les récepteurs. Un multitrajet pris en compte par un récepteur peut entraîner un biais dans la position qui est ensuite propagé sur une longue distance par les algorithmes internes d'estimation. Ainsi, le récepteur Blanc maintient un biais de 30 m pendant 500 m comme le montre la figure 3.10a. La figure 3.10b se focalise sur l'environnement encore plus contraint que représente la place ovale. La position estimée par certains récepteurs devient quasi aléatoire et des sauts de plus de 45 m peuvent être observés (récepteur Turquoise).

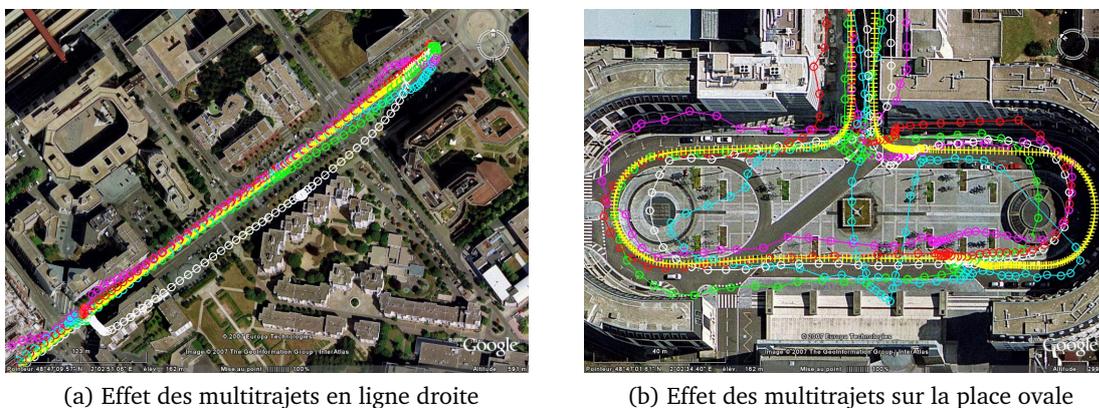


FIGURE 3.10 – Résultats contextuels pour le cas d'usage 3 : Saint-Quentin-en-Yvelines

La différence de performance observée entre les récepteurs lors de l'analyse des trajec-

toires est confirmée par l'étude de l'erreur statistique. La figure 3.11 présente la répartition des erreurs pour trois récepteurs. La principale différence est "l'étalement" de l'erreur horizontale. L'erreur maximale du récepteur Vert ne dépasse pas les 25 m, alors que celle du récepteur Magenta atteint 35 m. Le spectre des erreurs du récepteur Blanc "s'étale", c'est-à-dire que l'occurrence des erreurs de forte amplitude augmente. Or, c'est justement le nombre de ces erreurs de grande amplitude (au regard de l'exactitude annoncée) qui pose problème et qui témoigne du manque d'intégrité. Il faut d'ailleurs noter que les indicateurs de confiance proposés par les récepteurs (quand ils sont disponibles), tels que le DOP ou la variance de l'erreur d'estimation, ne témoignent pas de ces erreurs de grande amplitude. Malgré les occultations, des signaux réfléchis sont souvent captés et les pseudodistances correspondantes sont mesurées et utilisées dans le calcul de la position. Le récepteur estime donc être en présence d'une bonne configuration satellitaire et pense avoir une bonne confiance dans ses sorties, alors qu'elles sont erronées. L'utilisation d'une telle information de localisation pour des applications sécuritaires est donc problématique.

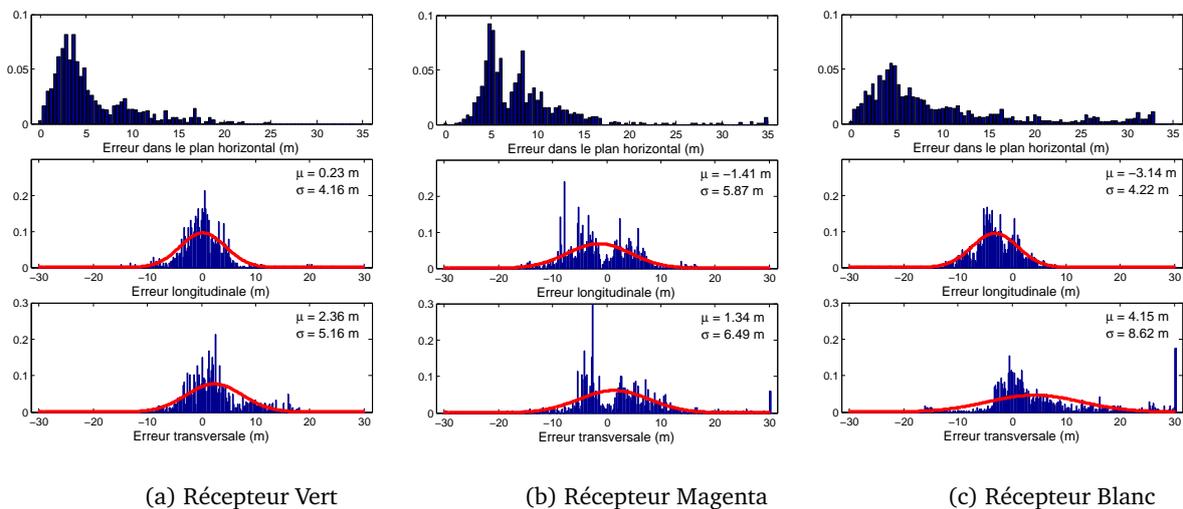
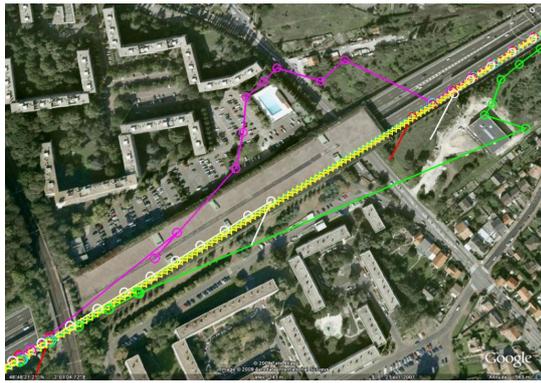
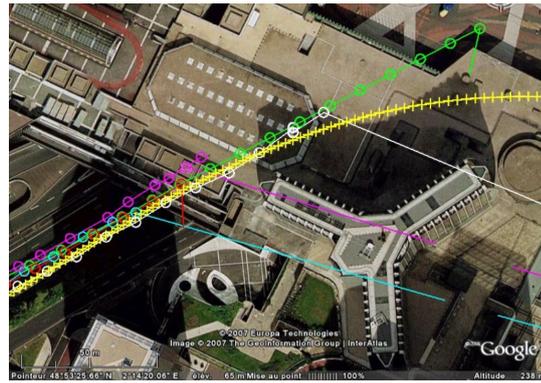


FIGURE 3.11 – Résultats statistiques pour le cas d'usage 3 : Saint Quentin en Yvelines

D'autres informations intéressantes peuvent être extraites de cas d'usage spécifiques, différents des quatre cas détaillés en section 3.2. Par exemple, la localisation en rond-point semble subir un phénomène de "survirage" tel que représenté en figure 3.12c. Celui-ci est probablement dû aux méthodes de filtrage employées et notamment aux modèles véhicules dont la vitesse de lacet est "limitée" par le filtre. La traversée de tunnels est aussi un cas où les récepteurs GPS peuvent rencontrer des difficultés. La figure 3.12a expose le cas du tunnel de 300 m de long sur l'autoroute A12 où certains récepteurs ont des difficultés à fournir de bonnes positions en sortie du tunnel. On remarquera le comportement du récepteur Magenta (annoncé comme un récepteur haute sensibilité) qui capte des signaux réfléchis dans le tunnel et qui en ressort des positions aberrantes. Enfin, le cas d'un tunnel, comme celui présent à la Défense en figure 3.12b, démontre l'utilisation de modèles de déplacement des véhicules dans les processus de localisation, car certains récepteurs continuent d'afficher une position qui se poursuit en ligne droite alors que le véhicule a déjà tourné.



(a) Tunnel de l'autoroute A12



(b) Tunnel courbe à la Défense



(c) Grand rond point

FIGURE 3.12 – Résultats contextuels pour divers cas d'usage spécifiques, comprenant la trajectoire de référence (croix jaunes) et les trajectoires des 5 récepteurs testés (ronds multi-couleurs)

#### 3.4.3 Discussion

Les résultats obtenus ont démontré que les performances annoncées par les fournisseurs de récepteurs GPS ne sont atteintes que dans des conditions idéales, c'est-à-dire lorsque la constellation satellitaire en vue directe est maximale. Les tests en milieu urbain ont souligné qu'il était très difficile de prédire l'erreur effective de localisation et que les quelques indicateurs fournis par les récepteurs n'étaient pas pertinents. Les cas d'usage spécifiques ont mis en avant l'impact des modèles de déplacement véhicule utilisés pour affiner la localisation. Ceux-ci peuvent aussi bien améliorer l'exactitude à certains moments que la dégrader à d'autres, ce qui rend encore plus imprévisibles les performances.

Les conséquences des remarques du paragraphe précédent doivent maintenant être tirées au regard des algorithmes de détection et d'exclusion de défauts. La faible pertinence des indicateurs de confiance fournis rend difficile la détermination des cas où la position est en défaut, la notion de défaut se définissant justement par une erreur supérieure à l'exactitude courante ou annoncée. Au vu du pourcentage de temps important pendant lequel la position est en défaut, une fusion de données au niveau de la position ferait majoritairement reposer l'exactitude de la localisation et son intégrité sur les capteurs proprioceptifs. Concernant l'exactitude de la localisation, on connaît la dérive inhérente à tous les capteurs

proprioceptifs. Pour l'intégrité, ceci risquerait de mener à une refondation profonde des algorithmes d'intégrité, alors qu'on vise seulement l'ajout des informations proprioceptives aux informations GPS et l'adaptation des algorithmes déjà existants. Enfin, l'utilisation de modèles de véhicule dans les algorithmes intégrés aux récepteurs pourrait se trouver en incohérence avec ceux introduits pour les mesures proprioceptives. Une telle éventualité est difficilement compatible avec le concept d'intégrité. En conséquence, l'idée d'une fusion de données entre la position GPS et les capteurs proprioceptifs semble être peu appropriée.

D'un point de vue pratique, les essais ont permis de déterminer le récepteur à utiliser pour la suite des tests : le modèle AEK-4T produit par la société u-blox. Celui-ci a été choisi en fonction de ses performances mais aussi des données accessibles et de ses interfaces. La pertinence des cas d'usages choisis a aussi pu être vérifiée, au vu des erreurs de localisation rencontrées. Enfin, les performances du système de mesure de la vérité terrain ont été validées.

### 3.5 Caractérisation des erreurs sur les mesures GPS brutes

La deuxième série d'essais a pour objectif de juger de la pertinence du couplage serré et de l'application des algorithmes de FDE à celui-ci. Elle se base donc sur l'observation des erreurs rencontrées sur les pseudodistances et les mesures de Doppler dans les conditions spécifiques évoquées précédemment.

L'effet des multitrajets sur les récepteurs GPS a été étudié à différents niveaux, mais l'aspect traitement du signal a souvent été privilégié. Les conséquences d'un trajet direct plus un trajet réfléchi sur les mesures de pseudodistance et les mesures de phase ont été principalement étudiées [Van Nee, 1992], [Kelly et al., 2003]. Des simulations ont aussi été mises en œuvre pour aborder le sujet [Hannah, 2001], [Moura and Castets, 2008]. Les cas d'étude sur des mesures réelles ont quant à eux été majoritairement restreints à des récepteurs fixes. L'étude présentée ici se concentre sur le contexte automobile, c'est-à-dire le cas d'un récepteur embarqué sur un véhicule automobile qui se déplace dans des conditions standard de trafic à l'intérieur d'une zone urbaine. Cette analyse peut donc être considérée comme propre aux véhicules automobiles et se focalise sur les erreurs de mesure en sortie du récepteur GPS dans ce type d'environnement [Le Marchand et al., 2009b].

Les résultats sont principalement issus du cas d'usage 3 "Agglomération urbaine moderne". Le récepteur GPS utilisé est le u-blox AEK-4T, présenté ci-après. Deux exemplaires étaient présents dans le véhicule, l'un cadencé à 1 Hz et l'autre à 10 Hz afin d'observer d'éventuelles différences de réponse aux perturbations en fonction de la configuration. Deux nouvelles méthodes pour l'observation des multitrajets dans ce cadre fortement dynamique ont été développées. Elles concernent à la fois les mesures de Doppler et celles de pseudodistance. Les résultats sont présentés selon une échelle temporelle et une analyse 3D facilite leur interprétation.

#### 3.5.1 Récepteur testé

A la suite de la première série d'expériences, le récepteur AEK-4T [U-blox LEA4, 2009], produit par la société u-blox (Suisse) et représenté en figure 3.13 a été sélectionné du fait des données accessibles et de ses performances. Ce modèle fournit les données brutes mesurées, à savoir les mesures de pseudodistance, de phase, de Doppler ainsi que le rapport signal sur bruit (SNR pour *Signal Noise Ratio*). La fréquence d'acquisition des données est configurable de 1 à 10 Hz et les données sont transférées par un port série ou USB. Le signal de synchronisation PPS (*Pulse Per Second*) est transmis à une fréquence de 1 Hz via une broche du port série. Les données d'éphémérides transmises par les satellites peuvent aussi être enregistrées, tout comme les données en provenance des SBAS.



FIGURE 3.13 – Récepteur u-blox AEK-4T [U-blox LEA4, 2009]

#### 3.5.2 Méthodes expérimentales

Deux méthodes sont proposées pour caractériser les multitrajets reçus par un récepteur GPS embarqué sur une plateforme mobile qui traverse une zone urbaine dense. Elles s'intéressent à l'effet des multitrajets sur les mesures de pseudodistance. Ces deux méthodes sont basées sur un ensemble d'hypothèses, associées à une modélisation commune des erreurs de pseudodistance et à un enregistrement de la trajectoire assez précis au regard des erreurs à observer.

Plusieurs modèles de pseudodistance ont été proposés dans la littérature [Kaplan, 1996]. Leurs différences résident dans la complexité des représentations des phénomènes physiques qui sont impliqués dans la propagation du signal. Le modèle doit être en adéquation avec la précision du récepteur testé. Par conséquent, le modèle de pseudodistance est limité à celui présenté en section 2.3.2.a dans l'équation (2.3). L'index  $u$  représente le récepteur et sera remplacé par  $v$  pour celui du véhicule et par  $b$  pour celui d'une base fixe (dans la méthode différentielle). Les bruits ionosphériques et troposphériques seront regroupés sous le terme de bruits atmosphériques  $\Delta atmo$ , ce qui mène à :

$$\rho_i^u = dist_i^u + c.dt^u + c.dt_i + \Delta atmo_i^u + \Delta m_i^u + \nu_i^u \quad (3.1)$$

Après avoir présenté les deux méthodes, une troisième section discute de leur applicabilité aux erreurs de Doppler.

### 3.5.2.a Méthode autonome

Dans le but d'estimer l'amplitude des seuls multitrajets et de retirer les autres effets, la première méthode s'appuie sur les hypothèses qui suivent. La pertinence de ces hypothèses sera discutée à la vue des résultats.

1. La position réelle de l'antenne GPS du véhicule peut être mesurée avec une justesse d'un demi-mètre pendant toute la trajectoire, ainsi  $dist_i^v$  est considérée connue ;
2. La correction de l'horloge du satellite  $c.dt_i$  transmise par les données GPS est considérée parfaite ;
3. La modélisation standard des erreurs atmosphériques  $\Delta atmo_i^v$  est considérée parfaite ;
4. On suppose qu'au moins un des satellites n'est pas impacté par les multitrajets à chaque époque de la trajectoire :  $\exists i$  tel que  $\Delta m_i^v = 0$ .

L'estimation de l'amplitude des multitrajets est alors décomposée en 4 étapes, dont un exemple est donné en annexe D.1 :

La première étape consiste en la réalisation d'une estimation grossière du décalage de l'horloge du récepteur. Le problème de la localisation par GPS est habituellement résolu en appliquant une méthode de moindres carrés basée sur la linéarisation de la fonction d'observation  $h$  définie par l'équation (2.1) :

$$\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \vdots \\ \rho_N \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ c.dt^v \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Du fait de la première hypothèse,  $x$ ,  $y$  et  $z$  sont connus, donc la distance  $dist_i^u$  peut être obtenue pour chaque satellite. Une première estimation du décalage d'horloge du récepteur est calculée en moyennant les erreurs résiduelles, selon la formule :

$$c.\hat{dt}^v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\rho_i^v - dist_i^v) \quad (3.3)$$

où  $N$  est le nombre de satellites. Si on prend en compte la seconde et la troisième hypothèse, l'estimation calculée avec la formule précédente est fonction du vrai décalage d'horloge et d'un "bruit" qui contient les bruits de réception et les multitrajets :

$$c.\hat{dt}^v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (c.dt^v + \Delta m_i^v + \nu_i^v) = c.dt^v + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Delta m_i^v + \nu_i^v) \quad (3.4)$$

Dans une seconde étape, un sous-ensemble de satellites non impactés par les multitrajets doit être identifié. D'après l'estimation précédente du décalage d'horloge récepteur en équation (3.3), une estimation grossière de l'amplitude des multitrajets peut être calculée pour

chaque satellite à l'aide de la formule suivante :

$$\Delta \hat{m}_i^v = \rho_i^v - dist_i^v - c \cdot \hat{dt}^v \quad (3.5)$$

D'après la modélisation, les hypothèses choisies et l'équation (3.4), l'estimation ainsi calculée dépend de la vraie erreur de multitrajet plus un "bruit" qui contient les bruits de mesure et les erreurs de multitrajet sur les autres satellites :

$$\Delta \hat{m}_i^v = \Delta m_i^v + \nu_i^v - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\Delta m_j^v + \nu_j^v) \quad (3.6)$$

Cette estimation est clairement insuffisante pour fournir une analyse détaillée des multitrajets. Cependant, une comparaison visuelle des séries temporelles de  $\Delta \hat{m}_i^v$  permet une identification approximative des satellites dont les signaux sont très probablement soumis à des multitrajets (voir l'annexe D.1).

La troisième étape fournit une estimation plus précise de  $c \cdot dt^u$ , car l'équation (3.3) est appliquée avec les seuls  $N^{mf}$  satellites identifiés comme sans multitrajet (l'exposant  $mf$  signifiant ici *multipath-free*). Dans le but de vérifier que l'identification est correcte, l'étape 2 peut être répétée avec la nouvelle estimation  $c \cdot \hat{dt}^v$ . Un mécanisme d'essai-erreur peut ainsi être mis en place en réalisant plusieurs itérations des deux premières étapes pour converger. Dans les cas difficiles il peut même être nécessaire de changer de sous ensemble de satellite en cours de trajectoire pour obtenir une estimation  $c \cdot \hat{dt}^v$  pertinente.

Au final, l'amplitude des multitrajets est calculée comme suit, lors de la quatrième et dernière étape :

$$\Delta \hat{m}_i^v = \rho_i^v - dist_i^v - \frac{1}{N^{mf}} \sum_{j=1}^{N^{mf}} (\rho_j^v - dist_j^v) \quad (3.7)$$

ce qui correspond à :

$$\Delta \hat{m}_i^v = \Delta m_i^v + \nu_i^v - \frac{1}{N^{mf}} \sum_{j=1}^{N^{mf}} (\nu_j^v) \quad (3.8)$$

La capacité à estimer l'amplitude des multitrajets doit être mise en regard du respect des hypothèses de base. Ainsi, moins il y a de satellites impactés par des multitrajets, et plus l'estimation du décalage d'horloge du récepteur est précise.

### 3.5.2.b Méthode basée sur les doubles différences

L'amplitude des multitrajets peut aussi être estimée en utilisant un récepteur GPS supplémentaire placé sur une base fixe éloignée de toute source de réflexion pouvant provoquer des multitrajets. Le principe est de calculer des doubles différences qui permettent de retirer efficacement les perturbations et d'obtenir des estimations plus justes et plus fidèles [Kaplan, 1996]. Le schéma d'application de cette méthode est similaire à la première, car elle est basée sur un ensemble d'hypothèses, qui sont les suivantes :

1. La position réelle de l'antenne GPS du véhicule peut être mesurée avec une justesse

d'un demi-mètre pendant toute la trajectoire, ainsi  $dist_i^v$  est considérée connue ;

2. La position de l'antenne du récepteur de la base fixe est connue, donc  $dist_i^b$  est connue ;
3. Tous les signaux satellites reçus par la base fixe sont supposés sans multitrajet :  $\forall i, \Delta m_i^b = 0$  ;
4. La distance entre le véhicule et la base est suffisamment petite pour supposer que les effets atmosphériques sont identiques pour les deux récepteurs : soit  $\forall i, \Delta atmo_i^b = \Delta atmo_i^v$  ;
5. On suppose qu'au moins un des signaux satellitaires reçus par le véhicule n'est pas impacté par les multitrajets à chaque époque de la trajectoire :  $\exists i$  tel que  $\Delta m_i^v = 0$ .

Le satellite sans multitrajet mentionné dans l'hypothèse 5 est utilisé comme le satellite pivot pour calculer la double différence. Il est noté avec l'indice  $p$ . La double différence sur les pseudodistances  $\Delta \nabla \rho_{i,p}^{u,w}$  pour un satellite  $i$  par rapport au satellite pivot  $p$  et deux récepteurs  $u$  et  $w$  est notée :

$$\Delta \nabla \rho_{i,p}^{u,w} = \rho_i^u - \rho_i^w - \rho_p^u + \rho_p^w \quad (3.9)$$

La simplification de la représentation algébrique de la double différence  $\Delta \nabla$  est appliquée par la suite à d'autres variables. D'après l'équation (3.1) et après avoir retiré les termes communs d'horloge, la double différence peut être exprimée comme :

$$\begin{aligned} \Delta \nabla \rho_{i,p}^{v,b} = & dist_i^v - dist_i^b - dist_p^v + dist_p^b \\ & + \Delta atmo_i^v - \Delta atmo_i^b - \Delta atmo_p^v + \Delta atmo_p^b \\ & + \Delta m_i^v - \Delta m_i^b - \Delta m_p^v + \Delta m_p^b \\ & + \nu_i^v - \nu_i^b - \nu_p^v + \nu_p^b \end{aligned} \quad (3.10)$$

Si les précédentes hypothèses sont prises en compte, dont l'absence de multitrajets sur le satellite pivot  $p$  au niveau du véhicule, l'équation précédente peut être simplifiée :

$$\Delta \nabla \rho_{i,p}^{v,b} = \Delta \nabla dist_{i,p}^{v,b} + \Delta m_i^v + \Delta \nabla \nu_{i,p}^{v,b} \quad (3.11)$$

où  $\Delta \nabla dist_{i,p}^{v,b}$  est la double différence sur les distances et  $\Delta \nabla \nu_{i,p}^{v,b}$  représente la combinaison des bruits. Une estimation de l'amplitude du multitrajet sur le satellite  $i$  peut en être déduite, car les éléments de  $\rho_{i,p}^{v,b}$  et  $dist_{i,p}^{v,b}$  sont respectivement mesurés et connus :

$$\Delta \hat{m}_i^v = \Delta \nabla \rho_{i,p}^{v,b} - \Delta \nabla dist_{i,p}^{v,b} \quad (3.12)$$

La méthode consiste alors à trouver le satellite pivot sans multitrajet par un mécanisme d'essai-erreur, comme pour la méthode précédente. Pour cela, une identification visuelle de l'absence de saut dans une série temporelle  $\Delta \nabla \rho_{i,k}^{v,b} - \Delta \nabla dist_{i,k}^{v,b}$  est réalisée, comme montré en annexe D.2. Cela mène à la conclusion que les deux satellites  $i$  et  $k$  ne sont pas impactés par des multitrajets. Il peut aussi être nécessaire de changer de satellite pivot pendant le parcours. En pratique, les satellites les plus élevés ont une plus grande probabilité d'être sans défaut, et il est donc préférable de les utiliser comme pivots.

Ensuite, l'amplitude des multitrajets est estimée grâce au satellite pivot précédemment identifié en appliquant l'équation (3.12).

#### 3.5.2.c Erreur sur les mesures de Doppler

D'une façon similaire à l'équation (3.1), les mesures de Doppler  $\varphi_i^u$  peuvent être reliées aux paramètres inconnus par l'équation suivante :

$$\varphi_i^u \cdot \frac{c}{L_1} = (\vec{v}_i + \vec{v}^u) \cdot \vec{u}_i^u + c.ddt_i + c.ddt^u + \Lambda atmo_i^u + \Lambda m_i^u + \nu_i^u \quad (3.13)$$

où  $\varphi$  est la mesure de Doppler en Hertz,  $c$  la célérité,  $L_1$  la fréquence de la porteuse,  $\vec{v}_i$  et  $\vec{v}^u$  les vecteurs vitesse du satellite et du récepteur en trois dimensions,  $\vec{u}_i^u$  le vecteur support unitaire de la droite qui va du récepteur au satellite,  $ddt$  la dérive d'horloge (du récepteur ou du satellite) en secondes par seconde,  $\Lambda atmo$  les effets atmosphériques sur la mesure de Doppler en mètres par seconde,  $\Lambda m$  l'impact du multitrajet en mètres par seconde et  $\nu_i^u$  le bruit sur la mesure de Doppler. Par conséquent, les mêmes raisonnements que ceux utilisés précédemment peuvent être appliqués aux mesures de Doppler. Les biais peuvent être corrigés par les données transmises ou être négligés (exemple :  $\Lambda atmo$ ) et la vitesse du véhicule  $\vec{v}^v$  est mesurée. Pour la méthode autonome, les dérives d'horloge du récepteur sont estimées à l'aide de la mesure du mouvement du véhicule ce qui mène à une estimation de  $\Lambda m_i^v$ . Pour la méthode par doubles différences, on applique l'équation suivante :

$$\hat{\Lambda m}_i^v = \frac{c}{L_1} \cdot \nabla \Delta \varphi_{i,p}^{v,b} - \nabla \Delta [(\vec{v}_j + \vec{v}^u) \cdot \vec{u}_j^u]_{i,p}^{v,b} \quad (3.14)$$

Un exemple d'application de ces deux méthodes sur les données enregistrées est présenté en annexe D. Il détaille notamment le processus itératif de choix des satellites sans multitrajet. Une comparaison des résultats obtenus via les deux méthodes est aussi présentée en annexe D.3. On en déduit que la méthode autonome est plus facile à mettre en œuvre mais qu'elle est moins précise pour caractériser les multitrajets. Par conséquent, la méthode par double différence sera privilégiée pour la suite de l'exposé.

### 3.5.3 Résultats

La figure 3.14 donne un aperçu de la configuration satellitaire observée pendant l'essai. Deux satellites (20 et 11) ont une élévation élevée et sont candidats pour être des satellites pivots et pour être utilisés pour l'estimation de l'horloge du récepteur.

#### 3.5.3.a Observation des multitrajets

La figure 3.15 montre les erreurs de pseudodistance pour tous les satellites en vue durant la trajectoire de test (cas d'usage 3 à Saint-Quentin-en-Yvelines). La méthode des doubles différences a été utilisée avec le satellite 20 comme pivot. Une échelle identique, de -100 m à +20 m, a été choisie pour l'axe des erreurs pour faciliter les comparaisons, malgré la présence d'erreurs d'amplitudes supérieures. En l'absence de mesures, l'erreur est mise à 0.

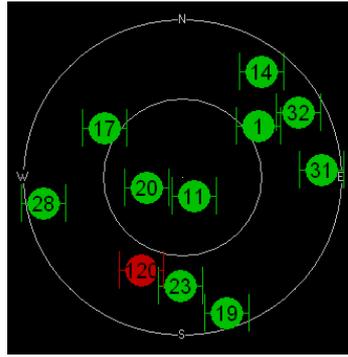


FIGURE 3.14 – Vue de la configuration satellitaire en début d'enregistrement

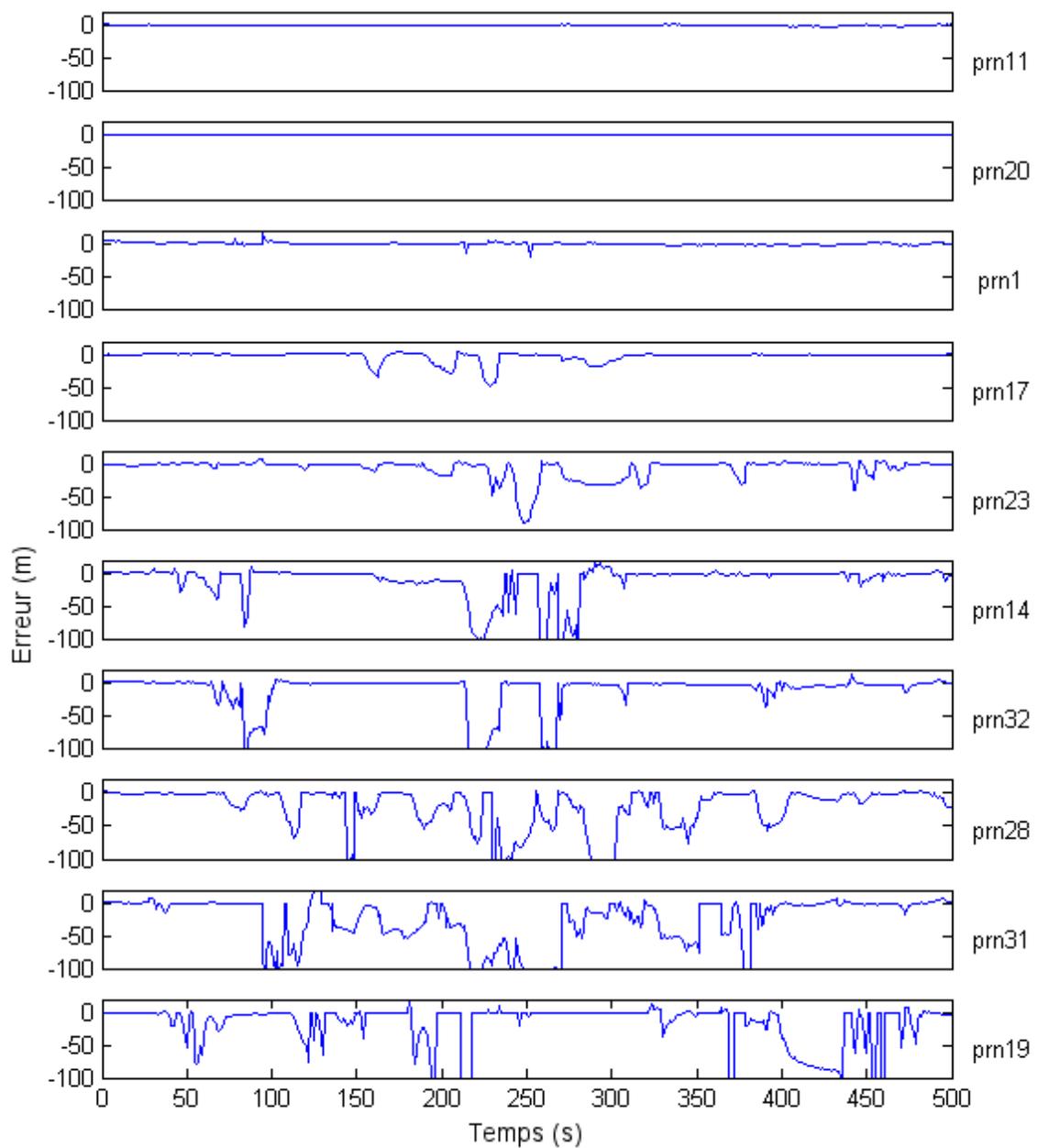


FIGURE 3.15 – Erreurs de pseudodistance en mètres pour tous les satellites en vue

La figure 3.16 présente quant à elle les erreurs sur les mesures de Doppler pour tous les satellites observés. Celles-ci sont estimées en utilisant la méthode des doubles différences. Le satellite pivot est aussi le 20.

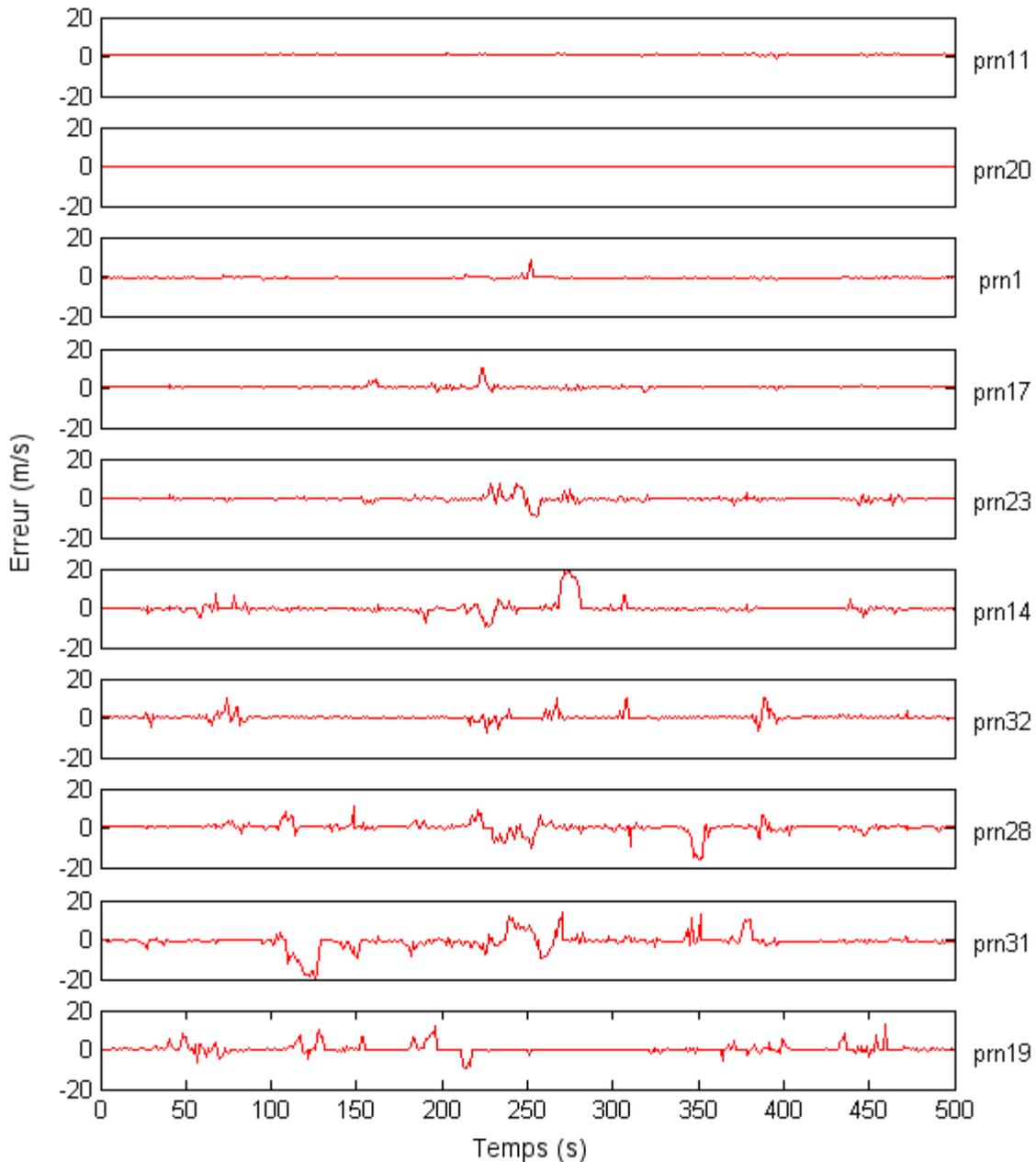


FIGURE 3.16 – Erreurs de Doppler en mètres par seconde pour tous les satellites en vue

Sur la figure 3.15 parmi les dix satellites observés, seulement deux satellites (11 et 20) peuvent être considérés comme non impactés par des multitrajets pendant plus de 95% du temps<sup>1</sup>. Trois satellites (28, 31 et 19) présentent des erreurs excessives et peuvent être considérés comme indisponibles pendant presque tout l'essai. Leurs erreurs atteignent des amplitudes supérieures à 200 m. Enfin, cinq satellites ont des erreurs supérieures à 50 m.

1. les défauts sur ces satellites peuvent être observés grâce à la figure D.4 en annexe D

Ces amplitudes ne peuvent être dues à des multitrajets provenant de la superposition du trajet direct et d'un trajet réfléchi. Dans un corrélateur étroit à 10%, le délai maximum est de  $0,025 \text{ chip}$ , équivalent à 7,5 m, dans le cas d'un signal réfléchi atténué à 50% [Van Nee, 1995]. Les erreurs observées étant supérieures à ces 7,5 m, elles proviennent principalement de la réception du seul signal réfléchi, le signal direct étant complètement masqué, ce qui correspond à un multitrajet NLOS (*Non Line of Sight*, voir la section 2.3.2.a). À certains moments, une erreur positive peut être observée, alors que les erreurs de multitrajets ne sont censées qu'augmenter la distance estimée, donc engendrer une erreur négative avec la méthode utilisée. Ces erreurs positives s'expliquent par le non respect des hypothèses de la méthode des doubles différences, par exemple la présence de multitrajets sur le satellite pivot ou une erreur de positionnement du véhicule.

Les résultats sont similaires pour les erreurs de Doppler sur la figure 3.16 : les multitrajets impactent les deux types de mesures. Pour un satellite donné, les époques d'occurrence de défauts sont similaires sur les deux mesures. Certaines erreurs peuvent atteindre une amplitude de 20 m/s. Si celles-ci sont incluses dans l'estimation de la vitesse et du cap du véhicule, elles provoqueront des erreurs.

Bien que la figure 3.15 révèle principalement la présence de multitrajets NLOS, l'effet d'un signal réfléchi superposé sur un signal direct peut tout de même être observé. La figure 3.17 présente les erreurs sur le satellite 17 pour le récepteur GPS configuré à 10Hz, afin d'obtenir une meilleure observation de la dynamique de l'erreur. Les erreurs sont estimées en utilisant la méthode autonome, ce qui explique la présence d'un offset constant, comme expliqué en annexe D. Aux instants  $t = 65s$  et  $t = 135s$ , deux sauts brusques peuvent être observés. Leur amplitude de +4 m est cohérente avec le fonctionnement d'un corrélateur étroit dans un récepteur GPS. Les effets des multitrajets peuvent être simultanément observés sur les erreurs de pseudodistance et de Doppler.

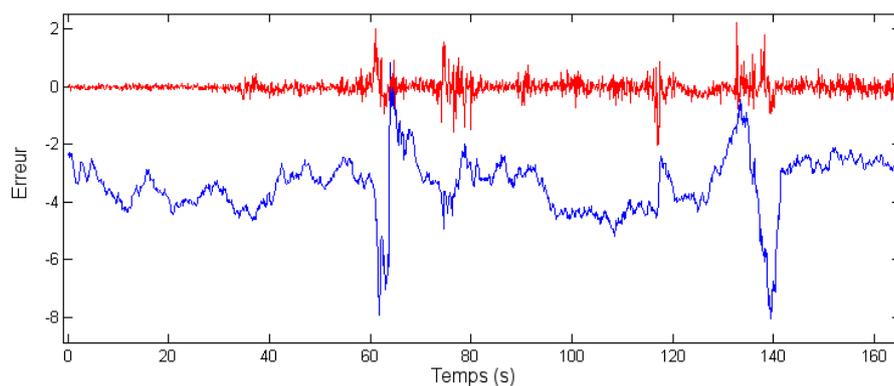


FIGURE 3.17 – Erreurs de Doppler, en mètres par secondes multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), sur le satellite 17 avec un récepteur cadencé à 10 Hz

Il a été observé que les multitrajets affectent à la fois les mesures de Doppler et de pseudodistance. La figure 3.18 apporte une information supplémentaire, car entre les temps  $t = 230s$  et  $t = 275s$  l'opposé de l'erreur de Doppler ressemble à la dérivée de l'erreur de

pseudodistance. Cette relation peut être expliquée en appliquant des considérations géométriques, qui ne seront pas développées ici. Il faut remarquer que cette observation n'est applicable que pour les multitrajets NLOS. C'est néanmoins une information utile pour le développement d'algorithmes de FDE qui incluraient à la fois des mesures de pseudodistance et de Doppler.

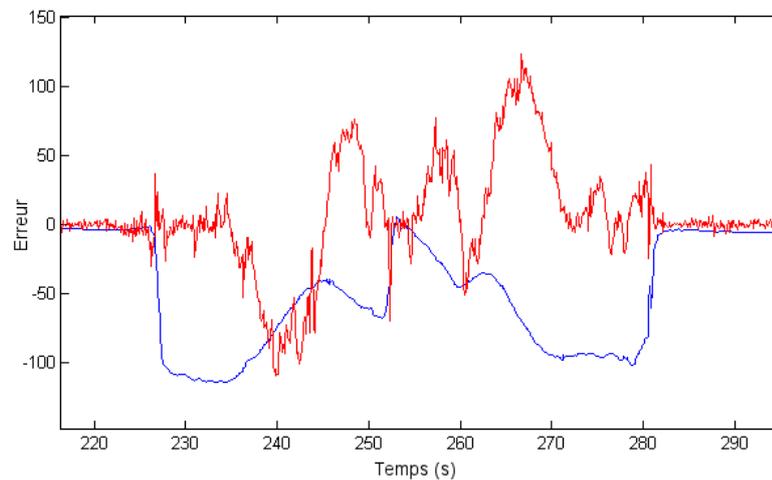


FIGURE 3.18 – Erreurs de Doppler, en mètres par secondes multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), sur le satellite 32 avec un récepteur cadencé à 10 Hz

Les graphiques des figures 3.15 et 3.16 montrent que les multitrajets NLOS sont les sources principales d'erreur GPS, de par leur durée et leur amplitude, quand un environnement urbain est traversé. Ceux-ci mènent à des erreurs de localisation dont l'amplitude excède facilement 10 m dans le plan horizontal. On remarque aussi qu'il reste parfois moins de 4 signaux satellitaires sans défaut. Par conséquent, il est peu raisonnable d'utiliser les algorithmes standard de FDE qui ne s'appuient que sur le GPS. Des algorithmes de FDE spécifiques au contexte automobile sont donc nécessaires pour correctement détecter et identifier les défauts

Une analyse concernant la corrélation entre les erreurs de mesures et les variations du SNR a aussi été réalisée et les résultats sont disponibles en annexe E. Notre conclusion est que l'utilisation du SNR pour détecter la présence de défauts n'est pas suffisamment fiable, comme le démontrent les contre-exemples développés en annexe.

#### 3.5.3.b Analyse contextuelle des résultats en trois dimensions

Les multitrajets existent à cause des relations topographiques entre le récepteur GPS et son environnement immédiat pour une constellation satellitaire donnée. C'est donc un problème spatial en 3 dimensions. Il est par conséquent important de lier l'amplitude des erreurs mesurées au lieu où elles ont été enregistrées. Ainsi, les erreurs de Doppler et de pseudodistance du satellite 28 sont montrées en figure 3.19 en fonction de la trajectoire du véhicule. Les mesures du récepteur utilisé sont échantillonnées à une fréquence de 1Hz. La trajectoire du véhicule est représentée par la ligne noire continue, les lignes verticales re-

présentent les erreurs, orthogonalement au plan de la trajectoire du véhicule. Le graphique permet alors de corrélérer la position du véhicule avec les erreurs de multitrajets associées. Un échantillonnage à 1 Hz est clairement insuffisant à cause de la vitesse à laquelle le véhicule traverse la place ( $>10$  m/s), il est donc difficile d'identifier l'évolution des erreurs ou les sauts soudains.

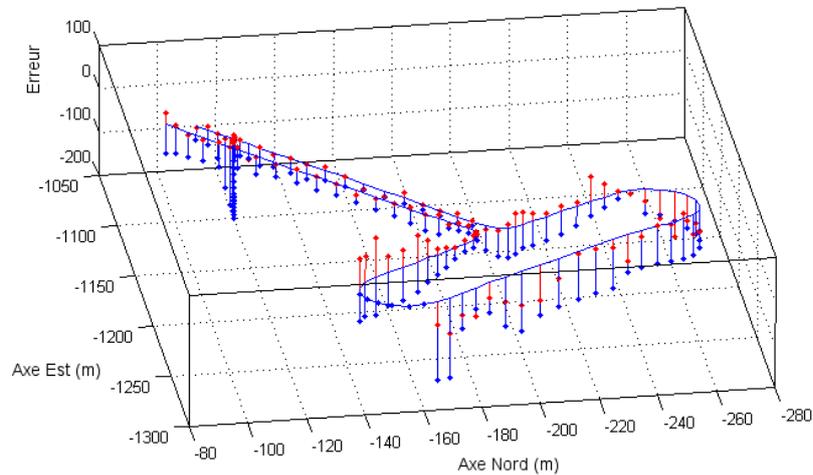


FIGURE 3.19 – Représentation en 3D des erreurs de Doppler, en mètres par secondes multipliées par un facteur 10 (lignes verticales rouge), et de pseudodistance, en mètres (lignes verticales bleues), sur le satellite 28 avec un récepteur cadencé à 1 Hz

En augmentant la fréquence d'échantillonnage à 10Hz, on peut observer que les tendances sur les erreurs sont plus facilement observables, comme montré en figures 3.20 et 3.21. La première présente les erreurs pour le satellite 32. Celui-ci est localisé vers le Nord-Est (voir la figure 3.14), c'est-à-dire en haut à gauche de la figure 3.20. Cette position explique les amplitudes plus élevées des erreurs quand le véhicule roule près de l'immeuble situé à l'entrée de la place. En effet, les signaux réfléchis rebondissent sur l'immeuble opposé, traversant ainsi deux fois la largeur de la place. Quand le véhicule se situe dans la région Sud-Est de la place, il est proche de la source de réflexion et l'erreur induite est donc plus faible. Aucun multitrajet n'est détecté quand le véhicule est hors de la place ou quand il se trouve en face de la route par laquelle il est arrivé, parce que l'axe de celle-ci correspond à l'azimut du satellite. Il n'y a donc pas de masquage.

Le même type de raisonnement peut être appliqué sur les résultats du satellite 23, montrés en figure 3.21. Le satellite est situé au Sud (voir la figure 3.14), c'est-à-dire sur la gauche de la figure. On comprend donc l'amplitude importante de l'erreur quand le véhicule tourne au Sud de la place, et sur le segment de route opposé à l'entrée de la place. La position du satellite et la forme courbe des constructions (montrée en figure 3.3) expliquent la dynamique de l'erreur. En l'occurrence, les pentes sur les erreurs de pseudodistance, ce qui n'est pas fréquemment observé dans les cas où l'architecture est rectiligne.

Les exemples présentés dans les figures 3.20 et 3.21 montrent comment les informations contextuelles facilitent l'analyse des erreurs. Celles-ci sont liées à la position du véhicule par rapport à l'azimut et l'élévation du satellite, ainsi qu'à l'environnement proche. L'information

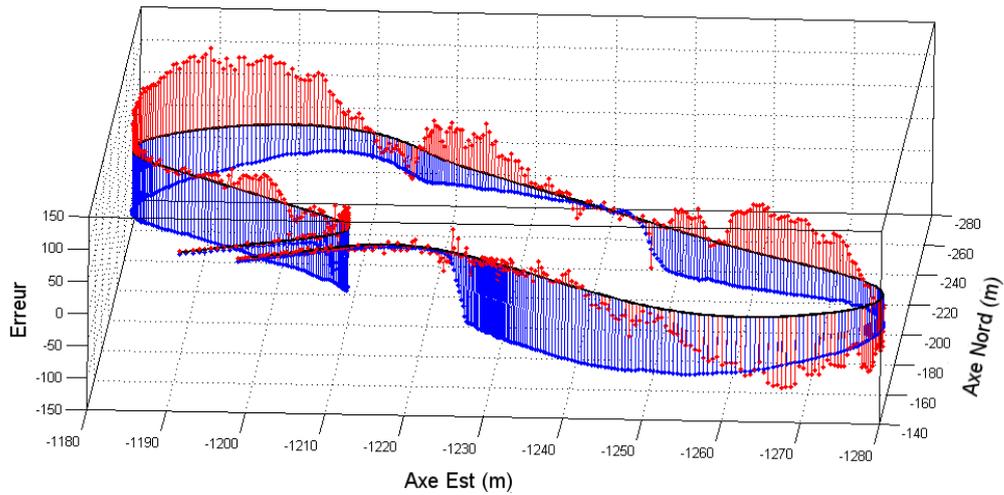


FIGURE 3.20 – Représentation en 3D des erreurs de Doppler, en mètres par secondes multipliées par un facteur 10 (lignes verticales rouge), et de pseudodistance, en mètres (lignes verticales bleues), sur le satellite 32 avec un récepteur cadencé à 10 Hz

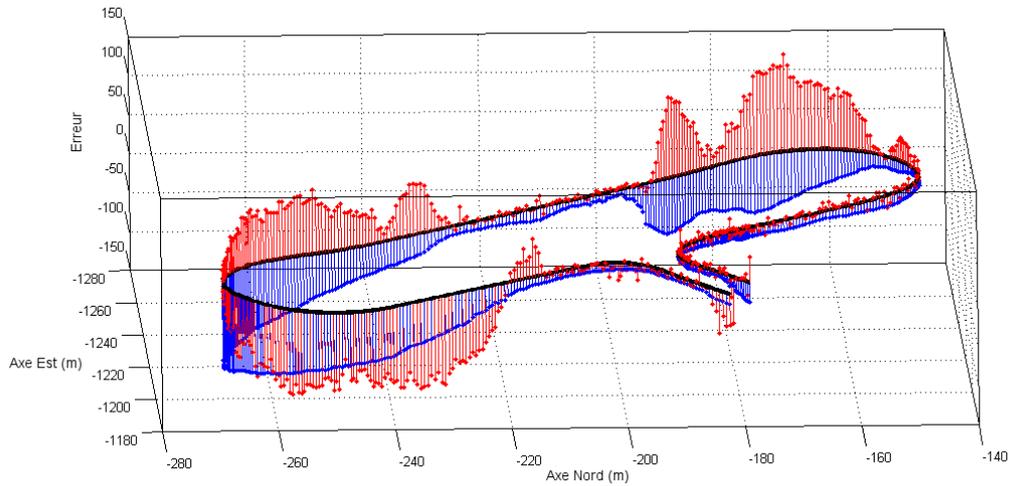


FIGURE 3.21 – Représentation en 3D des erreurs de Doppler, en mètres par secondes multipliées par un facteur 10 (lignes verticales rouge), et de pseudodistance, en mètres (lignes verticales bleues), sur le satellite 23 avec un récepteur cadencé à 10 Hz

échantillonnée à 10 Hz facilite d'autant plus l'interprétation des résultats.

### 3.5.4 Conclusion sur les erreurs de mesures GPS brutes

L'analyse en trois dimensions a permis de faciliter la compréhension des phénomènes mis en jeu. Une méthode pour l'étude des erreurs rencontrées sur des données réelles a été proposée. Cette "vérité terrain" des erreurs sur les mesures GPS brutes pourrait d'ailleurs servir à valider les performances des algorithmes de FDE basés sur ces mesures.

Trois conclusions majeures peuvent être tirées à partir des résultats présentés. Dans nos cas d'usage, ce sont les multitrajets NLOS qui sont les plus fréquents et qui ont donc le plus d'impact sur les erreurs d'estimation, du fait de l'amplitude des défauts qu'ils génèrent. Les résultats ont montré que plusieurs défauts peuvent survenir au même moment, à cause de la physique du problème rencontrée dans les milieux urbains. Les multitrajets affectent aussi les mesures de Doppler et une corrélation a été mise en avant entre les erreurs de Doppler et celles de pseudodistance dans le cas des multitrajets NLOS.

## 3.6 Choix du niveau de fusion

L'objectif de cette étude était de déterminer quel niveau de fusion de données doit être privilégiée. Doit-on mettre en œuvre un couplage lâche ou serré? Nous pouvons déjà tirer des enseignements concernant les points suivants :

1. Il y a un lien direct entre les erreurs de pseudodistance et les erreurs de position. La fréquence d'occurrence des défauts est donc la même quelque soit le couplage.
2. Les paramètres de confiance associés aux mesures brutes sont plus fiables que ceux associés à un calcul de position<sup>2</sup>. La fidélité des pseudodistances est relativement stable et peut même être quantifiée en temps réel par les SBAS. A contrario, la confiance associée à la position varie en permanence du fait du changement de configuration et est estimée par le récepteur principalement sur la base de calculs de DOP (*Dilution of Precision*).
3. En environnement urbain, l'amplitude des défauts sur les pseudodistances est plus importante (souvent supérieure à 50 m) que celle des défauts de position (rarement supérieure à 50 m), alors que leurs écarts types respectifs en fonctionnement nominal sont proches (de l'ordre de 2 m). Par conséquent, les défauts sur les pseudodistances sont plus facilement détectables que ceux en position.
4. Si on retire une pseudodistance, celles qui restent contiennent toujours de l'information. Si on retire une position parce qu'on estime qu'elle est en défaut, on retire toute l'information absolue et l'intégrité ne repose plus que sur les capteurs proprioceptifs.
5. Les algorithmes de FDE se basent sur le degré de redondance des données. La fusion lâche introduit une étape intermédiaire qui diminue le degré de redondance entre données proprioceptives et données GPS.

Ces remarques montrent qu'il est donc préférable de choisir un couplage serré.

2. On rappelle que ces paramètres de confiance pondèrent les résidus lors de la phase de détection.

## 3.7 Conclusion

Ce chapitre a présenté en détail des cas d'usage adaptés au contexte automobile. Un véhicule d'essai a été mis au point, ainsi qu'une méthode d'évaluation des erreurs en position. Celles observées lors des premiers essais ont mis en évidence la faible capacité des récepteurs bas coût à détecter les défauts et l'impact des modèles d'évolution sur l'estimation de localisation. La seconde série d'essais a nécessité le développement de méthodes d'estimation des erreurs sur les mesures GPS brutes. Elles ont permis d'identifier la fréquence des multitrajets, leur amplitude et leur type. En conséquence, il a été choisi d'associer directement les pseudodistances aux mesures proprioceptives, soit un couplage serré, dans les algorithmes de FDE et de calcul de niveau de protection.

Cependant, une difficulté particulière due à ce choix doit être considérée : il faut être capable de détecter des défauts simultanés. Or, les approches standard supposent couramment qu'il n'en existe qu'un à la fois. En se basant sur les conclusions du chapitre 2, nous proposons donc la stratégie suivante pour quantifier l'intégrité. On suppose que le problème de localisation a été posé de façon à avoir plus de redondance que de défauts. On applique alors une stratégie de FDE multi-défauts intégrant détection, identification et exclusion, jusqu'à ce que les résidus ne témoignent plus de la présence de défauts<sup>3</sup>. Par le calcul d'un niveau de protection, on se protège ensuite contre l'erreur de localisation provoquée par les bruits de mesure et un défaut non détecté dans le pire cas.

Au vu de l'état de l'art, aucune méthode d'estimation ne permet de réaliser ces deux étapes d'intégrité tout en intégrant les mesures proprioceptives propres aux automobiles et les mesures brutes des récepteurs GPS. En effet, d'un côté, les méthodes de filtrage dynamique sont reconnues pour la fusion de données extéroceptives et proprioceptives, mais des algorithmes de FDE et de calcul de niveau de protection adaptés au filtrage restent à développer. D'un autre côté, les estimations par moindres carrés sont majoritairement utilisées pour des estimations statiques et n'intègrent donc pas les mesures proprioceptives.

Le choix a donc été pris d'explorer les deux voies en parallèle mais avec des objectifs différents. Le chapitre 4 présente l'adaptation des algorithmes de FDE utilisés pour les moindres carrés au filtrage de Kalman, avec comme but principal l'amélioration de l'exactitude de la localisation. Le chapitre 5 prend le parti de ne pas modifier les algorithmes de FDE et de calcul de niveau de protection, donc de rester sur une méthode de moindres carrés basée sur une formulation linéaire de l'estimation. On se focalise alors sur l'introduction des mesures proprioceptives dans le calcul des niveaux de protection, et non plus sur la seule exactitude de la localisation. Afin d'introduire les données proprioceptives, l'estimation n'est plus restreinte à la seule position courante, mais elle est étendue à la trajectoire du véhicule sur un certain temps, ce qu'on nommera estimation de trajectoire.

---

3. Pour une probabilité de fausse alarme donnée

---

## Localisation par filtrage dynamique et rejet de perturbations

---

### 4.1 Introduction

L'exactitude et l'intégrité sont deux caractéristiques différentes de la localisation, toutes deux nécessaires au développement des applications automobiles. A l'intégrité sont souvent associés des enjeux sécuritaires dont l'importance est croissante actuellement comme en témoignent les nombreux travaux de recherche actuels. Cependant, le problème d'une estimation de la localisation la plus exacte possible reste très présent, notamment dans un contexte automobile où les conditions de visibilité satellitaire sont difficiles. Les chapitres 2 et 3 ont montré les difficultés que peut rencontrer la localisation d'un véhicule automobile en milieu urbain. Afin d'y faire face et d'améliorer l'exactitude de la localisation, deux moyens complémentaires peuvent être employés : les algorithmes de détection et d'exclusion de défauts et l'introduction des mesures proprioceptives. Ce chapitre s'intéresse donc à l'association de ces deux éléments pour augmenter l'exactitude du positionnement. Il propose une nouvelle formalisation du problème de fusion de données et quantifie les performances d'un tel couplage. L'intégrité de la localisation sera abordée dans le chapitre suivant.

Le calcul de la position d'un récepteur GPS époque par époque ne prend pas en compte les positions passées du récepteur ni la dynamique du mobile auquel il est attaché. Or, cette connaissance représente une information riche pour estimer la position actuelle. Ce constat a été réalisé depuis bien longtemps et les méthodes bayésiennes de filtrage sont utilisées pour la navigation depuis plusieurs décennies. Le fait d'avoir une connaissance *a priori* de la position à l'aide d'un tel filtrage doit aussi permettre de détecter des mesures aberrantes. Ceci est d'autant plus intéressant lorsque la redondance entre les seules mesures de pseudodistance est faible (peu de satellites en vue). En effet, la détectabilité des défauts en est réduite, alors que l'impact d'un éventuel défaut sur la position estimée est accru.

On entrevoit ici le gain potentiel d'une association des algorithmes de FDE et des mesures proprioceptives, comparé à des algorithmes de FDE appliqués aux seules données GPS. Ceci est d'ailleurs cohérent avec la première partie de l'hypothèse soutenue dans cette thèse et explicitée au chapitre 1, selon laquelle l'ajout de données proprioceptives en provenance du véhicule, associé au développement de nouveaux algorithmes, améliore l'exactitude de la localisation automobile.

Le filtre de Kalman et ses extensions non linéaires, comme le filtre de Kalman étendu, ont démontré leur capacité et leur simplicité dans une grande variété d'applications liées à la localisation depuis plusieurs années. Leur adéquation à notre problème et la littérature conséquente nous ont incités à les choisir comme méthode d'estimation, en leur associant une étape de FDE. Nous avons conclu au chapitre 3 que le couplage serré est la méthode de fusion que nous avons choisie. Il y a dans ce chapitre un double enjeu : améliorer l'exactitude de la localisation, notamment dans les cas de faible redondance des mesures GPS et rendre le filtre de Kalman étendu plus robuste, en évitant d'introduire des données aberrantes. Cependant, l'utilisation d'un filtrage dynamique ne garantit pas à lui seul le succès de l'approche. Celle-ci ne peut être effective que si les données proprioceptives et les modèles d'évolution utilisés permettent une prédiction performante au regard des erreurs GPS. Dans le contexte automobile qui nous intéresse, ceci a été mis en œuvre à travers l'utilisation d'un maximum de capteurs (en l'occurrence les odomètres, un gyromètre de lacet, l'angle au volant), la prise en compte des erreurs de capteur et l'expression des redondances entre le GPS et le véhicule.

Ce chapitre est organisé comme suit. Il commence par un rappel sur le filtre de Kalman. Les mécanismes de détection et d'exclusion de défauts liés au filtrage sont ensuite présentés et les performances en termes de détection et d'identification de cette association sont testées de manière statistique grâce à une simulation hybride. L'utilisation des capteurs proprioceptifs du véhicule est ensuite exposée ainsi que l'utilisation en pratique du nouvel algorithme de FDE. L'exactitude de la localisation ainsi obtenue est estimée à travers une série de tests sur données réelles.

## 4.2 Le filtrage de Kalman

Une représentation vectorielle classique d'un système linéaire discret correspond à :

$$\begin{cases} X_k = AX_{k-1} + BU_k + \nu_A \\ Y_k = CX_k + \nu_Y \end{cases} \quad (4.1)$$

Où  $X_k$  est l'état à l'instant  $k$  de dimension  $m$ ,  $U_k$  les commandes ou les entrées mesurées selon les représentations, de dimension  $p$ ,  $Y_k$  les mesures de dimension  $n$ ,  $\nu_Y$  le bruit de mesure et  $\nu_A$  le bruit de modèle dont les matrices de variance-covariance respectives  $Q_Y$  et  $Q_A$  seront supposées diagonales dans la mise en œuvre. Le filtre de Kalman (KF) est un prédicteur-estimateur de type proportionnel, où les équations de prédiction et d'estimation

sont respectivement de la forme :

$$\hat{X}_{k+1|k} = A\hat{X}_{k|k} + BU_{k+1} \quad (4.2)$$

$$\hat{X}_{k|k} = \hat{X}_{k|k-1} + K_k(Y_k - C\hat{X}_{k|k-1}) \quad (4.3)$$

où on nommera  $\hat{X}_{k|k}$  l'état estimé,  $\hat{X}_{k+1|k}$  l'état prédit et  $K_k$  le gain du filtre. Le vecteur résultant de la soustraction  $(Y_k - C\hat{X}_{k|k-1})$  est nommé vecteur d'innovation et son utilité pour les algorithmes de FDE sera présentée par la suite. Si on note  $P_{k|k}$  la matrice de variance-covariance de l'état estimé et  $P_{k|k-1}$  celle de l'état prédit, on obtient les équations d'estimation suivantes :

$$P_{k|k} = (I - K_k C)P_{k|k-1}(I - K_k C)^T + K_k Q_Y K_k^T \quad (4.4)$$

$$P_{k+1|k} = AP_{k|k}A^T + Q_A \quad (4.5)$$

De plus, le filtre de Kalman choisit un gain  $K_k$ , tel que l'estimateur soit optimal, c'est-à-dire qu'il respecte les trois conditions suivantes :

- l'erreur d'estimation  $\bar{X}_{k|k} = X_k - \hat{X}_{k|k}$  est statistiquement centrée  $E[\bar{X}_{k|k}] = 0$ ,
- elle est orthogonale aux estimations  $E[\bar{X}_{k|k} \cdot \hat{X}_{k|k}^T] = 0$ ,
- elle est orthogonale aux mesures  $E[\bar{X}_{k|k} \cdot Y_k^T] = 0$ .

Ceci mène à choisir le gain  $K$  tel que :

$$K_k = P_{k|k-1}C^T(CP_{k|k-1}C^T + Q_Y)^{-1} \quad (4.6)$$

De nombreux systèmes sont représentés sous la forme d'équations non linéaires :

$$\begin{cases} X_k = f(X_{k-1}, U_k) + \nu_f \\ Y_k = h(X_k) + \nu_Y \end{cases} \quad (4.7)$$

On peut alors se ramener à un système linéaire en calculant les jacobiniennes du modèle d'évolution  $f(X_k, U_k)$  et du modèle d'observation  $h(X_k)$  autour du point d'estimation actuel. On a alors  $F_k = \partial f / \partial X|_{X_{k-1|k-1}, U_k}$ ,  $H_k = \partial h / \partial X|_{X_{k|k-1}}$  et on peut appliquer le même algorithme que celui défini par les équations (4.3) et (4.2) en gardant les fonctions non linéaires  $h$  et  $f$  :

$$\hat{X}_{k|k} = \hat{X}_{k|k-1} + K_k(Y_k - h(\hat{X}_{k|k-1})) \quad (4.8)$$

$$\hat{X}_{k+1|k} = f(\hat{X}_{k|k}, U_k) \quad (4.9)$$

Pour les équations (4.4), (4.5) et (4.6) on remplace la matrice  $C$  par  $H_k$  et la matrice  $A$  par  $F_k$ . On obtient alors l'algorithme du filtre de Kalman étendu (EKF) :

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k)P_{k|k-1}(I - K_k H_k) + K_k Q_Y K_k^T \quad (4.10)$$

$$P_{k+1|k} = F_k P_{k|k} F_k^T + Q_F \quad (4.11)$$

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + Q_Y)^{-1} \quad (4.12)$$

Le caractère optimal du filtre n'est plus assuré, mais en pratique il reste convergent tant que les erreurs d'estimation restent faibles par rapport à la non-linéarité du système.

La théorie qui suit sur la détection et l'exclusion des défauts est présentée dans le cadre des systèmes linéaires observés par filtrage de Kalman. Cette théorie s'étend aux systèmes non linéaires observés par filtrage de Kalman étendue. Dans ce dernier cas, quelques modifications mineures sont à réaliser : il suffit de remplacer les matrices  $A$  et  $C$  par les jacobiniennes  $F_k$  et  $H_k$ , lorsqu'une formulation matricielle est strictement nécessaire.

### 4.3 Filtrage de Kalman et algorithmes de FDE

L'intégrité de la localisation nécessite l'application d'algorithmes de FDE pour la détection de mesures aberrantes. Cette section présente donc l'adaptation de l'algorithme standard de FDE présenté en section 2.4.3. En conséquence, on ne s'intéresse qu'à la présence de défauts sur le vecteur des mesures  $Y$  et on suppose, pour le moment, que l'état prédit est sain, c'est-à-dire sans défaut ou encore avec une erreur de prédiction centrée.

#### 4.3.1 Impact des défauts sur les résidus

Les algorithmes de FDE basés sur les moindres carrés utilisent la différence entre les mesures effectives et les "mesures estimées" (équation (2.5)) comme résidus. Cependant, ces mesures estimées le sont à partir d'une estimation de l'état qui provient de ces mêmes mesures (cf équation (2.8)) :

$$\varepsilon = dY - HH^+ .dY = S.dY \quad (4.13)$$

Dans le cas d'un filtre de Kalman, on peut prendre comme résidus la différence entre les mesures et les "mesures prédites" grâce au modèle d'évolution. Le vecteur de résidus est donc le vecteur d'innovation :

$$\varepsilon_k = Y_k - C.\hat{X}_{k|k-1} \quad (4.14)$$

Définissons l'erreur de prédiction  $\bar{X}_{k|k-1}$  comme suit :

$$\bar{X}_{k|k-1} = X_k - \hat{X}_{k|k-1} \quad (4.15)$$

Si on prend en compte le fait que le filtre de Kalman est sans biais et si on suppose qu'aucune mesure aberrante n'a contaminé le processus d'estimation, alors l'erreur de prédiction suit une loi gaussienne centrée, soit  $\bar{X}_{k|k-1} \sim \mathcal{N}(0, P_{k|k-1})$ . Dans ce cas, cette erreur de prédiction se réduit à un vecteur aléatoire<sup>1</sup>, qu'on notera :

$$\nu_{X,k|k-1} \sim \mathcal{N}(0, P_{k|k-1})$$

---

1. On verra par la suite que les erreurs de mesure seront modélisées par un biais et un bruit.

L'état prédit correspond donc à l'état vrai retranché de l'erreur :

$$\hat{X}_{k|k-1} = X_k - \nu_{X,k|k-1} \quad (4.16)$$

Si on exprime  $Y$  avec le modèle de l'équation (4.1), les résidus deviennent :

$$\begin{aligned} \varepsilon_k &= (C \cdot X_k + \nu_Y) - C \cdot \hat{X}_{k|k-1} \\ \varepsilon_k &= C(X_k - \hat{X}_{k|k-1}) + \nu_Y \\ \varepsilon_k &= C\nu_{X,k|k-1} + \nu_Y \end{aligned} \quad (4.17)$$

On en déduit qu'en l'absence de défaut,  $\varepsilon_k$  se comporte comme un vecteur aléatoire centré qu'on notera  $\nu_\varepsilon$ , avec :

$$\nu_\varepsilon = C\nu_{X,k|k-1} + \nu_Y \quad (4.18)$$

Sa matrice de variance-covariance dépend de celle de l'état prédit et des mesures, soit  $\nu_\varepsilon \sim \mathcal{N}(0, Q_\varepsilon)$  avec  $Q_\varepsilon = C \cdot P_{k|k-1} \cdot C^T + Q_Y$ .

Observons maintenant l'effet des défauts sur l'étape de détection appliquée au KF. Si on ajoute un vecteur de défaut  $E$  dans l'équation d'observation du système (4.1), on obtient :

$$Y_k = CX_k + E + \nu_Y \quad (4.19)$$

En reprenant l'équation (4.14), les résidus  $\varepsilon_k$  sont alors égaux à :

$$\begin{aligned} \varepsilon_k &= CX_k + E + \nu_Y - C\hat{X}_{k|k-1} \\ \varepsilon_k &= \left[ C(X_k - \hat{X}_{k|k-1}) + \nu_Y \right] + E \\ \varepsilon_k &= \nu_\varepsilon + E \end{aligned} \quad (4.20)$$

En démarrant d'un état sain, si on suppose maintenant que le défaut est détecté et rejeté, il n'affectera pas les prédictions futures. Dans ce cas, la moyenne statistique du vecteur des résidus restera égale à  $E$ , et que  $\varepsilon_k \sim \mathcal{N}(E, Q_\varepsilon)$ .

### 4.3.2 Détection et identification des défauts

Comme pour le cas des moindres carrés, la moyenne statistique des résidus est nulle en absence de défauts, et elle devient non-nulle lorsqu'un défaut apparaît. Il est alors intéressant de détecter les défauts grâce à un test du  $\chi^2$  sur les résidus, comme en section 2.4.3. Cependant, il existe trois différences majeures avec le cas des moindres carrés.

La première réside dans le degré de liberté du système. Pour les moindres carrés, on a  $n$  mesures pour estimer un état de dimension  $m$ , donc le système est composé de  $n - m$  degrés de liberté. Dans le cas du filtre de Kalman, on a toujours un état de dimension  $m$  à estimer, mais on possède l'état prédit de dimension  $m$  en plus des  $n$  mesures. Au final, on obtient donc un système à  $n$  degrés de liberté. Alors qu'il faut au minimum  $m + 1$  mesures pour effectuer un test de détection avec les moindres carrés, il suffit d'avoir une seule mesure

avec un filtre de Kalman pour effectuer ce même test.

Une autre façon d'appréhender cette augmentation de la redondance est de prendre en compte l'absence de lien entre l'état prédit  $\hat{X}_{k|k-1}$  et les mesures  $Y_k$ . Si on compare les équations (4.13) et (4.14), on a remplacé  $H^+dY$  par  $\hat{X}_{k|k-1}$  et il n'existe donc plus de matrice idempotente  $S$  qui permet à certains vecteurs de défauts de ne pas impacter les résidus (voir l'annexe B.1). Dans le cas du filtre de Kalman, l'utilisation de l'état prédit, dont on suppose l'erreur centrée, empêche tout vecteur de défaut sur les mesures d'être indétectable, au bruit près. La somme des carrés des résidus est donc toujours plus élevée avec un EKF. Ceci a une conséquence sur le seuil de détection des défauts utilisé : il faut franchir un seuil plus haut pour affirmer qu'on a réalisé une détection. Ceci est cohérent avec la différence du nombre de degrés de liberté utilisés pour calculer le seuil.

La deuxième différence est aussi liée à la matrice  $S$ . Dans le cas des moindres carrés et en présence de plusieurs défauts, la détectabilité des défauts n'est pas toujours assurée (voir l'annexe B.1). Or, dans le cas du KF, la moyenne statistique des résidus est directement égale à  $E$ , qui est forcément différent du vecteur nul en présence d'un ou de plusieurs défauts. L'hypothèse d'un seul défaut à la fois pour la détection des défauts sur les mesures pour un filtre de Kalman n'est plus nécessaire, pourvu que l'erreur sur l'état prédit soit faible.

La troisième différence réside dans la matrice de variance-covariance des résidus. Dans le cas des moindres carrés, on considère souvent que la variance-covariance des mesures est une matrice diagonale. Chaque élément des résidus  $\varepsilon_{(i)}$  peut donc être pondéré directement par la variance correspondante  $\sigma_i$  comme réalisé dans l'équation (2.27) ou en annexe C selon qu'on considère des variances identiques ou non. Dans le cas du filtre de Kalman, la matrice de variance-covariance des résidus est égale à  $Q_\varepsilon = C.P_{k|k-1}.C^T + Q_Y$  ; elle n'est pas diagonale puisqu'elle intègre les corrélations des composantes de l'état.

Raisonnement sur des résidus normalisés est très important pour détecter et isoler les défauts. Cherchons un moyen de pondérer les résidus en fonction de l'inverse de  $Q_\varepsilon$ .

$Q_\varepsilon$  est symétrique semi-définie positive par construction et par conséquent  $Q_\varepsilon^{-1}$  aussi. Il est donc possible d'appliquer une décomposition de Cholesky sur la matrice  $Q_\varepsilon^{-1}$  :

$$Q_\varepsilon^{-1} = M^T.M \quad (4.21)$$

où la matrice  $M$  ainsi obtenue est triangulaire inférieure et peut être utilisée comme matrice de pondération. Le vecteur des résidus pondéré est alors égal à :

$$\varepsilon_M = M.\varepsilon \quad (4.22)$$

On notera que si les résidus suivent une loi gaussienne non centrée  $\varepsilon \sim \mathcal{N}(\mu_\varepsilon, Q_\varepsilon)$ , les résidus pondérés suivent aussi une loi gaussienne  $\varepsilon_M \sim \mathcal{N}(M.\mu_\varepsilon, M.Q_\varepsilon.M^T)$ .  $M$  étant inversible, à partir de l'équation (4.21), on obtient :

$$Q_\varepsilon = (M^T.M)^{-1} = M^{-1} (M^T)^{-1} \quad (4.23)$$

$$M.Q_\varepsilon.M^T = M.M^{-1} (M^T)^{-1} .M^T = I_n \quad (4.24)$$

On a donc  $\varepsilon_M \sim \mathcal{N}(M.\mu_\varepsilon, I_n)$ . Les résidus pondérés ont donc une matrice identité pour matrice de variance-covariance .

La somme des résidus pondérés au carré, qu'on notera  $NSSE_{KF}$  pour (*Normalised Sum of the Squared Error from a Kalman Filter*), est donc bien la somme de carrés de variables gaussiennes indépendantes et de variance unitaire. Cette somme suit une loi du  $\chi^2$  (voir la section 2.4.3) :

$$\begin{aligned} NSSE_{KF} &= \|\varepsilon_M\|^2 = \varepsilon_M^T . \varepsilon_M \\ NSSE_{KF} &= (M.\varepsilon)^T . (M.\varepsilon) \\ NSSE_{KF} &= \varepsilon^T . M^T . M . \varepsilon \\ NSSE_{KF} &= \varepsilon^T . Q_\varepsilon^{-1} . \varepsilon \end{aligned} \quad (4.25)$$

La détection de défauts sur les mesures lors d'une étape d'estimation d'un filtre de Kalman consiste donc à calculer le  $NSSE_{KF}$  (équation (4.25)), puis à le comparer à un seuil issu de la loi du  $\chi^2$ , qu'on nommera  $Th_{KF}$  :

$$Th_{KF} = \chi_{n,(1-pfa)}^2 \quad (4.26)$$

On teste alors l'hypothèse de résidus pondérés non centrés  $\varepsilon_M \sim \mathcal{N}(M.E, I_n)$ , contre celle de résidus pondérés centrés  $\varepsilon_M \sim \mathcal{N}(0, I_n)$ , soit respectivement la présence de défauts contre l'absence de défauts. On notera que le degré de liberté utilisé est bien  $n$ , conformément aux remarques des paragraphes précédents.

L'identification des défauts avec une méthode de type moindres carrés consiste à appliquer un "w-test" du fait de l'implication de la matrice  $S$  dans la génération des résidus (voir la section 2.4.3). Un coefficient  $w_j$  est calculé pour chaque mesure et le coefficient maximum indique la mesure fautive. Dans le cas du filtre de Kalman, il n'existe plus de matrice  $S$  et la composante des résidus normalisés  $\varepsilon_M$  dont la valeur est maximale permet d'identifier directement la mesure en défaut. C'est donc pour l'étape d'identification qu'il faut calculer les résidus pondérés et donc faire la décomposition de Cholesky.

### 4.3.3 Exclusion itérative de défauts simultanés

La figure 4.1 présente l'algorithme complet de détection et d'exclusion des défauts sur les mesures pour un filtre de Kalman. Ce schéma d'application comporte de nombreuses similitudes avec celui présenté pour les moindres carrés en figure 2.6. Une fois les résidus calculés, ils sont utilisés pour un test du  $\chi^2$ . Si aucun défaut n'est détecté, l'étape d'estimation de l'EKF est réalisée et on boucle sur une étape de prédiction. Si un défaut est détecté, on réalise l'identification de la mesure en défaut et on la retire du vecteur des mesures. On recalcule les résidus et leur matrice de pondération, avant de refaire un test du  $\chi^2$ . On boucle ainsi jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de défaut détecté ou bien que toutes les mesures aient été exclues. Dans le premier cas, on réalise l'étape d'estimation avec les mesures saines

qui restent. Dans le second cas, il n'y a pas d'étape d'estimation et on passe directement à la prochaine étape de prédiction.

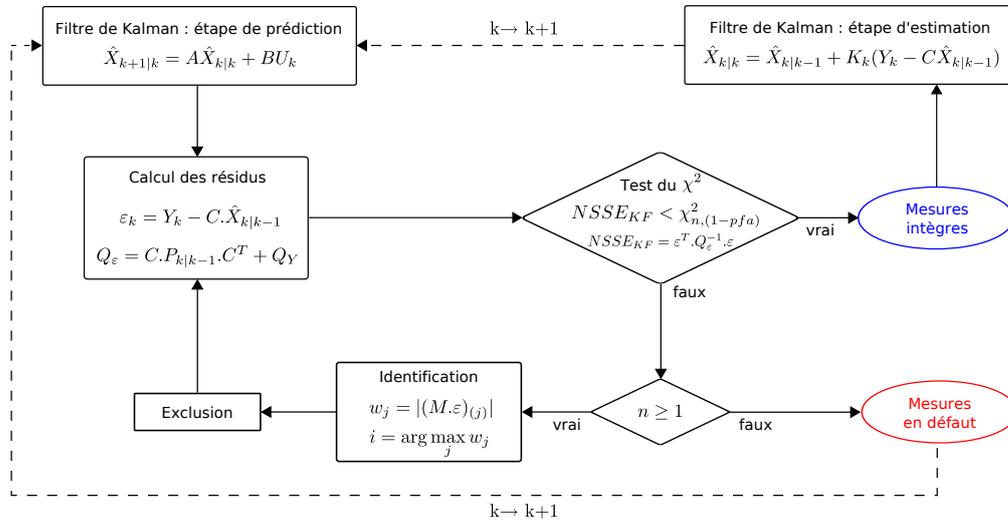


FIGURE 4.1 – Algorithme de FDE basé sur un filtre de Kalman

On remarque qu’il était nécessaire d’avoir au minimum six mesures pour faire une identification dans le cas des moindres carrés, alors qu’on peut toujours réaliser une étape d’identification dans le cas du filtre de Kalman.

Jusqu’ici l’algorithme de FDE a été présenté avec un filtre de Kalman linéaire, mais il s’étend à un EKF. Seules les équations présentes dans le calcul des résidus sont modifiées :  $C$  est remplacée par  $h$  dans la première équation et par la jacobienne de  $h$  dans la seconde.

Certaines remarques peuvent être faites concernant les performances de cet algorithme. Dans le cas où l’erreur sur l’état prédit n’est pas centrée, le bon déroulement des étapes de détection et d’identification peut échouer si les mesures  $Y_k$  sont différentes des “mesures prédites”  $C\hat{X}_{k|k-1}$  à cause de l’erreur de prédiction. Le vecteur des résidus n’est alors plus centré, entraînant une possible erreur de détection par le test du  $\chi^2$ . Ainsi, une non-détection au temps  $k$  d’un défaut sur les mesures entraîne un biais sur l’état estimé qui va se propager aux instants suivants à cause du caractère dynamique du filtre, ce qui va entraîner des difficultés pour le FDE aux instants suivants. Il est ainsi possible qu’un biais d’estimation entraîne le rejet de mesures saines et induise l’exploitation de mesures aberrantes. Le filtre devient alors inconsistant et peut même diverger. La capacité à garder un état estimé consistant avec une erreur sans biais est donc primordiale. Le biais de l’erreur de l’état prédit peut être dû, entre autres, à une mauvaise justesse des données proprioceptives (aussi appelée erreur systématique). En aéronautique, ce phénomène est bien connu et lorsque le GPS est couplé à des capteurs inertiels, l’exactitude de ceux-ci doit être d’un niveau suffisant par rapport à la dynamique de l’aéronef. Dans le cas des véhicules automobiles, l’exactitude atteinte grâce aux capteurs proprioceptifs représente donc un enjeu primordial.

## 4.4 Analyse en simulation hybride

Après avoir exposé la théorie de l'algorithme de FDE appliqué au filtre de Kalman, il est nécessaire de quantifier les performances de celui-ci [Le Marchand et al., 2008]. Celles-ci sont ensuite comparées aux performances d'un algorithme de FDE standard afin d'évaluer le gain apporté. En l'occurrence, l'algorithme itératif de FDE de base a été choisi, tel que décrit en section 2.4.3.e et plus précisément en figure 2.6. Il y sera fait référence par la suite sous le nom de "FDE statique" par opposition à celui utilisé avec un filtrage dynamique. En plus d'estimer les performances du FDE appliqué à l'EKF, cette étude permet aussi de confirmer les lacunes des algorithmes standard de FDE dans les conditions qui nous concernent : les environnements urbains.

Les performances évaluées dans cette section sont celles de l'algorithme de FDE et pas directement son impact sur l'exactitude de la localisation, ce qui sera abordé en section 4.7. On s'attache donc à déterminer la capacité à correctement détecter les défauts et à correctement identifier les mesures en défauts. Ceci est réalisé grâce à une méthode qui allie la simulation et les données réelles, qu'on nomme "simulation hybride". Elle a été développée pour fournir "rapidement" une quantification des performances de l'algorithme, tout en obtenant des résultats pertinents au vu de la diversité des paramètres qui les impactent.

Le fonctionnement et les paramètres de la simulation hybride sont brièvement présentés avant de passer à l'analyse des performances de l'algorithme de FDE statique, puis à celles de l'algorithme de FDE appliqué au filtre de Kalman.

### 4.4.1 Principes et paramètres de la simulation hybride

Les études des performances des algorithmes de FDE peuvent être principalement réalisées selon deux méthodes : soit une simulation pure, soit des tests sur données réelles. Ces deux méthodes présentent des inconvénients et des avantages par rapport aux nombreux paramètres qui impactent les performances : les caractéristiques des défauts, la configuration satellitaire et aussi la trajectoire du véhicule et sa dynamique. Pour la simulation pure, le nombre de paramètres à définir et de modèles à concevoir la rendent complexe et coûteuse en temps de développement. Au final, la validité des résultats et leur interprétation est difficile du fait des nombreux paramètres. La seconde solution, les tests sur données réelles, nécessite la détection des défauts réellement rencontrés ce qui peut être difficile dans un environnement urbain où les équipements de très haut de gamme atteignent difficilement des positions sub-décimétriques. De plus, une campagne de test ne semble pas pouvoir être exhaustive par rapport la diversité des défauts sans la réalisation de nombreuses heures d'acquisition.

Par conséquent, il est proposé d'utiliser des données réelles augmentées par des données simulées pour réaliser une simulation hybride, dont le fonctionnement est détaillé en annexe F. L'idée est d'utiliser des données réelles lorsque celles-ci sont complexes à modéliser par rapport au faible impact de leur diversité, par exemple la trajectoire du véhicule, les données des capteurs proprioceptifs et la configuration satellitaire. Les données qui ont un

fort impact sur les résultats et sont très variables sont, quant à elles, simulées, comme par exemple le masquage des satellites, les bruits de mesure récepteur et les défauts.

La trajectoire choisie pour obtenir les données réelles est issue d'un essai réalisé en avril 2007 par Clément Fouque et Gérard Dherbomez avec un véhicule d'essai de l'Université de Technologie de Compiègne. Les données réelles enregistrées sont les vitesses des roues arrière et la vitesse de lacet. En conséquence, le modèle du véhicule, détaillé en annexe F.2.1 reste simple et ne comprend que la position du véhicule, sa vitesse longitudinale, sa vitesse de lacet, son cap et le décalage de l'horloge du récepteur GPS.

Les données relatives aux mesures de pseudodistance sont majoritairement simulées. Une attention particulière a été portée au bruit de mesure qu'on modélise par un modèle auto-régressif dont les paramètres ont été identifiés par des essais statiques, comme décrit en annexe F.2.2. Plusieurs séries temporelles de bruits sont d'ailleurs présentes dans la simulation. On considérera que les erreurs de propagation du signal dans l'atmosphère sont corrigées de façon suffisante grâce aux données fournies par un SBAS.

Au final, on se concentre sur les défauts introduits dans la simulation hybride. Leur nombre, leur occurrence et leur amplitude sont détaillés en annexe F.2.3 et F.2.4 et définis à partir des observations du chapitre 3. Des biais de 15, 30 et 45 m sont donc introduits. Un à trois multitrajets peuvent être présents simultanément et peuvent rester sur un même signal pendant une à huit époques consécutives. Ces biais sont introduits sur diverses configurations satellitaires, avec un nombre de satellites en vue variable (entre 8 et 3 satellites pour représenter un milieu urbain) et toutes les combinaisons possibles sont testées. Au final, les performances sont estimées avec plus de 750 000 jeux de paramètres différents.

Les deux algorithmes de FDE sont testés simultanément avec les mêmes jeux de données et avec la même probabilité de fausse alarme, fixée à 0.1%. Aux vues des bruits simulés, la variance utilisée pour caractériser le bruit de mesure sur les pseudodistances dans les deux algorithmes est 2 m.

L'analyse statistique des résultats a pour but d'étudier l'impact de la variation des paramètres (principalement le nombre de satellites en présence, le nombre de défauts simultanés et l'amplitude des défauts) sur les performances des algorithmes. Ces dernières sont exprimées aussi bien au niveau de l'étape de détection qu'au niveau de l'étape d'identification, à travers trois indicateurs :

- Le taux de fausse détection correspond au pourcentage de fois qu'un défaut a été détecté (i.e. le NSSE a dépassé le seuil de détection) alors qu'aucun défaut n'avait été introduit dans la simulation. On utilise aussi le terme de fausse alarme pour désigner cette quantité ;
- Le taux de non-détection correspond au pourcentage de fois où aucun défaut n'a été détecté (i.e. le NSSE était inférieur au seuil du  $\chi^2$ ) alors qu'un défaut était présent, et ce, seulement pendant la première étape de détection quand plusieurs défauts sont introduits ;
- Le taux de non-identification correspond au pourcentage de fois qu'une mesure en défaut n'est pas identifiée, et ce, après le nombre d'itérations maximum possible avec

l'algorithme.

#### 4.4.2 Performance de l'algorithme de FDE statique

Le taux de fausse détection pour l'algorithme de FDE statique est présenté dans le tableau 4.1 et on observe de suite la différence entre le taux de fausse alarme fixé dans l'algorithme et celui observé dans les résultats. Cela provient du fait que le bruit sur les pseudodistances n'est pas gaussien. Il a d'ailleurs été vérifié qu'avec un bruit blanc introduit dans la simulation, le taux de fausse alarme observé est cohérent avec celui spécifié pour le test. Comme une fausse détection n'apparaît qu'en l'absence de défaut, il est normal que le taux de fausse alarme soit indépendant de l'amplitude des défauts.

Amplitude du biais	Nombre de satellites			
	8	7	6	5
15 m	0.00%	0.00%	0.02%	0.13%
30 m	0.00%	0.00%	0.02%	0.13%
45 m	0.00%	0.00%	0.02%	0.13%

TABLE 4.1 – Taux de fausse détection pour l'algorithme de RAIM avec un défaut introduit

Les tables 4.2 et 4.3 montrent le taux de non-détection. Un biais plus important mène à des résidus plus importants ce qui donne logiquement une meilleure détection. La présence de deux défauts diminue aussi le taux de non-détection. Il faut préciser que le point important est l'évolution des valeurs en fonction des paramètres et non pas les valeurs absolues qui dépendent de la probabilité de fausse alarme réglée pour le test. Cette évolution est justement non linéaire par rapport au nombre de satellites et le taux de non-détection augmente d'autant plus que le nombre de satellites décroît. Ceci souligne la difficulté à utiliser l'algorithme de RAIM dans les zones urbaines, où il y a peu de satellites en vue.

Amplitude du biais	Nombre de satellites			
	8	7	6	5
15 m	4.50%	13.19%	18.14%	38.43%
30 m	0.56%	2.12%	5.10%	21.37%
45 m	0.27%	0.75%	2.69%	13.97%

TABLE 4.2 – Taux de non-détection pour l'algorithme de RAIM avec un défaut introduit

Amplitude du biais	Nombre de satellites			
	8	7	6	5
15 m	0.71%	1.71%	3.83%	9.89%
30 m	0.06%	0.32%	1.23%	5.55%
45 m	0.02%	0.08%	0.54%	3.83%

TABLE 4.3 – Taux de non-détection pour l'algorithme de RAIM avec 2 défauts introduits

Après avoir analysé la performance de détection de l'algorithme de RAIM, il est important d'observer les performances d'identification. La capacité à ne garder que les satellites sains pour la localisation en environnement urbain est un point crucial. Pour rappel l'algorithme utilisé ici et celui décrit en figure 2.6 et n'a donc pas la capacité de réintroduire une mesure déjà exclue si la nouvelle position n'est toujours pas intègre. Comme 5 satellites sont nécessaires pour l'identification et qu'un seul défaut peut être identifié avec 6 satellites, il n'y a pas de résultats présentés pour ces cas impossibles.

Le taux de non-identification est présenté dans les tableaux 4.4 et 4.5, respectivement pour un défaut et deux défauts simultanés. Dans le cas où un seul défaut est présent, le taux de fausse et de non-détection décroît avec les biais de plus grande amplitude et la présence de plus de satellites. En effet, ces deux paramètres augmentent la pertinence des résidus qui sont moins "dilués" par la matrice  $S$ , voir l'annexe B.1, ce qui facilite l'identification.

Amplitude du biais	Nombre de satellites			
	8	7	6	5
15 m	7.52%	21.38%	41.64%	-
30 m	1.36%	6.34%	23.29%	-
45 m	0.68%	2.89%	16.70%	-

TABLE 4.4 – Taux de non-identification pour l'algorithme de RAIM avec un défaut introduit

Amplitude du biais	Nombre de satellites			
	8	7	6	5
15 m	50.66%	69.16%	-	-
30 m	40.58%	61.21%	-	-
45 m	37.05%	58.28%	-	-

TABLE 4.5 – Taux de non-identification pour l'algorithme de RAIM avec deux défauts simultanés introduits

Au contraire du taux de non-détection, le taux de non-identification croît considérablement dans le cas de 2 biais simultanés. La présence de deux défauts donne certes un  $NSSE$  souvent bien plus élevé qu'avec un seul défaut, mais elle rend les résidus moins pertinents, donc l'identification moins efficace. Il est possible de s'en convaincre avec un exemple. La figure 4.2 illustre une constellation satellitaire fictive, qui comprend 4 satellites placés sur l'axe Est-Ouest, 2 satellites fautifs au sud (numéros 4 et 17) et un satellite au nord (numéro 31). Du fait de cette configuration satellitaire, la latitude du récepteur est principalement déterminée par les satellites 4, 17 et 31. Des défauts d'amplitudes similaires sur les satellites 4 et 17 vont causer un biais sur l'estimation de la latitude et c'est alors le satellite 31 qui semblera être fautif. Même si ce cas reste simple, il peut arriver que deux satellites en défaut donnent l'illusion qu'un troisième est en défaut. Ceci explique en partie la difficulté pour le RAIM à identifier correctement les défauts lorsque plusieurs sont présents.

Pour mémoire, ce ne sont pas les valeurs des différents taux reportés dans les tableaux qui sont importants, mais la comparaison des résultats entre les différentes approches.

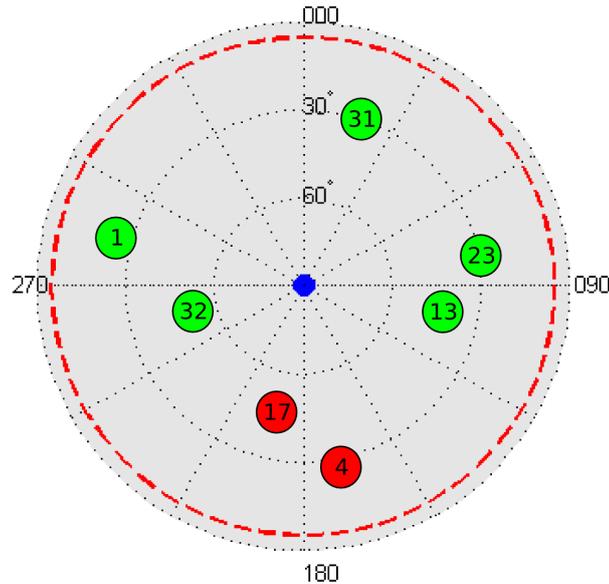


FIGURE 4.2 – Constellation GPS fictive avec deux défauts

#### 4.4.3 FDE basé sur le filtre de Kalman

Pour le filtre de Kalman, le taux de fausse alarme utilisé dans le test du  $\chi^2$  est le même que celui utilisé pour l'algorithme de RAIM, mais de nouveaux tests ont été ajoutés avec plus de défauts et moins de satellites en vue pour rendre encore plus visible le gain de performance obtenu via cet algorithme. Ainsi, les tests ont été réalisés avec seulement 4 satellites en vue, et pour les configurations à 7 et 6 satellites le nombre de biais simultanés introduits a été porté à 3.

Comme la détection se sert des capacités de filtrage, le taux de fausse détection dépend, en plus, du nombre et de l'amplitude des défauts précédemment rencontrés. Le tableau 4.6 montre le taux de fausse détection obtenu pour un biais de 15 m. Comme attendu, ce taux augmente avec la chute du nombre de satellites et la différence avec la probabilité de fausse alarme choisie pour le test du  $\chi^2$  est sûrement impactée par le filtrage et la dérive de ses estimations. Le gain obtenu avec les biais de 30 et 45 m, non présentés ici, n'excède pas un facteur 2. L'évolution des performances en fonction de l'amplitude des défauts ayant un comportement similaire à celui de l'algorithme de FDE statique, on préférera s'intéresser par la suite à l'effet du nombre de défauts simultanés sur les performances.

Nombre de défauts	Nombre de satellites				
	8	7	6	5	4
0	0,00%	0.00%	1.42%	3.23%	6.21%
1	0.01%	0.55%	1.03%	3.06%	6.61%
2	0.03%	0.06%	1.00%	3.37%	10.13%
3	-	0.10%	1.51%	-	-

TABLE 4.6 – Taux de fausse détection pour l'algorithme de FDE basé sur le KF avec un biais de 15 m

Une analyse approfondie indique que les fausses détections surviennent principalement quand l'état du filtre de Kalman a une erreur importante, supérieure à 50 m. Ceci est un des principaux inconvénients de cet algorithme, déjà énoncé lors de la présentation théorique de l'algorithme en section 4.3.2 : si l'état estimé dérive à cause de biais non détectés, cela peut mener à la détection de défauts non existants. Cependant, l'exclusion des satellites sains augmente l'incertitude de la position, mais ne met pas pour autant l'intégrité en péril.

Le taux de non-détection, présenté dans le tableau 4.7, est significativement meilleur que celui obtenu avec l'algorithme de FDE statique. La justesse de la position acquise pendant les périodes où les données sont saines permet une détection très sensible des défauts qui apparaissent, ce qui évite de biaiser l'état et permet de garder une bonne détectabilité.

La capacité à garder un bon taux de bonne détection est reliée aux bonnes capacités d'identification. Le taux de non-identification est présenté dans les tableaux 4.8 et ils confirment le gain en performance par rapport à l'algorithme de RAIM. Comme pour la performance de détection, celle d'identification est augmentée dans les mêmes proportions avec des biais de 30 m ou 45 m, dont les résultats ne sont pas présentés ici.

Nombre de défauts	Nombre de satellites				
	8	7	6	5	4
1	0.04%	0.02%	0.08%	0.20%	0.85%
2	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	0.09%
3	-	0.00%	0.00%	-	-

TABLE 4.7 – Taux de non-détection pour l'algorithme de FDE basé sur le KF avec un biais de 15 m

Nombre de défauts	Nombre de satellites				
	8	7	6	5	4
1	0.04%	0.02%	0.14%	0.53%	1.77%
2	0.05%	0.07%	0.18%	0.80%	3.32%
3	-	0.14%	0.45%	-	-

TABLE 4.8 – Taux de non-identification pour l'algorithme de FDE basé sur le KF avec un biais de 15 m

Un point intéressant apparaît lors d'une analyse plus fine des résultats : les satellites en défaut sont plus facilement détectés et identifiés si ils sont situés dans l'axe du déplacement du véhicule. En effet, il est bien connu que l'utilisation du filtre de Kalman avec des capteurs proprioceptifs aplatit l'ellipse d'incertitude de la position selon l'axe de mouvement du véhicule. Par conséquent, l'utilisation de cette covariance pour calculer les résidus pondérés donne cette propriété à la détection et à l'identification.

#### 4.4.4 Discussion

Les résultats ont souligné les difficultés de l'algorithme de FDE statique quand il est confronté à des défauts multiples et en cas de configuration satellitaire mal conditionnée.

Ces difficultés, rencontrées dans des conditions similaires à celles du milieu urbain, renforcent le constat fait dans l'état de l'art : les algorithmes de FDE standard ne sont pas adaptés pour la localisation automobile. La nécessité de proposer de nouveaux algorithmes est donc forte. Les premiers résultats obtenus avec le FDE basés sur un filtre de Kalman montrent une nette amélioration des performances. Dans le même temps, les inconvénients soulevés lors de l'étude théorique ont été confirmés par la simulation hybride : à partir du moment où l'état est biaisé, il devient difficile de correctement identifier les défauts et le taux de fausse détection augmente.

## 4.5 Application à un véhicule automobile de série

Les sections précédentes ont présenté l'algorithme de FDE basé sur le filtre de Kalman et justifié de son gain théorique via une simulation hybride. Il est maintenant intéressant d'estimer son impact sur l'exactitude de la localisation d'un véhicule de série. Le couplage entre les mesures GPS et les mesures proprioceptives déjà disponibles sur le véhicule est donc approfondi ainsi que les modalités d'application du FDE.

L'étude préliminaire menée avec la simulation hybride a permis de souligner l'importance du filtrage dans le processus de FDE et l'apport fourni par le *dead-reckoning*<sup>2</sup>. D'autre part, on cherche à exploiter au maximum les capteurs déjà présents sur le véhicule. L'annexe G en fait la liste et permet de déterminer les mesures pertinentes pour notre application et d'adapter le filtre en conséquence. Ces mesures sont au nombre de 5 : la vitesse de la roue arrière gauche, celle de la roue arrière droite, la différence entre les vitesses des deux roues avant, la vitesse de lacet mesurée par un gyromètre et l'angle au volant. Concernant le récepteur GPS, les mesures de pseudodistance et de Doppler sont utilisées. Le schéma du filtre, son état et les fonctions de prédiction et d'observation sont présentés ci-après.

### 4.5.1 Observateur d'état

L'implémentation se base sur un filtre de Kalman étendu à cause des non-linéarités présentes dans le problème d'observation de la position d'un véhicule et du fait de sa facilité de mise en œuvre sur un système temps réel. Pour les véhicules terrestres, deux schémas d'application sont possibles pour ce filtre, en fonction de l'utilisation ou non du vecteur des entrées  $U_k$  présent dans le système (4.1). Un usage courant est de considérer les mesures proprioceptives comme des entrées et de les placer dans le vecteur  $U_k$  utilisé dans l'étape de prédiction. Une autre solution insère les mesures proprioceptives dans un vecteur des mesures  $Y_k$  qui intervient dans l'étape d'estimation de l'EKF. Cette solution nécessite alors d'intégrer dans l'état de nouvelles variables, par exemple la vitesse du véhicule si on possède une mesure de la vitesse des roues. Elle a l'avantage d'être compatible avec une arrivée asynchrone des mesures, de permettre l'estimation de paramètres relatifs aux mesures (biais, facteur d'échelle, bruit non blanc) et même de rendre applicables les algorithmes de

2. Ce terme représente les méthodes de navigation à l'estime inertielle ou odométrique

FDE aux mesures proprioceptives.

En conséquence, notre choix s'est porté sur l'intégration des mesures proprioceptives dans une étape d'estimation. Le filtre présente donc deux fonctions d'observation différentes : une pour les données GPS et une pour les données proprioceptives, chacune étant exécutée lors de l'arrivée des données correspondantes. La fonction de prédiction ne sert qu'à propager l'état entre les instants d'arrivée des données. Ce choix impose d'intégrer dans l'état de nombreuses variables relatives à la dynamique du véhicule et permet d'introduire des variables relatives aux capteurs.

#### 4.5.2 Capteurs et modèles d'observation associés

##### GPS

Les mesures utilisées en provenance du récepteur GPS sont les pseudodistances  $Y_\rho$  et les mesures de Doppler  $Y_\varphi$ . Ces données arrivant au même moment, elles sont intégrées à travers une seule fonction  $h_{\rho,\varphi}$  qui est fonction de l'état et ressort les pseudodistances et les mesures de Doppler :

$$\left\{ \begin{array}{c} Y_\rho \\ Y_\varphi \end{array} \right\} = h_{\rho,\varphi}(X) \quad (4.27)$$

La fonction d'observation pour les pseudodistances est celle classiquement utilisée, en lien avec l'équation (2.1). Il faut noter que les mesures de pseudodistances introduites dans le filtre  $Y_\rho$  sont préalablement corrigées des erreurs ionosphériques grâce aux paramètres fournis dans le message de navigation GPS. La fonction d'observation des mesures de Doppler est différente de l'équation (2.2), car l'état du filtre ne comprend pas la vitesse du véhicule selon les trois axes du repère local tangent  $v_x$ ,  $v_y$  et  $v_z$ , mais la norme du vecteur vitesse  $v$ , l'angle de cap  $\theta$  et l'angle de tangage  $\psi$ . Les relations sont les suivantes :

$$\begin{aligned} v_x &= v_k \cdot \cos(\theta_k) \cos(\psi_k) \\ v_y &= v_k \cdot \sin(\theta_k) \cdot \cos(\psi_k) \\ v_z &= v_k \cdot \sin(\psi_k) \end{aligned} \quad (4.28)$$

La fonction d'observation correspondante pour la mesure de Doppler  $\varphi_i$  en Hertz, en provenance de  $i^{\text{ème}}$  satellite sur  $L1$  est la projection de la vitesse relative sur la ligne de vue du satellite :

$$Y_\varphi = \varphi_{i,k} \cdot \frac{c}{L1} = \begin{aligned} & (v_{x,sv_i} - v_k \cdot \cos(\theta_k) \cdot \cos(\psi_k)) \cdot \frac{x - x_{sv1}}{\|x - x_{sv1}\|} + \\ & (v_{y,sv_i} - v_k \cdot \sin(\theta_k) \cdot \cos(\psi_k)) \cdot \frac{y - y_{sv1}}{\|y - y_{sv1}\|} + \\ & (v_{z,sv_i} - v_k \cdot \sin(\psi_k)) \cdot \frac{z - z_{sv1}}{\|z - z_{sv1}\|} - c \cdot ddt_k \end{aligned} \quad (4.29)$$

où  $ddt_k$  est la dérive d'horloge du récepteur et  $c$  la vitesse de la lumière. Cette fonction représente donc le premier des deux modèles d'observation utilisés dans notre schéma d'estimation. La seconde correspond à l'utilisation de l'ensemble des mesures proprioceptives,

à savoir : l'angle au volant, les vitesses de roues arrière droite et gauche, le différentiel de roue avant et la vitesse de lacet. Les caractéristiques des capteurs sont décrites en annexe G. Les modèles d'observation correspondants doivent donc relier ces mesures aux variables relatives à la dynamique du véhicule. Aux vues de la qualité des capteurs, seuls des modèles cinématiques simples ont été envisagés et les modèles prenant en compte la dérive du véhicule et les glissements aux pneus n'ont pas été pris en compte [Stéphane, 2004], [Julier, 1997].

### Gyromètre de lacet

La mesure de la vitesse angulaire  $\omega_g$  issue du gyromètre de lacet de type *Micro-Electro-Mechanical System* (MEMS) présent dans l'ESP est donc fonction de la vitesse de lacet  $\omega$ . Du fait des performances des capteurs MEMS, un biais  $b_g$  est présent sur les mesures. Ce dernier sera estimé dans l'état du filtre et la fonction d'observation associée au gyromètre de lacet est la suivante :

$$\omega_g = \omega + b_g \quad (4.30)$$

### Vitesses de roues arrière

Les vitesses de roues arrière droite  $v_{rr}$  et gauche  $v_{rl}$  proviennent des odomètres de série associés à l'ESP. Les vitesses fournies pour les roues arrière présupposent un diamètre de roue constant. Or celui-ci peut varier en fonction de la pression, de l'usure des pneus et d'autres paramètres, atteignant jusqu'à 2 % d'erreur. Des facteurs d'échelle doivent donc être pris en compte pour estimer la vitesse du véhicule :

$$\begin{cases} v_{rl} = \zeta_{rl} \cdot (v - \omega \cdot \frac{a_r}{2}) \\ v_{rr} = \zeta_{rr} \cdot (v + \omega \cdot \frac{a_r}{2}) \end{cases} \quad (4.31)$$

où  $a_r$  (pour *rear axle*) est la largeur de l'essieu arrière.

### Différentiel de roue avant

Le différentiel des roues avant dépend de la différence de distance parcourue entre les roues droite et gauche lorsqu'on tourne. Ce calcul est exact lorsque le diamètre des deux roues est égal, sinon une erreur est introduite en fonction de la vitesse de lacet et de la vitesse du véhicule. Reprenons l'équation précédente pour l'appliquer aux vitesses des roues avant droite et gauche,  $v_{fr}$  et  $v_{fl}$  (les indices  $fr$  et  $fl$  font respectivement référence à *front right* et *front left*)<sup>3</sup> :

$$\begin{aligned} v_{fl} &= \zeta_{fl} \cdot (v - \omega \cdot \frac{a_f}{2}) \\ v_{fr} &= \zeta_{fr} \cdot (v + \omega \cdot \frac{a_f}{2}) \end{aligned} \quad (4.32)$$

$$v_{fl} - v_{fr} = \zeta_{fl} \cdot (v - \omega \cdot \frac{a_f}{2}) - \zeta_{fr} \cdot (v + \omega \cdot \frac{a_f}{2}) \quad (4.33)$$

3. Ce modèle est simplifié. Il suppose que les deux roues sont parallèles, donc ne prend pas en compte l'empattement du véhicule ou l'épure de Janteaud [Brossard, 2006].

$$v_{fl} - v_{fr} = v \cdot (\zeta_{fl} - \zeta_{fr}) - \omega \cdot \frac{a_f}{2} \cdot (\zeta_{fl} + \zeta_{fr}) \quad (4.34)$$

où  $a_f$  (pour *front axle*) est la largeur de l'essieu avant et  $\zeta_{fl}$  et  $\zeta_{fr}$  les facteurs d'échelle sur les vitesses des roues avant. Le différentiel de roue avant est donc affecté par un facteur d'échelle,  $(\zeta_{fl} + \zeta_{fr})/2$ , et par un biais,  $v \cdot (\zeta_{fl} - \zeta_{fr})$ , qui dépend de la vitesse. Des tests effectués avec des données expérimentales ont montré que le facteur le plus impactant est le biais fonction de la vitesse. Si il n'est pas pris en compte, il entraîne une dérive conséquente sur l'estimation de la dynamique du véhicule. On a observé par contre que le facteur d'échelle  $(\zeta_{fl} + \zeta_{fr})/2$  n'entraîne pas de biais significatif sur l'estimation de la vitesse de lacet. Le modèle d'observation retenu pour le différentiel des roues avant  $\Delta v_f$  est le suivant :

$$\Delta v_f \hat{=} v_{fl} - v_{fr} = v \cdot \zeta_{df} - \omega \cdot a_f \quad (4.35)$$

### Mesure d'angle au volant

Enfin, l'angle au volant provient du capteur de la direction assistée. Il peut être considéré comme une mesure la courbure de la trajectoire, qu'on notera  $crb$ . Quand l'angle au volant est nul, le véhicule va en ligne droite ce qui correspond à une courbure nulle de la trajectoire. La transformation entre l'angle au volant et la courbure s'obtient via la démultiplication entre l'angle des roues et l'angle au volant, puis par des considérations géométriques sur la distance entre les essieux avant et arrière. Elle est directement modélisée par une fonction non-linéaire qu'on approxime par un polynôme d'ordre 3 dont les coefficients ont été identifiés lors d'essais. La courbure  $crb$  dépend quant à elle de la vitesse de lacet par rapport à la vitesse longitudinale :

$$crb = \omega/v \quad (4.36)$$

A basse vitesse, l'angle des roues apporte donc une contrainte forte sur le lien entre ces deux grandeurs essentielles du mouvement. Si les roues sont droites, on sait que le cap ne peut pas changer lorsqu'on se déplace. Au contraire, si les roues sont braquées à fond, un déplacement de quelques dizaines de centimètres entraînera une variation du cap de plusieurs degrés. L'estimation, relativement simple et précise, de la vitesse du véhicule peut alors impacter l'estimation de la vitesse de lacet qui est souvent le point faible du *dead-reckoning*. Le biais du gyroscope peut être estimé aussi bien à l'arrêt qu'à faible vitesse. Les différences de facteur d'échelle entre les roues droite et gauche gagnent aussi en observabilité, ce qui se conçoit facilement lorsqu'à basse vitesse les roues sont dans l'axe du véhicule et nous indiquent un mouvement rectiligne.

Cependant, l'équation (4.36) présente l'inconvénient ne pas être défini en  $v = 0$ , où  $crb$  tend vers l'infini. D'un point de vue physique, cela traduit qu'à très basse vitesse une faible variation du cap est liée à une très grande courbure de la trajectoire. D'un point de vue pratique, les résidus obtenus à basses vitesses vont donc tendre vers l'infini et la jacobienne de la matrice d'observation va comporter un terme qui tend vers 0. Ceci pose alors des problèmes pour l'inversion numérique des matrices. Ce problème a été résolu en limitant la valeur minimale que peut prendre la vitesse dans l'équation (4.36) et dans le calcul de la

jacobienne.

Au final, la deuxième étape d'observation utilisée dans le filtre se résume à :

$$\begin{cases} \omega_g = \omega + gB \\ v_{rl} = \zeta_{rl} \cdot (v - \omega \cdot \frac{a_r}{2}) \\ v_{rr} = \zeta_{rr} \cdot (v + \omega \cdot \frac{a_r}{2}) \\ \Delta v_f = v \cdot \zeta_{df} - \omega \cdot a_f \\ crb = \omega / v \end{cases} \quad (4.37)$$

### 4.5.3 Vecteur d'état

Le vecteur d'état contient des paramètres et des grandeurs de localisation. La liste des 14 variables présentes est donnée ci-après, en commençant par la position, puis les variables relatives au GPS, à l'état du véhicule et aux capteurs proprioceptifs, suivies de leurs justifications.

1.  $x$  : position du véhicule en mètres selon l'axe Est dans un repère local tangent à la terre, orienté en "Est Nord Haut" ("East North Up" - ENU -).
2.  $y$  : position du véhicule en mètres, selon l'axe Nord dans un repère local tangent à la terre, orienté ENU.
3.  $z$  : position du véhicule en mètres, selon l'axe Haut dans un repère local tangent à la terre, orienté ENU.
4.  $c.dt$  : décalage d'horloge du récepteur GPS exprimé en mètres.
5.  $c.ddt$  : dérive d'horloge du récepteur GPS exprimé en mètres par seconde.
6.  $\theta$  : cap du véhicule en radians, soit l'angle que forme le vecteur du mouvement et l'axe  $x$  du repère dans le plan  $(x, y)$ <sup>4</sup>.
7.  $\omega$  : vitesse angulaire de lacet en radians par seconde.
8.  $a$  : norme du vecteur d'accélération en 3D du véhicule en mètres par seconde carré.
9.  $v$  : norme du vecteur vitesse en 3D du véhicule, en mètres par seconde. Du fait des contraintes non-holonomes, on suppose que la vitesse 3D correspond à la vitesse longitudinale du véhicule.
10.  $\psi$  : angle de "tangage" du véhicule en radians, soit l'angle que forme le vecteur du mouvement et le plan  $(x, y)$  du repère.<sup>5</sup>
11.  $\zeta_{rl}$  : facteur d'échelle sur la mesure de vitesse de la roue arrière gauche, sans unité (l'indice  $rl$  fait référence à *Rear Left*).
12.  $\zeta_{rr}$  : facteur d'échelle sur la mesure de vitesse de la roue arrière droite, sans unité (l'indice  $rr$  fait référence à *Rear Right*).

---

4. du fait des contraintes non-holonomes, on suppose que le cap et l'orientation du véhicule sont confondus  
 5. Il ne faut pas confondre cette variable avec l'angle que forment le châssis du véhicule et la route, qui varie à cause du débattement des suspensions.

13.  $\zeta_{df}$  : biais dépendant de la vitesse sur la mesure de différentiel de vitesse des roues avant en radians par mètre (l'indice  $df$  fait référence à *Delta Front*).
14.  $b_g$  : biais du gyromètre de lacet en radians par seconde.

Bien que la localisation d'un véhicule terrestre soit réalisée dans un référentiel global tel que le référentiel terrestre (ECEF pour *Earth Centred Earth Fixed*), la fusion de données avec des capteurs proprioceptifs est grandement facilitée dans un repère local. C'est pourquoi les coordonnées sont exprimées en  $x, y, z$  dans un référentiel local tangent orienté ENU. Deux variables relatives à la localisation GPS sont introduites directement dans le filtre : le décalage et la dérive de l'horloge du récepteur. Cette seconde variable est introduite, car on suppose fréquemment que la dérive d'horloge d'un récepteur GPS est constante. De plus, c'est un paramètre à estimer lorsque les mesures de Doppler sont utilisées.

Les composantes de l'état qui font référence au mouvement du véhicule sont au nombre de 5 :  $\theta, \omega, v, a, \psi$ . La présence des dérivées du cap et de la vitesse se justifie par la dynamique relativement élevée du cap et de la vitesse par rapport à la période d'échantillonnage du GPS à 1 Hz. Il est donc nécessaire d'utiliser des modèles d'évolution où ils ne sont pas considérés comme constants, cette hypothèse se reportant sur leurs dérivés. De plus, l'utilisation d'un gyromètre de lacet dans le schéma de fusion impose l'introduction de la dérivée du cap dans l'état. La présence de l'angle de tangage  $\psi$  s'est avérée utile pour prendre en compte l'effet de la pente de la route. En présence de fortes pentes (supérieures à 3 degrés) l'estimation selon l'axe  $z$  se trouvait fortement dégradée, entraînant des baisses de performance de l'algorithme de FDE. Cette variable permet donc une meilleure estimation à la fois de la hauteur et du décalage d'horloge qui lui est fortement lié. L'estimation de  $\psi$  est facilitée par l'utilisation des mesures de Doppler qui fournissent un vecteur de mouvement du véhicule en trois dimensions.

Enfin, 4 paramètres relatifs aux capteurs sont intégrés dans l'état du filtre :  $\zeta_{rl}, \zeta_{rr}, \zeta_{df}, b_g$ . L'utilisation de capteurs à bas coût implique la présence de biais et d'erreurs de facteur d'échelle sur leurs mesures. Ces derniers ont été présentés dans les fonctions d'observation et se retrouvent dans l'état. Ils varient au cours du temps selon des dynamiques très faibles et ne peuvent pas être calibrés une fois pour toutes. L'usure des pneus varie sur plusieurs dizaines de milliers de kilomètres, et le biais d'un gyromètre ne varie quasiment pas au cours d'un essai, mais peut comprendre des différences significatives entre deux utilisations (présence d'un biais aléatoire au démarrage). Une solution consiste donc à les considérer comme des constantes dont la valeur est estimée par le filtre. Les valeurs associées à ces états dans la matrice de variance-covariance du modèle de prédiction sont donc fixées à des valeurs extrêmement faibles par rapport aux dynamiques des autres variables, afin que leur estimation converge vers une valeur et ne présente ensuite que de faibles variations. Les deux facteurs d'échelle sont initialisés à 1 dans le filtre, et les biais à 0, mais dans la pratique certaines valeurs estimées peuvent être réutilisées pour l'initialisation entre deux essais.

#### 4.5.4 Modèle d'évolution

L'évolution de la position du véhicule dans le plan cartésien dépend de la position précédente et de l'ensemble des paramètres du mouvement présents dans le filtre. Elle est résumée par la fonction de prédiction  $f$ , dont on donne ici le détail.

$$\left\{ \begin{array}{l} x_{k+1} = x_k + \Delta t_k \cdot v_k \cdot \cos(\psi_k) \cdot \cos(\theta_k + \Delta t_k \cdot \omega_k / 2) \\ y_{k+1} = y_k + \Delta t_k \cdot v_k \cdot \cos(\psi_k) \cdot \sin(\theta_k + \Delta t_k \cdot \omega_k / 2) \\ z_{k+1} = z_k + \Delta t_k \cdot v_k \cdot \sin(\psi_k) \\ c.ddt_{k+1} = c.ddt_k \\ c.dt_{k+1} = c.dt_k + \Delta t_k \cdot c.ddt_k \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \Delta t_k \cdot \omega_k \\ \omega_{k+1} = \omega_k \\ a_{k+1} = a_k \\ v_{k+1} = v_k + \Delta t_k \cdot a_k \\ \psi_{k+1} = \psi_k \\ \zeta_{rl,k+1} = \zeta_{rl,k} \\ \zeta_{rr,k+1} = \zeta_{rr,k} \\ \zeta_{df,k+1} = \zeta_{df,k} \\ b_{g,k+1} = b_{g,k} \end{array} \right. \quad (4.38)$$

où  $\Delta t_k = t_k - t_{k-1}$ . La position selon  $x$  et  $y$  dépend donc de la vitesse du véhicule, du cap suivi et de la vitesse de lacet ainsi que de l'angle de tangage, tandis que le déplacement en  $z$  ne dépend que de la vitesse et de l'angle de tangage. Au vu de la faible dynamique sur le tangage, une hypothèse selon laquelle la pente reste constante peut être envisagée. La variance du modèle d'évolution concernant le tangage est un paramètre important à déterminer pour éviter des variations trop rapides de celui-ci ou des variations trop lentes, ce qui équivaudrait à un modèle de véhicule contraignant le déplacement dans le plan  $(x, y)$ .

#### 4.5.5 Implémentation de l'algorithme de détection et d'exclusion de défauts

Une fusion de données pertinente et utile pour des algorithmes de FDE doit mettre l'accent sur l'ensemble des redondances disponibles entre les capteurs. Dans le cas présent, les redondances entre les capteurs proprioceptifs sont dues à l'utilisation de plusieurs capteurs qui dépendent à la fois de la vitesse et de la vitesse de lacet (les roues arrière et l'angle au volant) associés à deux autres capteurs (le différentiel de roue avant et gyromètre), principalement dédiés à l'estimation de la vitesse de lacet.

Le lien entre les mesures GPS et les données proprioceptives est assuré par les mesures de Doppler. En effet, elles représentent les seules mesures communes au GPS et aux capteurs véhicule : les mesures de Doppler permettent de mesurer le déplacement du véhicule en

trois dimensions et les capteurs proprioceptifs mesurent la norme du vecteur vitesse et par intégration le cap. La vitesse peut aussi être obtenue avec les positions issues du GPS, mais une estimation de la dérivée est nécessaire, ce qui en diminue l'exactitude. Du point de vue de la fusion de données, les seules mesures en redondance directe sont donc les vitesses de roues et les mesures de Doppler.

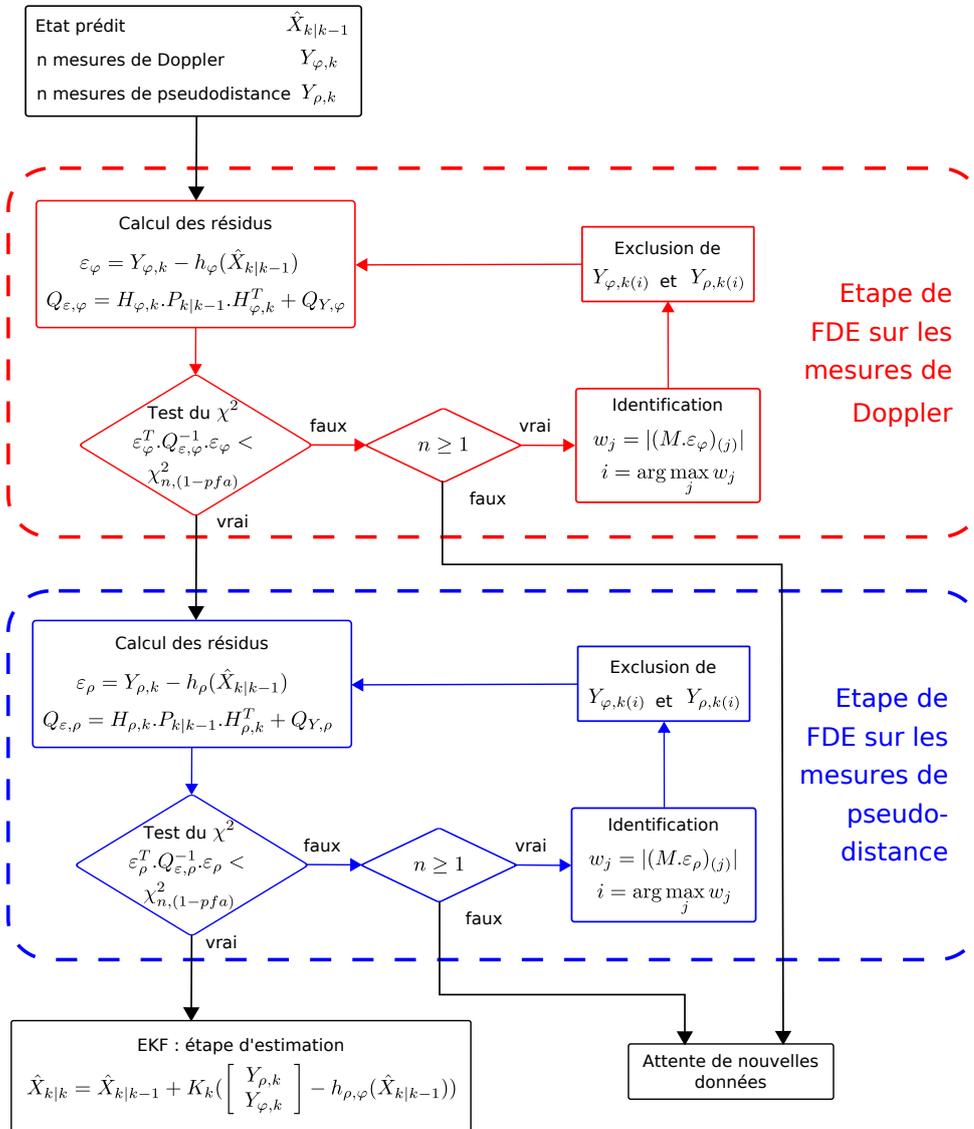


FIGURE 4.3 – Fonctionnement d'une étape d'estimation intégrant une étape de FDE sur les Doppler et sur les pseudodistances

Du point de vue du FDE, la détection des défauts sur les pseudodistances dépend de la redondance interne (la redondance géométrique due à la configuration satellitaire) et de la position prédite qui est issue d'un processus intégrateur et qui est donc soumis à dérive. Si on réalise un FDE sur les Doppler, il n'est pas dépendant d'une intégration, donc d'une dérive, car la vitesse est mesurée en permanence. Cette différence est d'autant plus importante que les données GPS peuvent être masquées sur une période prolongée et que la position peut

être soumise à une dérive importante, ce que ne subira jamais l'estimation de la vitesse.

Il semble donc plus facile de détecter un défaut sur les mesures de Doppler que sur les mesures de pseudodistance. On doit rajouter à ceci l'observation réalisée en section 3.5.3.a qui décrit le lien entre les erreurs sur les mesures de Doppler et celles de pseudodistance dans le cas des multitrajets NLOS. Un défaut observé sur une mesure de Doppler témoigne donc de la présence d'un défaut sur la pseudodistance correspondante. Par conséquent, la stratégie suivante a été mise en place : l'algorithme de FDE basé sur l'EKF est dans un premier temps appliqué aux mesures de Doppler. Si un défaut est détecté, la mesure de Doppler identifiée en défaut et celle de pseudodistance du même satellite sont toutes deux exclues. Une fois qu'il n'y a plus de défaut détecté sur les Dopplers, l'algorithme de FDE basé sur l'EKF est appliqué aux pseudodistances. Il a été décidé d'exclure aussi la mesure de Doppler associé à une mesure de pseudodistance identifiée en défaut. Le schéma en figure 4.3 représente ce processus, où l'on note  $\varepsilon_\rho$  les résidus sur les mesures de Doppler,  $\varepsilon_\varphi$  les résidus sur les mesures de pseudodistance et  $Q_{\varepsilon,\rho}$  et  $Q_{\varepsilon,\varphi}$  leurs matrices de variance-covariance respectives. On considère que  $n$  satellites sont en vue donc qu'on a  $n$  mesures de Doppler et  $n$  mesures de pseudodistance.

## 4.6 Prototypage temps réel

Les algorithmes présentés précédemment ont été codés à la fois sous Matlab et en C++ sous Visual Studio 2005. Cette deuxième implémentation a eu pour but de vérifier l'applicabilité des algorithmes en temps réel et de préparer de futurs essais chez Renault avec des applications d'aide à la conduite. Le portage en C++ a été divisé en quatre étapes, schématisées en figure 4.4 : le décodage des trames binaires du récepteur u-blox, le calcul des positions des satellites, la communication avec les capteurs et l'architecture globale, et la réalisation d'un filtre de Kalman étendu capable de gérer l'asynchronisme des données.

Une librairie de décodage des trames du récepteur AEK-4T a été écrite pour accéder aux mesures brutes (pseudodistance, Doppler, phase...) ainsi qu'au message de navigation diffusé par les satellites GPS. Les autres messages fournissant le détail des estimations du récepteur u-blox ont aussi été décodés dans le but de comparer les résultats calculés à ceux du récepteur.

Une fois les mesures brutes décodées, elles ont été interfacées avec la librairie GPSTk [GPSTk, 2009], développée sous licence GNU LGPL par le laboratoire de recherche appliquée de l'université du Texas à Austin. Les fonctions utilisées dans la librairie sont principalement le décodage des trames de navigation, le calcul des positions des satellites, le calcul des corrections à appliquer et les changements de repère.

Le filtre de Kalman étendu est basé sur la librairie *open source* "Bayes++" développée par Michael Stevens au *Australian Centre for Field Robotic* [Stevens, 2009]. Cette librairie fournit un ensemble de classes dédiées au filtrage bayésien, dont le filtre de Kalman étendu. Les codes ont été adaptés afin de prendre en compte l'arrivée asynchrone des données donc des échantillonnages variables. De plus, un mécanisme de *buffer* a dû être mis en place pour

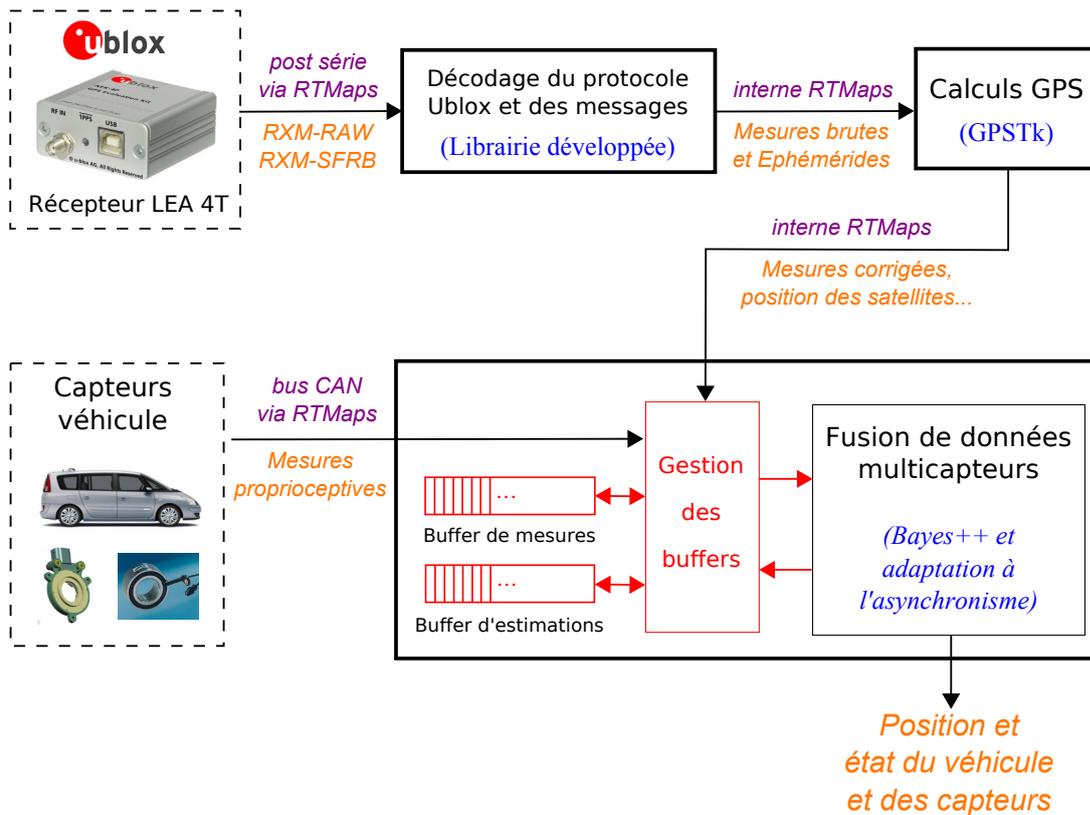


FIGURE 4.4 – Schéma de l'implémentation temps réel en C++

gérer les différences de latence entre les capteurs. En effet, entre la prise des mesures par le récepteur GPS et l'arrivée de celles-ci au composant de fusion de données, avec l'ensemble des calculs GPS effectués, il peut s'écouler plus de 100 ms. Pendant ce même temps, deux accès au CAN (échantillonné à 20 Hz) peuvent avoir été réalisés. Introduire les données GPS à leur moment d'arrivée, sans prendre en compte la latence pourrait donc mener à un décalage de la position non négligeable, notamment à haute vitesse. Un mécanisme de *buffer* a donc été mis en place pour sauvegarder toutes les données proprioceptives et GPS reçues dans la dernière seconde ainsi que les estimations de l'état et de sa matrice de variance-covariance. Lorsque des données GPS arrivent, il est possible de revenir à l'état qui précède le moment de la mesure, de fusionner les données GPS puis de réintroduire les données proprioceptives qui ont été reçues depuis. Ce mécanisme permet de fournir en permanence les estimations les plus récentes grâce aux données proprioceptives et de ne pas introduire de biais à cause des latences du GPS. Certains logiciels de fusion de données multicapteurs, tel AROCCAM, ont été développés pour répondre à la même problématique en utilisant un mécanisme de buffer similaire [Tessier et al., 2006].

Ces bibliothèques ont été mises en œuvre à travers le *middleware* RTMaps, développé par la société Intempora [RTMaps, 2009]. Celui-ci permet l'implémentation d'algorithmes sous forme de composants interconnectables et propose aussi l'enregistrement puis le rejeu des données avec la même chronologie. Plusieurs composants de base sont déjà fournis, tels que

la gestion des entrées sorties sur port série, utilisée pour communiquer avec le récepteur GPS, et l'accès au CAN pour acquérir les informations provenant des capteurs proprioceptifs. Le signal PPS peut être reçu sur le ring du port série et l'horloge du *middleware* est alors synchronisée avec le temps GPS. La figure 4.5 est une capture d'écran du logiciel RTMaps avec un diagramme comprenant un *player*, un *recorder* et les trois composants créés pour l'implémentation de l'algorithme : un composant de décodage des trames brutes, un composant de calcul GPS basé sur la GPSTk et enfin un composant contenant le filtre de Kalman étendu et les algorithmes de FDE.

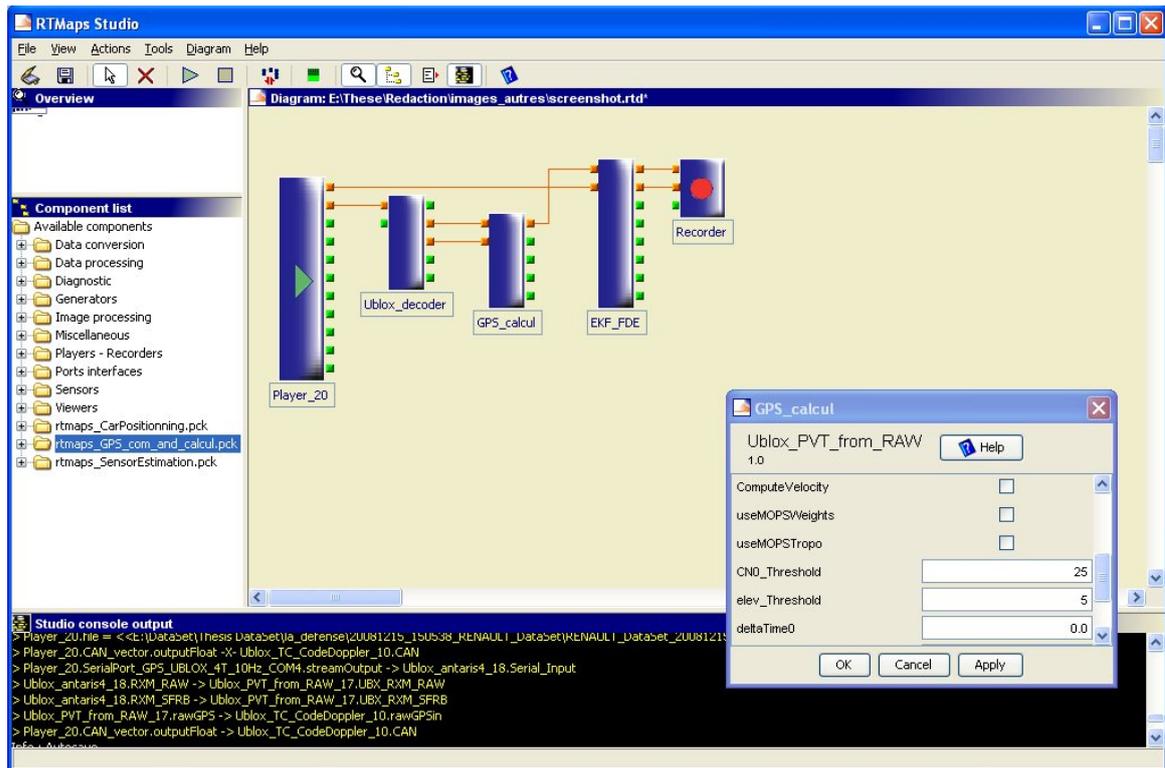


FIGURE 4.5 – Capture d'écran du logiciel RTMaps

## 4.7 Résultats expérimentaux

Cette section commence par présenter le processus expérimental mis en place pour évaluer les performances de l'approche proposée. Un premier cas d'usage est utilisé pour mettre au point le filtre de Kalman étendu et vérifier son bon fonctionnement en conditions nominales. Les trois autres cas d'usage permettent d'évaluer l'impact de l'algorithme de FDE sur l'exactitude de la localisation. Les résultats sont présentés d'un point de vue contextuel et d'un point de vue statistique.

### 4.7.1 Processus expérimental

Comme pour la caractérisation des erreurs d'un récepteur GPS en chapitre 3, une référence de position décimétrique est nécessaire pour estimer l'exactitude de la localisation

obtenue avec l'approche proposée. La figure 4.6 rappelle le matériel et les algorithmes utilisés pour le calcul de la vérité terrain, dont des descriptions plus précises sont disponibles en sections 3.3.2 et 3.3.3. Les données d'une centrale inertielle à fibre optique couplée à un récepteur GPS et à l'odométrie du véhicule sont enregistrées lors de l'essai, puis post-traitées avec des mesures issues d'une station GPS de référence en utilisant un algorithme de couplage serré.

Comme montré en figure 4.6, les données GPS et proprioceptives nécessaires à l'algorithme sont enregistrées et horodatées par le logiciel RTMaps lors des essais. Dans le but de simplifier l'analyse de l'algorithme et de ses performances, celui-ci est appliqué hors ligne. Pour les mêmes raisons et pour faciliter l'affichage des résultats, la version Matlab (*The MathWorks*) de l'algorithme est utilisée.

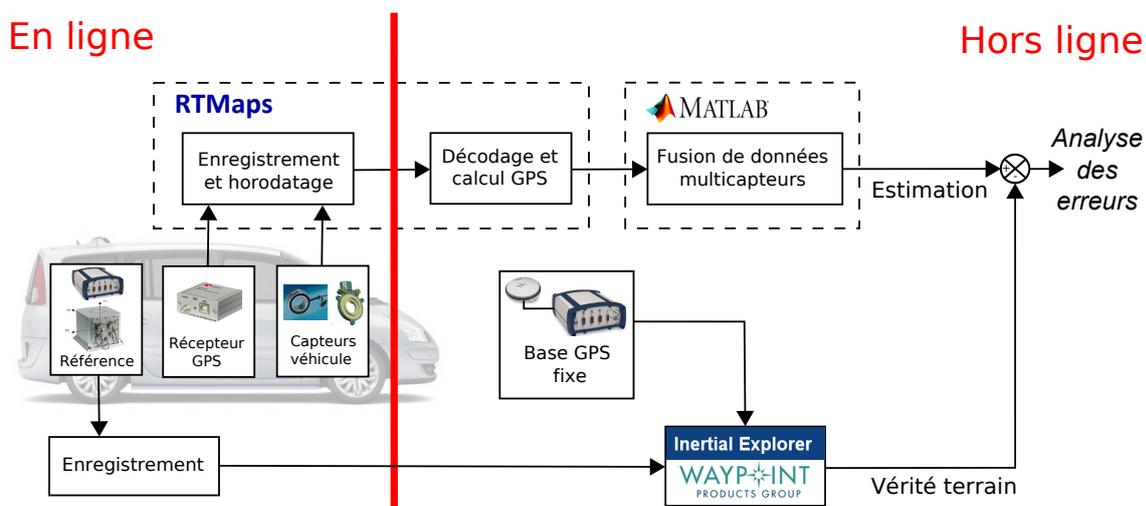


FIGURE 4.6 – Schéma expérimental des essais de l'algorithme de FDE EKF

Les quatre cas d'usage utilisés pour évaluer les performances de l'approche sont décrits en section 3.2 et rappelés brièvement ci-après :

- Environnement ouvert : parcours de 7 km sur le plateau de Saclay avec une pleine vue satellitaire, sans source de réflexion ;
- Centre urbain historique : trajet dans le centre-ville de Versailles, dans des rues de différentes largeurs avec des bâtiments d'environ trois étages présentant peu de sources de réflexion ;
- Agglomération urbaine moderne : trajet dans la ville nouvelle de Saint-Quentin-en-Yvelines au milieu de bâtiments d'au minimum 4 étages dont les façades sont majoritairement vitrées ;
- Urbain complexe : parcours dans le quartier d'affaires de La Défense, au milieu des tours, sur une rocade avec une forte dynamique en Z.

#### 4.7.2 Mise au point du filtrage dynamique

Les performances de l'approche proposée sont dépendantes à la fois de l'algorithme de détection des défauts et de l'implémentation du filtre de Kalman étendu. Afin de n'évaluer

que le gain apporté par le FDE, il est nécessaire de s'assurer au préalable que l'implémentation du filtre de Kalman étendu est correcte. Cette validation a été effectuée grâce aux données du premier cas d'usage : l'environnement ouvert, décrit dans le tableau 3.1 et caractérisé par l'absence de multitrajets donc de défauts sur les mesures. Cette section commence par l'analyse des bruits estimés sur les capteurs proprioceptifs et les performances du *dead-reckoning*. On s'intéresse ensuite aux bruits sur les mesures GPS et à leurs liens avec la consistance du filtre et les paramètres de détection des défauts.

#### 4.7.2.a Mesures proprioceptives et *dead-reckoning*

Les paramètres de bruit de mesure sur les capteurs proprioceptifs et de bruit de prédiction pour le filtre ont été définis à partir des données de l'essai au plateau de Saclay. Grâce au système LandINS (décrit en section 3.3.2), les mesures de vitesse et de vitesse de lacet ont pu être estimées et comparées aux mesures des capteurs embarqués du véhicule. De cette façon, les éventuels biais ont pu être identifiés et introduits dans l'état du filtre et les niveaux de bruit ont été quantifiés.

La calibration des capteurs proprioceptifs a permis de mettre au point le *dead-reckoning* du filtre dont le rôle prépondérant pour le FDE a déjà été mentionné. La figure 4.7 présente la trajectoire obtenue dans le plan horizontal, alors que les observations GPS ont été artificiellement coupées après 90 s. Le filtre peut donc estimer les biais et les facteurs d'échelle sur une période de 90 s (soit environ 900 m parcourus) avant d'être en *dead-reckoning* pur. Au bout de plus de 5 km, l'erreur finale en position est inférieure à 110 m soit environ 2 % d'erreur. Il faut noter que le véhicule roulait jusqu'à 80km/h et que la route présente un dévers, ce qui nécessite d'apporter une correction avec le volant pour rester en ligne droite et entraîne donc une dérive plus importante que celle qui aurait été obtenue sur une route complètement plate.

#### 4.7.2.b Mesures de pseudodistance

Après avoir analysé les erreurs et les bruits sur les mesures proprioceptives, il a été fait de même pour les mesures de pseudodistance. Du fait qu'on soit en environnement ouvert, le post-traitement fournit une exactitude de localisation centimétrique tout au long de la trajectoire. A partir de cette trajectoire de référence, il est possible de caractériser les erreurs GPS par la méthode autonome, décrite en section 3.5.2.a, avec une exactitude décimétrique. L'environnement n'étant pas source de multitrajets, les principales erreurs sont celles dues à la traversée de l'atmosphère par les signaux RF qui n'ont pas déjà été corrigées par le modèle ionosphérique dont les paramètres sont contenus dans le message de navigation GPS. Le tableau 4.9 présente les erreurs obtenues entre les temps  $t = 66 s$  et  $t = 116 s$  pour tous les satellites en vue, dont la configuration satellitaire est présentée en figure 4.8. Les deux lignes indiquent respectivement la moyenne et les écarts types des erreurs calculées pour chaque satellite sur cet intervalle à partir de la méthode autonome. On s'aperçoit qu'on obtient majoritairement des biais métriques et des variances submétriques excepté pour les satellites de faibles élévations. Par conséquent, les hypothèses des algorithmes de FDE qui

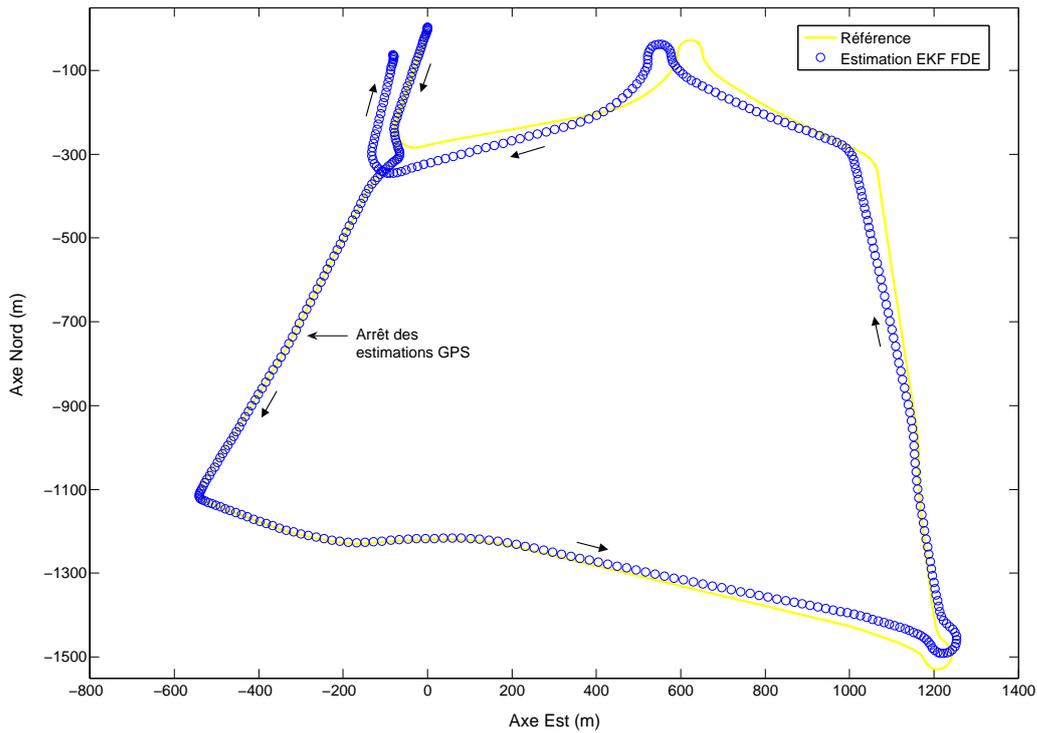


FIGURE 4.7 – Erreur de trajectoire en *dead-reckoning*

Satellite	3	6	10	13	16	21	23	29	30	31
Moyenne de l'erreur (m)	-0.99	-1.49	-4.51	-2.01	-0.16	1.47	-2.82	-1.47	-0.72	0.15
Écart type (m)	1.13	0.71	1.54	1.19	0.93	0.47	2.22	0.56	1.17	0.78

TABLE 4.9 – Erreurs sur les mesures de pseudodistance

supposent un bruit blanc centré sont violées, même dans le cas le plus favorable. Les biais présents dépassent très souvent le niveau de bruit et, d'après la définition d'un défaut, on pourrait considérer que toutes les mesures sont en défaut.

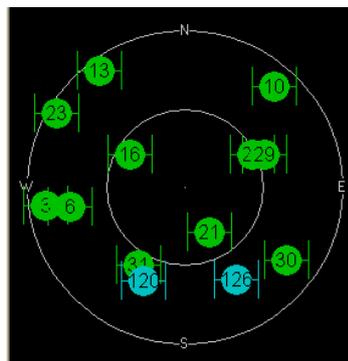


FIGURE 4.8 – Vue de la configuration satellitaire de l'essai en environnement ouvert

La pertinence des erreurs mesurées peut être vérifiée en regardant l'erreur de position obtenue par le filtre. Sur la même période de temps, la moyenne de l'erreur de localisation obtenue par l'EKF est présentée dans la première ligne du tableau 4.10. Si on utilise la configuration satellitaire au temps  $t = 66$  s pour calculer une matrice d'observation  $H$  pour

Axe	x	y	z
Moyenne de l'erreur d'estimation (m)	0.70	0.99	-3.82
Erreur estimée par la méthode autonome (m)	0.87	0.98	-4.05

TABLE 4.10 – Erreur de localisation dans le référentiel ENU

Satellite	3	6	10	13	16	21	23	29	30	31
Moyenne des résidus observés (m)	2.46	0.77	1.38	-1.12	-0.13	-0.18	-2.05	0.20	-1.47	-0.38
Écart type des résidus observés (m)	0.33	0.44	0.54	0.33	0.52	0.60	0.84	0.40	0.81	0.32
Moyenne des résidus estimés par la méthode autonome (m)	2.43	0.68	1.65	-1.08	-0.21	-0.16	-1.99	0.38	-1.23	-0.45

TABLE 4.11 – Résidus sur les mesures de pseudodistance

les mesures de pseudodistance, puis sa pseudo-inverse qu'on multiplie par la moyenne des erreurs observées dans le tableau 4.9, on obtient la seconde ligne du tableau 4.10. On observe que les erreurs sont cohérentes entre elles, ce qui confirme les erreurs observées sur les mesures de pseudodistance.

Au niveau du filtre, les seules informations accessibles sont les résidus qui sont différents des erreurs du fait de la matrice  $S$  dans l'équation (2.12), et tel qu'expliqué en annexe B.1. L'algorithme de FDE avec l'EKF n'utilisant pas la matrice  $S$ , on pourrait penser que les erreurs sont égales aux résidus. Cependant, cela suppose que l'erreur de l'état prédit est nulle. Or, l'état de l'EKF est initialisé à partir d'une position calculée par GPS, dans laquelle une partie des erreurs de pseudodistance du tableau 4.9 provoquent une erreur de position. L'estimation de l'EKF étant biaisée, certaines erreurs sur les pseudodistances n'apparaissent pas dans les résidus et ne peuvent être détectées. Le tableau 4.11 présente la moyenne des résidus observés et leur variance pour l'EKF, toujours dans l'intervalle de temps  $t = 66 s$  à  $t = 116 s$ , pour les deux premières lignes. La troisième ligne utilise les erreurs du tableau 4.9 et la matrice  $S$  issue de la matrice d'observation  $H$  calculée précédemment pour estimer la moyenne des résidus qui devrait être obtenue par l'EKF. Les résultats sont cohérents avec les moyennes présentes en première ligne.

Tout comme pour les erreurs de pseudodistance, les résidus de nombreux satellites présentent des biais relativement élevés par rapport au niveau de bruit. En conséquence, il sera nécessaire d'utiliser des modèles de bruits supérieurs à ceux observés pour les mesures de pseudodistance afin d'éviter de rejeter un grand nombre de mesures. De plus, on s'intéresse principalement à la détection des multitrajets et notamment les multitrajets NLOS dont l'amplitude des erreurs induites (voir la section 3.5.3.a) est supérieure aux erreurs observées ici. Une légère surestimation de la variance des bruits ne devrait donc pas poser de problèmes pour la détection de tels phénomènes. Les conséquences sur les défauts de faible amplitude seront abordées par la suite.

## 4.7.2.c Consistance du filtre

Il est maintenant important de vérifier que l'estimation fournie par le filtre est consistante, c'est-à-dire que l'erreur réelle est cohérente avec la matrice de variance-covariance du filtre. Comme on l'a vu précédemment, la majorité de l'erreur n'est pas due au bruit mais à la présence de biais. Si l'on veut conserver un filtre consistant, il est donc nécessaire d'augmenter la variance associée aux mesures de pseudodistance pour qu'ils "incluent" ce biais. D'après l'essai de Saclay, on a observé qu'un écart type de 5 m sur les pseudodistance permet d'obtenir un filtre consistant. La figure 4.9 montre l'évolution de l'erreur en fonction du temps selon les 3 axes de localisation du repère ENU et de la variance estimée par le filtre. On observe que l'erreur est comprise dans 94 % des cas entre les bornes d'incertitude à  $3\sigma$  et que le filtre reste donc consistant.

On peut aussi vérifier que le filtre reste consistant en absence de mises à jour par des données GPS, ce qui revient à vérifier que la variance-covariance augmente correctement lorsqu'on est seulement en *dead-reckoning*. La figure 4.10 montre ainsi l'erreur d'estimation et l'incertitude lorsque les observations GPS sont artificiellement coupées pendant des périodes allant de 30 à 50 s. Les coupures interviennent à différentes vitesses et pour des dynamiques diverses (ligne droite, courbe, rond-point). L'augmentation de l'incertitude est

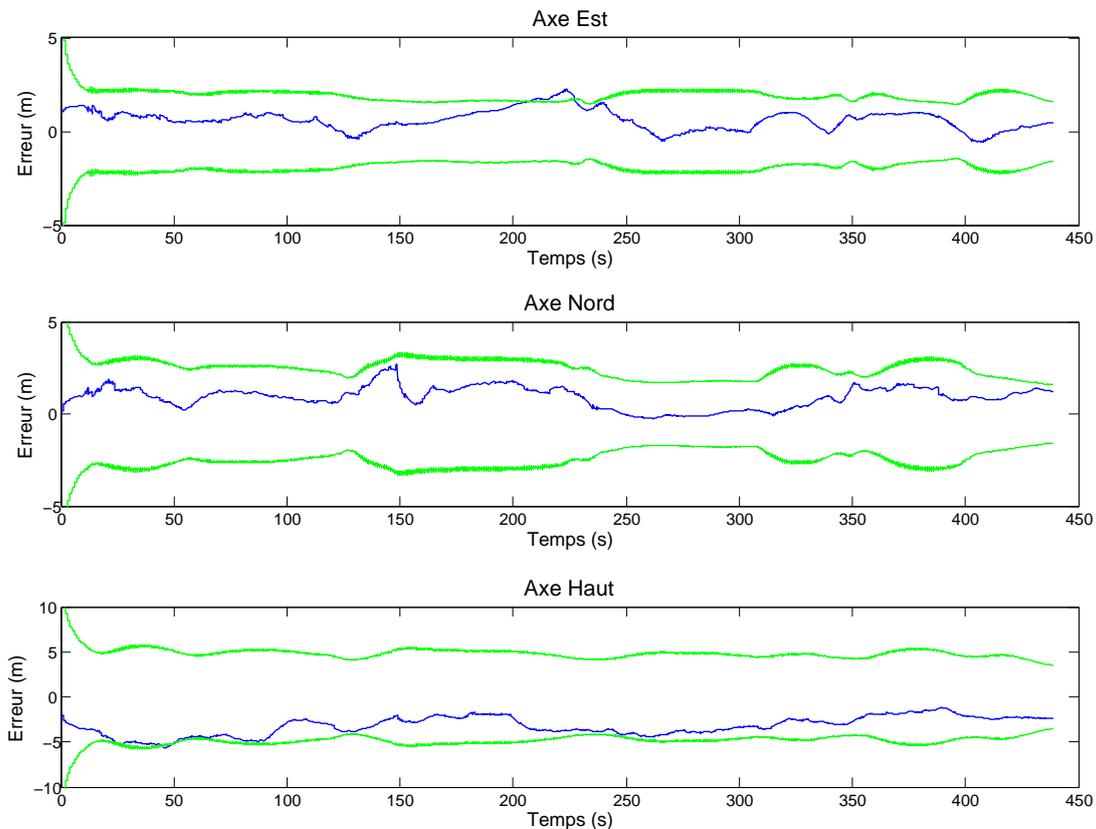


FIGURE 4.9 – Erreurs d'estimation en position (ligne bleue) selon les trois axes du repère de localisation en fonction du temps et incertitude à  $3\sigma$  (99 % d'erreur) du filtre EKF (lignes vertes)

variable selon les axes, du fait du cap du véhicule et de sa vitesse.

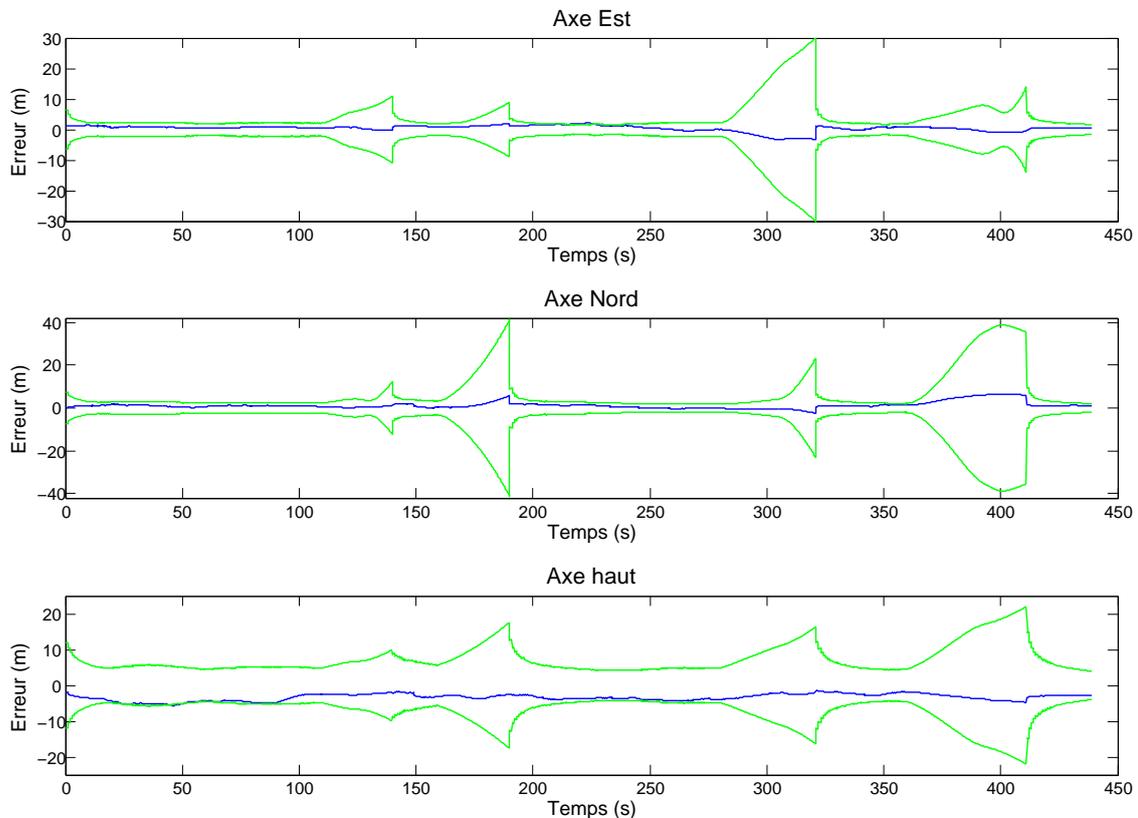


FIGURE 4.10 – Erreurs d'estimation en position (ligne bleue) selon les trois axes du repère de localisation en fonction du temps et incertitude à  $3\sigma$  (99 % d'erreur) du filtre EKF (lignes vertes)

#### 4.7.2.d Paramètres de l'algorithme de FDE

Comme cela a déjà été commenté, le fait d'augmenter la variance du bruit de mesure par rapport à son niveau réel a un effet sur les capacités de détection de l'algorithme de FDE. La nécessité d'avoir un filtre consistant nous a conduits à prendre une valeur de 5 m pour l'écart type du bruit sur les pseudodistances, ce qui est environ 5 fois supérieur aux moyennes des écarts types observés. La probabilité de fausse alarme qui sert de paramètre à l'algorithme de détection ne pourra donc pas représenter réellement la probabilité d'indiquer la présence d'un défaut alors qu'il n'en existe pas. Cette considération est appuyée par les observations réalisées en simulation hybride, et notamment dans les tableaux 4.1 et 4.6. Le premier démontrait que la probabilité de fausse alarme n'était pas respectée du fait du bruit coloré sur les pseudodistance et le second soulignait l'effet du filtrage et de la dérive de l'estimation sur la détection. D'après l'ensemble de ces observations, il semble que la probabilité de fausse alarme choisie pour établir les seuils du  $\chi^2$  ne peut pas être facilement reliée aux véritables performances de fausse alarme de l'algorithme. En conséquence, ce seuil a été choisi pour la suite des essais de ce chapitre à partir d'essais-erreurs sur les différents jeux

de données dans le but de maximiser l'exactitude de la localisation. Une valeur de 15 % a alors été retenue pour la probabilité de fausse alarme.

### 4.7.3 Résultats en centre urbain historique

Le second cas d'usage, présenté en section 3.2, est le moins sévère des environnements urbains du fait de la hauteur relativement faible des constructions et du peu de matériaux réflecteurs. Lors de l'essai, 11 satellites sont en vues, dont 3 présentent des élévations inférieures à  $10^\circ$ , tel que montré en figure 4.11.

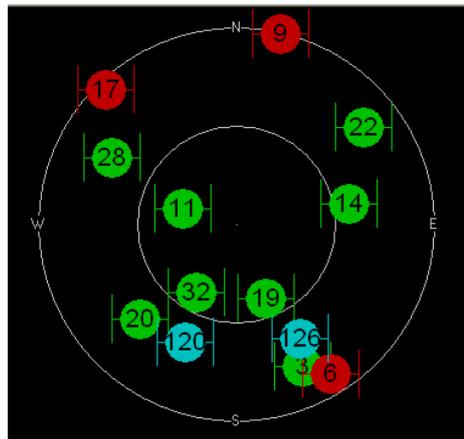


FIGURE 4.11 – Vue de la configuration satellitaire de l'essai en centre urbain historique

Le peu de difficultés rencontrées dans cet environnement est vérifié grâce aux erreurs obtenues avec des algorithmes usuels. La figure 4.12 présente les histogrammes des erreurs de localisation issues des estimations fournies par le récepteur u-blox et par un algorithme qui met en œuvre un couplage serré, sans FDE. Ce dernier reprend les mêmes données que l'algorithme décrit en section 4.5 et les mêmes fonctions d'observation. Dans le but d'éviter de prendre en compte trop de défauts sur les mesures de pseudodistance un mécanisme d'exclusion conventionnel est mis en place : toutes les mesures dont le SNR est inférieur à 35 dBm sont exclues.

Le faible écart-type des erreurs dans le plan  $(x, y)$  pour les deux estimations confirme le peu de multitrajets présents ou leur faible amplitude. Ces estimations laissent aussi penser qu'un nombre suffisant de satellites est toujours en vue. La différence des erreurs sur l'axe haut s'explique par le modèle en 3D du filtre EKF qui inclut l'angle de tangage.

Les performances de l'algorithme EKF avec FDE sont présentées en figure 4.13. Les écarts-type sur les axes Nord et haut sont légèrement diminués (environ 20 cm) par rapport à l'algorithme sans FDE, et les biais sont presque divisés par deux dans le plan horizontal. La différence majeure réside dans les erreurs maximums qui atteignent par exemple 10 m en l'absence de FDE sur l'axe Est et 5 m lorsqu'il est appliqué. L'analyse contextuelle donne plus d'information sur les défauts qui ne sont pas détectés et qui ont un impact sur l'erreur. La figure 4.14 présente une portion de 120 m de la trajectoire. A partir du temps  $t = 314$  s, les estimations subissent une dérive pour l'algorithme EKF avec FDE (en bleu). La raison en

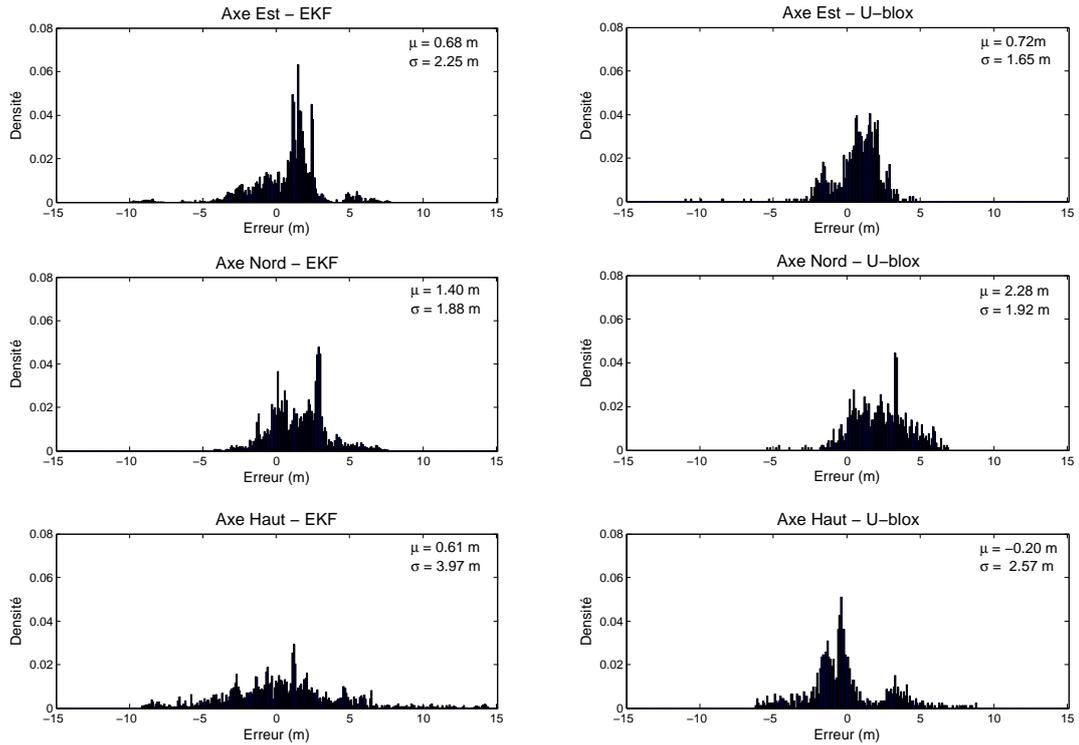


FIGURE 4.12 – Histogrammes des erreurs de l’algorithme EKF sans FDE (colonne de gauche) et des estimations du u-blox (colonne de droite) pour l’essai en centre urbain historique

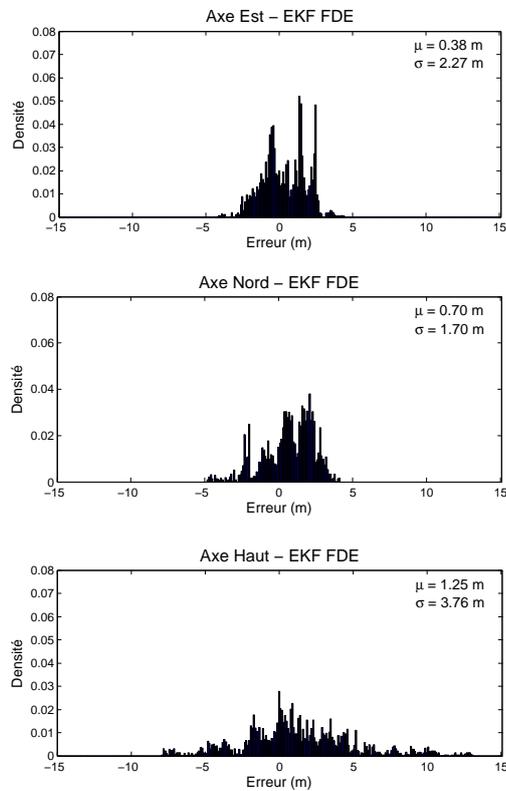


FIGURE 4.13 – Histogrammes des erreurs de l’algorithme EKF avec FDE pour l’essai en centre urbain historique

est un multitrajet sur le satellite 22, dont l'amplitude ne dépasse pas 14 m. Le détail des mesures sur la position cette position indique pourtant que 6 satellites sans défauts sont en vue directe. Au vu de l'erreur de position métrique, le résidu de 14 m sur la pseudodistance du satellite 22 témoigne d'un défaut d'une amplitude similaire. La variance du bruit de 25 m avec une *pfa* de 15 % sur les pseudodistances ne permet donc pas de détecter ce défaut. Ce phénomène est observé à d'autres endroits de la trajectoire pour des résidus inférieurs à une vingtaine de mètres.

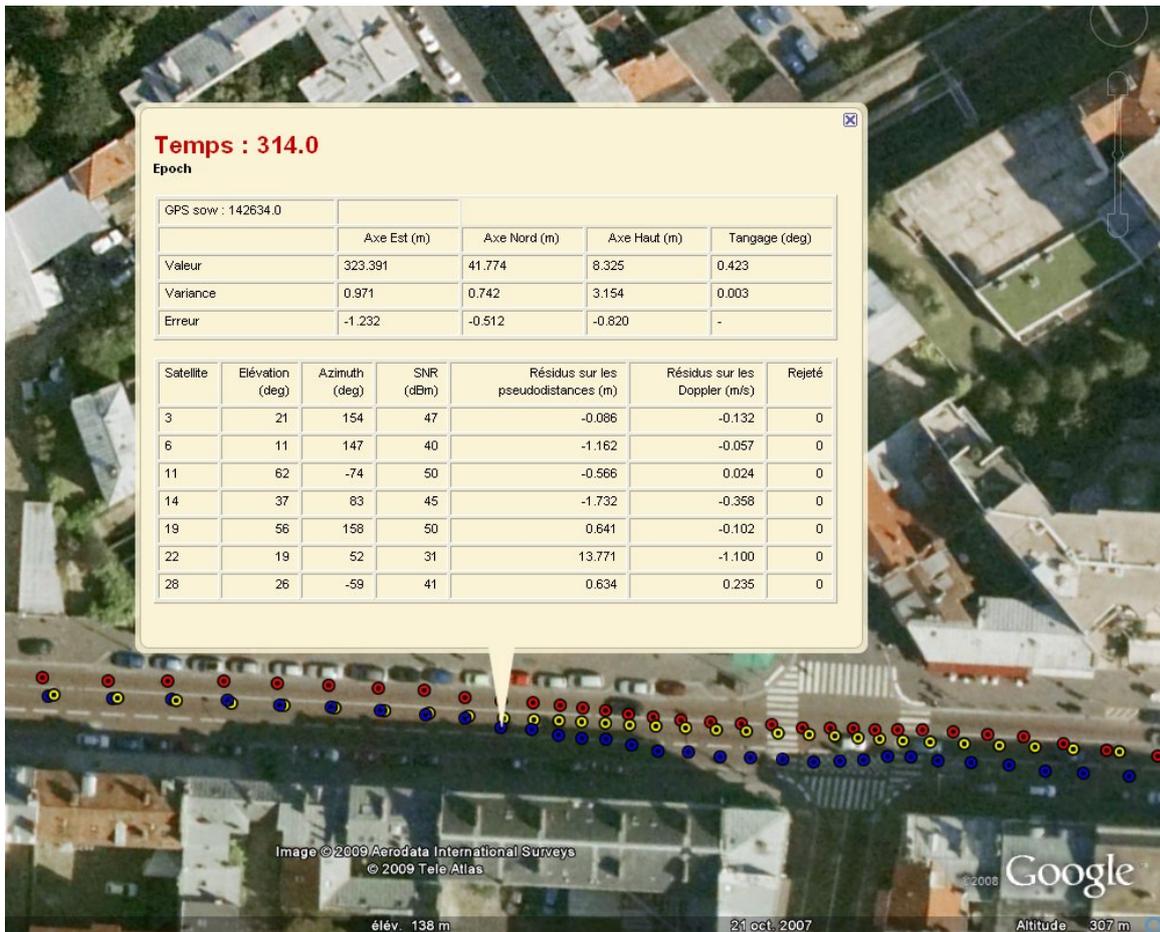


FIGURE 4.14 – Analyse contextuelle du cas d’usage en centre urbain historique pour la trajectoire de référence (jaune), celle du u-blox (rouge) et celle calculée par l’algorithme d’EKF avec FDE (bleu).

Le schéma de FDE présenté en section 4.5.5 comprend deux étapes successives : la détection et l’identification à partir des mesures de Doppler, puis la détection et l’identification à partir des mesures de pseudodistance. La figure 4.15 présente donc les résidus sur les mesures de pseudodistance et de Doppler pour le satellite 14 sur une partie de l’essai. Les ronds bleus et rouges représentent respectivement les époques où l’exclusion du satellite 14 est due aux mesures de pseudodistance et aux mesures de Doppler. Vers le temps  $t = 525 s$ , on observe de brusques variations dans les résidus des mesures de pseudodistance qui semblent être dues à des multitrajets. Ces défauts sont nettement détectés grâce au test sur les mesures de Doppler, alors qu’ils ne l’auraient sûrement pas été par le test sur les mesures de pseudodistance (d’autres résidus de valeur plus élevée ne font l’objet d’aucune détection,

comme vers le temps  $t = 552$  s). Entre les temps  $t = 555$  s et  $t = 570$  s, la détection est assurée par les mesures de pseudodistance du fait de l'amplitude des résidus, mais aussi parce que le véhicule se trouve à l'arrêt, entraînant donc des résidus quasiment nuls sur les mesures de Doppler. Au final, l'utilisation de deux étapes de détection basées sur deux mesures aux propriétés physiques différentes présente une bonne complémentarité et permet d'obtenir une détection et une identification plus robustes. Les observations réalisées confirment

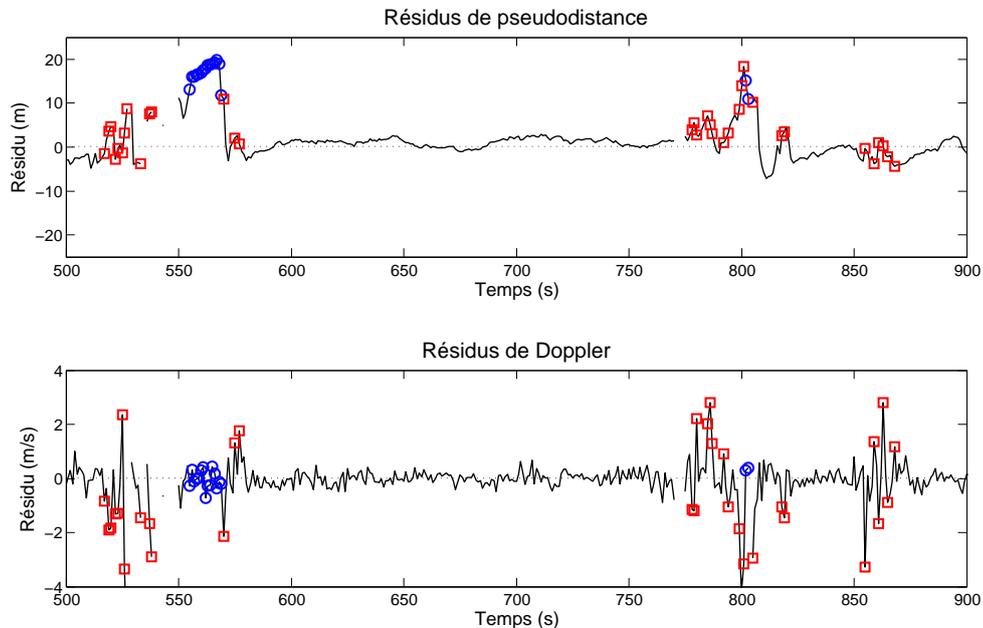


FIGURE 4.15 – Détection de défauts sur le satellite 14 à partir des mesures de Doppler (carrés rouges) et pseudodistance (ronds bleus) et résidus associés, pour l'essai en centre urbain historique

les observations de la section 4.7.2.d. Le fait d'augmenter la variance du bruit de pseudodistance rend le filtre consistant, mais ne permet pas la détection des défauts dont l'amplitude est pourtant bien supérieure à la variance du bruit de mesure. Le fait de surestimer le taux de fausse alarme permet de compenser en partie la variance élevée, mais l'évolution des seuils du  $\chi^2$  en fonction du degré de liberté n'est pas linéaire par rapport à la probabilité de fausse alarme. Compenser l'augmentation de la variance des mesures par une augmentation de la probabilité de fausse alarme ne conduit pas à des performances optimales lorsque le nombre de satellites est variable. Après avoir analysé l'ensemble de l'essai, il ne semble pas possible de détecter des défauts dont l'amplitude est inférieure à une vingtaine de mètres environ, lorsqu'on est en GPS naturel.

#### 4.7.4 Résultats en agglomération urbaine moderne

Le troisième cas d'usage présente certains passages plus difficiles que le précédent et notamment la place ovale, montrée en figure 3.3, qui a servi à la caractérisation des multitrajets et leur visualisation en 3D, en section 3.5.3.b. Les histogrammes des erreurs de localisation pour le récepteur u-blox et pour l'EKF sans FDE, en figure 4.16, démontrent une

amplitude des erreurs plus importante que pour le cas précédent, notamment sur l'axe Haut, où les erreurs supérieures ou égales à 20 m sont toutes regroupées sur la barre des 20 m. Le récepteur u-blox présente des erreurs dans le plan horizontal supérieures à 20 m, qui apparaissent principalement au niveau de la place ovale. L'augmentation de l'erreur est due aux bâtiments qui comprennent plus de matériaux réflecteurs et qui entraînent des multitrajets NLOS.

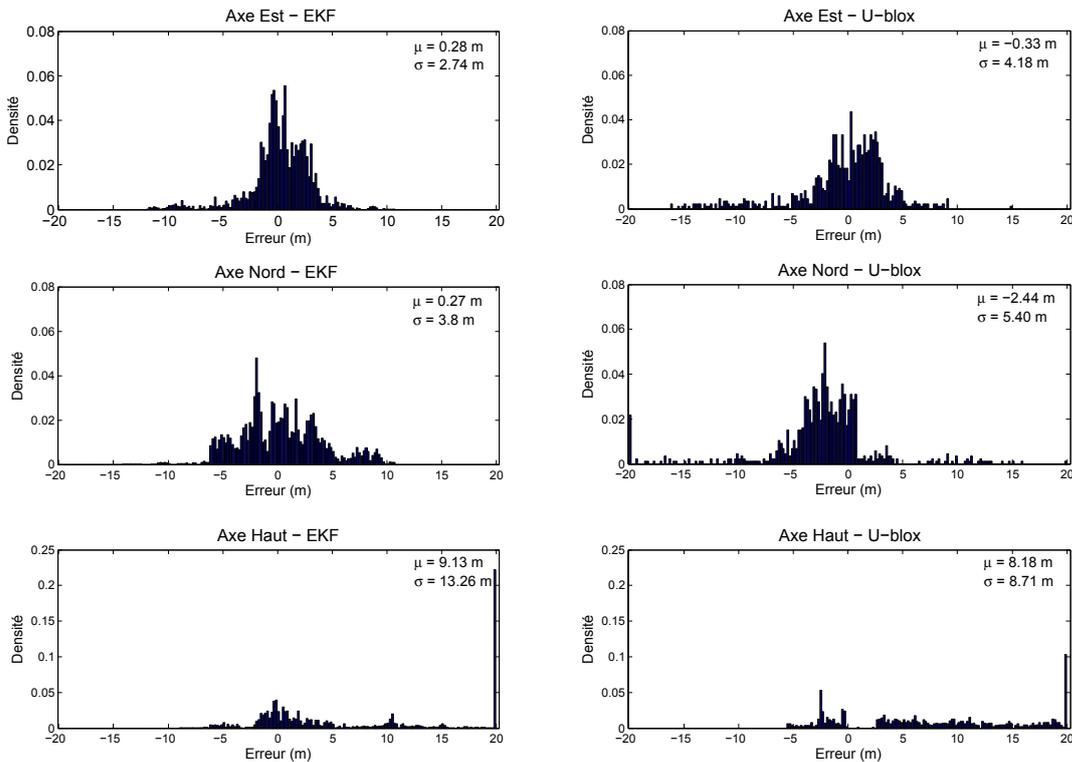


FIGURE 4.16 – Histogrammes des erreurs de l'algorithme EKF sans FDE (colonne de gauche) et des estimations du u-blox (colonne de droite) pour l'essai en agglomération urbaine moderne

Comme pour le cas d'usage à Versailles, l'algorithme permet de supprimer les erreurs en position les plus importantes ce que confirme l'histogramme des erreurs en figure 4.17. On observe que l'écart-type peut, cette fois, être divisé par deux sur certains axes quand le FDE est actif. Ce gain sur l'exactitude de la localisation provient de l'exclusion des multitrajets NLOS présents durant l'essai. Néanmoins, les multitrajets inférieurs à une quinzaine de mètres restent difficilement détectables, entraînant des erreurs en position inférieures à 10 m dans le plan. Comparé au cas d'usage précédent, la moyenne des erreurs sur l'axe Haut a plus que doublé.

Le gain apporté sur l'exactitude de la localisation réside donc principalement dans la suppression des erreurs de position supérieures à la dizaine de mètres dans le plan. La figure 4.18 présente les estimations réalisées sur la place ovale (parcourue dans le sens inverse des aiguilles d'une montre). Elles témoignent de l'effet des multitrajets lorsque peu de satellites sont en vue directe. Par exemple, le récepteur u-blox (losanges rouges) subit

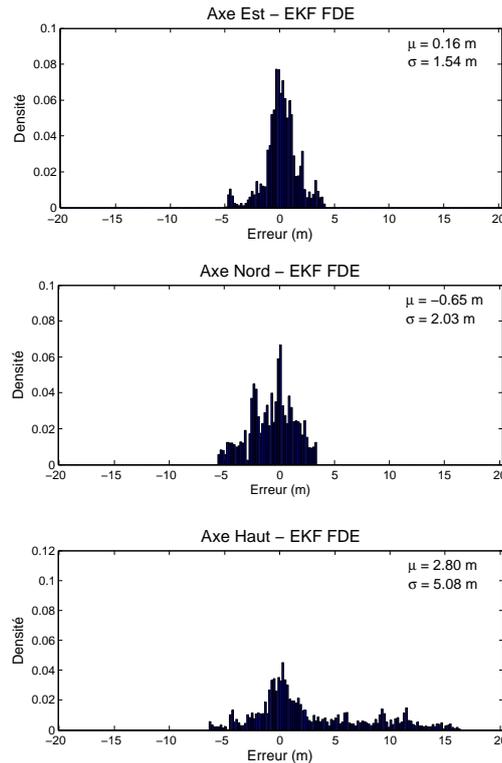


FIGURE 4.17 – Histogrammes des erreurs de l’algorithme EKF avec FDE pour l’essai en agglomération urbaine moderne

des erreurs d’une trentaine de mètres au Sud-Est de la place du fait de l’environnement particulièrement hostile. Toujours sur la place, l’algorithme EKF avec FDE (croix bleues et ellipses d’incertitude) permet de contenir l’erreur dans le plan dans un rayon de 4 m autour de la référence (ronds jaunes) et celle-ci reste à la limite de l’ellipse d’incertitude au Sud-Est de la place. Les erreurs les plus importantes apparaissent en fait dans la ligne droite qui amène à la place ovale. Le fait de garder une configuration satellitaire mal conditionnée sur une longue ligne droite entraîne une augmentation de l’ellipse d’incertitude sur l’axe perpendiculaire au mouvement. Les multitrajets ne peuvent alors plus être détectés et l’erreur transversale augmente jusqu’à 5 m. La vraie position se retrouve alors à l’extérieur de l’ellipse d’incertitude calculée par le filtre.

La figure 4.19 détaille l’ensemble des données d’un point de la trajectoire sur la place, représentatif des défauts rencontrés sur cette dernière<sup>6</sup>. Pour ce point, pris au temps  $t = 647$  s, 8 satellites sont reçus par le récepteur dont 4 sont en défauts. Bien qu’il ait 5 degrés d’élévation et -47 degrés d’azimut, le satellite 13 n’est pas en défaut, car le bâtiment possède une arche par laquelle les véhicules peuvent passer à son extrémité Nord-Ouest. L’algorithme EKF avec FDE se base sur deux tests de détection (voir la section 4.5.5), un premier sur les Doppler puis un second sur les pseudodistances, dont les résultats sont donnés dans la colonne “Rejeté” du tableau de la figure 4.19. La valeur 0 indique qu’aucun défaut n’est

6. Le jeu de données est différent de celui utilisé pour la caractérisation des défauts ; la configuration satellitaire n’est donc pas la même.

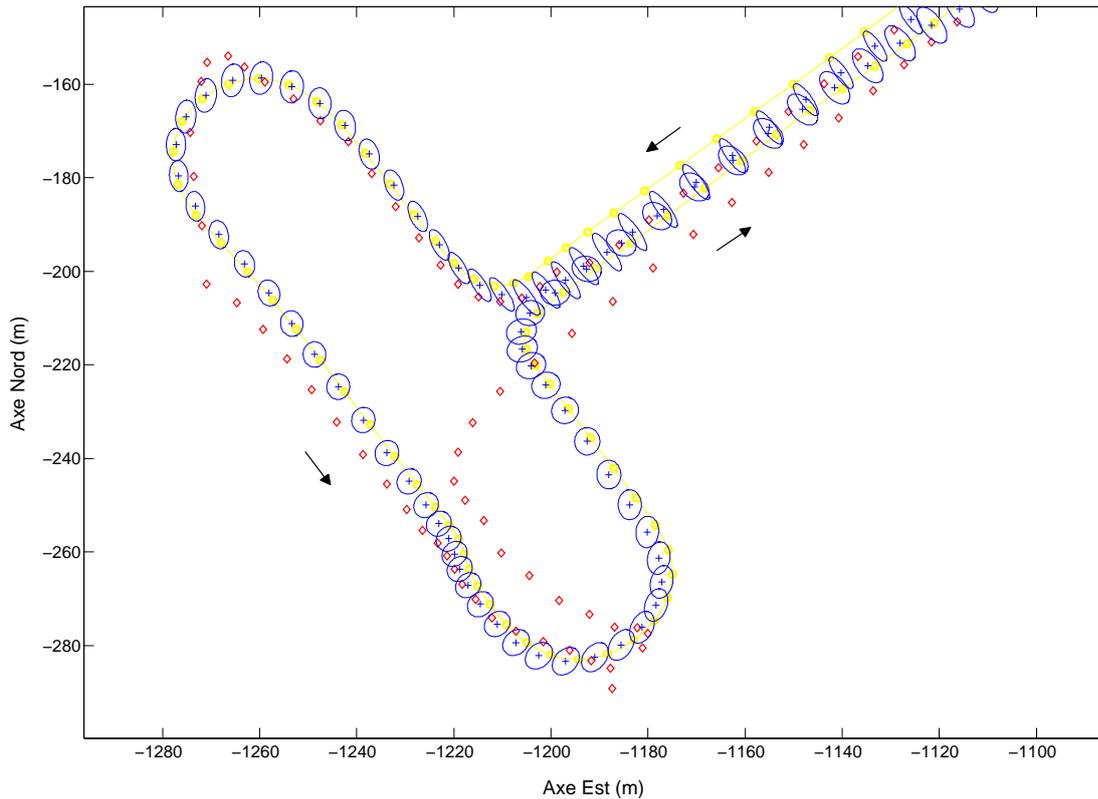


FIGURE 4.18 – Trajectoire estimée sur la place ovale de Saint-Quentin-en-Yvelines par la référence (jaune), le récepteur u-blox (rouge) et l’algorithme EKF avec FDE et son ellipse d’incertitude à  $3\sigma$  (bleu)

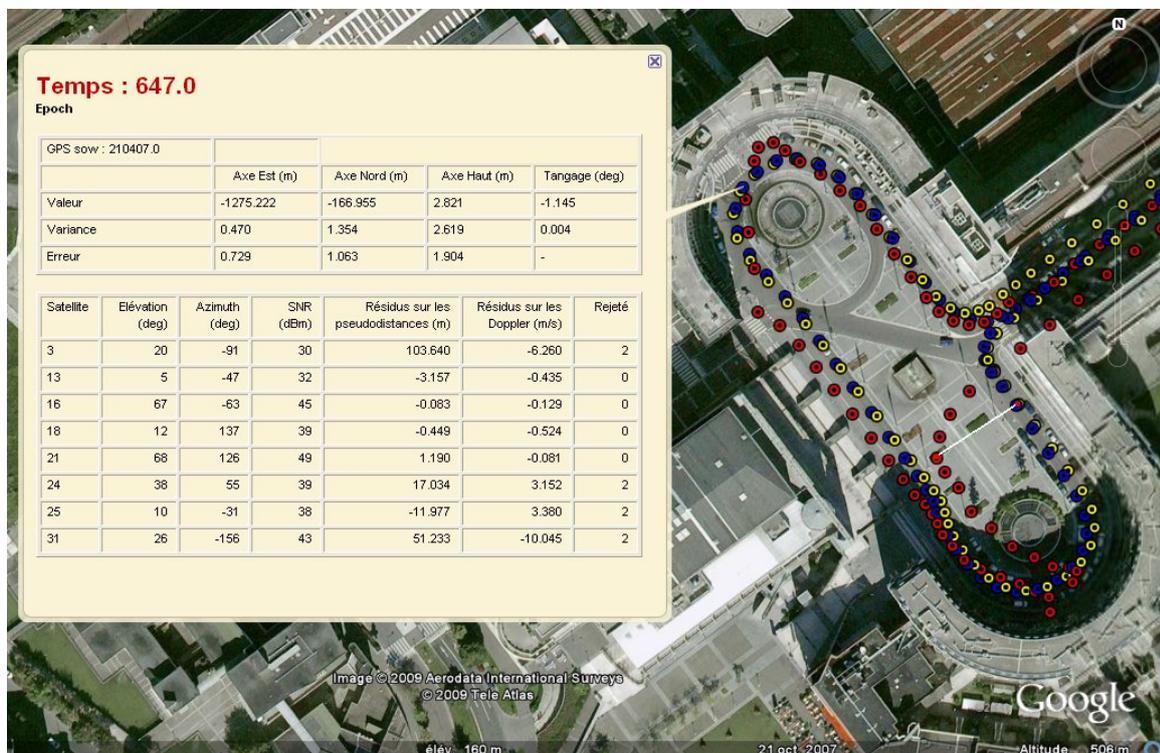


FIGURE 4.19 – Trajectoire estimée sur la place ovale de Saint-Quentin-en-Yvelines par la référence (jaune), le récepteur u-blox (rouge) et l’algorithme EKF avec FDE (bleu)

déteçté, 1 que le test sur les pseudodistance a entraîné une détection, et 2 que le test sur les mesures de Doppler a entraîné une détection. Dans notre cas, toutes les déteçtions proviennent du test sur les Dopplers dont les résidus sont de plusieurs mètres par seconde. On notera que les résidus sur les pseudodistances des satellites et 24 et 25 sont de l'ordre de la dizaine de mètres et il n'est donc pas certain qu'ils auraient été déteçtés par le test sur les pseudodistances alors que l'observation des résidus sur les Doppler ne fait aucun doute. Les erreurs de position du u-blox (présentes aussi avec l'algorithme EKF sans FDE) s'expliquent aussi par la qualité du signal reçu malgré la présence de multitrajets. Le signal du satellite 31 subit un biais de plus de 50 m et garde pourtant un niveau de réception de 43 dBm. Dans le même temps, le satellite 18 ne présente pas de défaut, mais son niveau de réception est seulement de 39 dBm. L'exclusion des satellites sur la seule base de leur SNR n'est donc pas pertinente, comme cela a déjà été mentionné en annexe E.

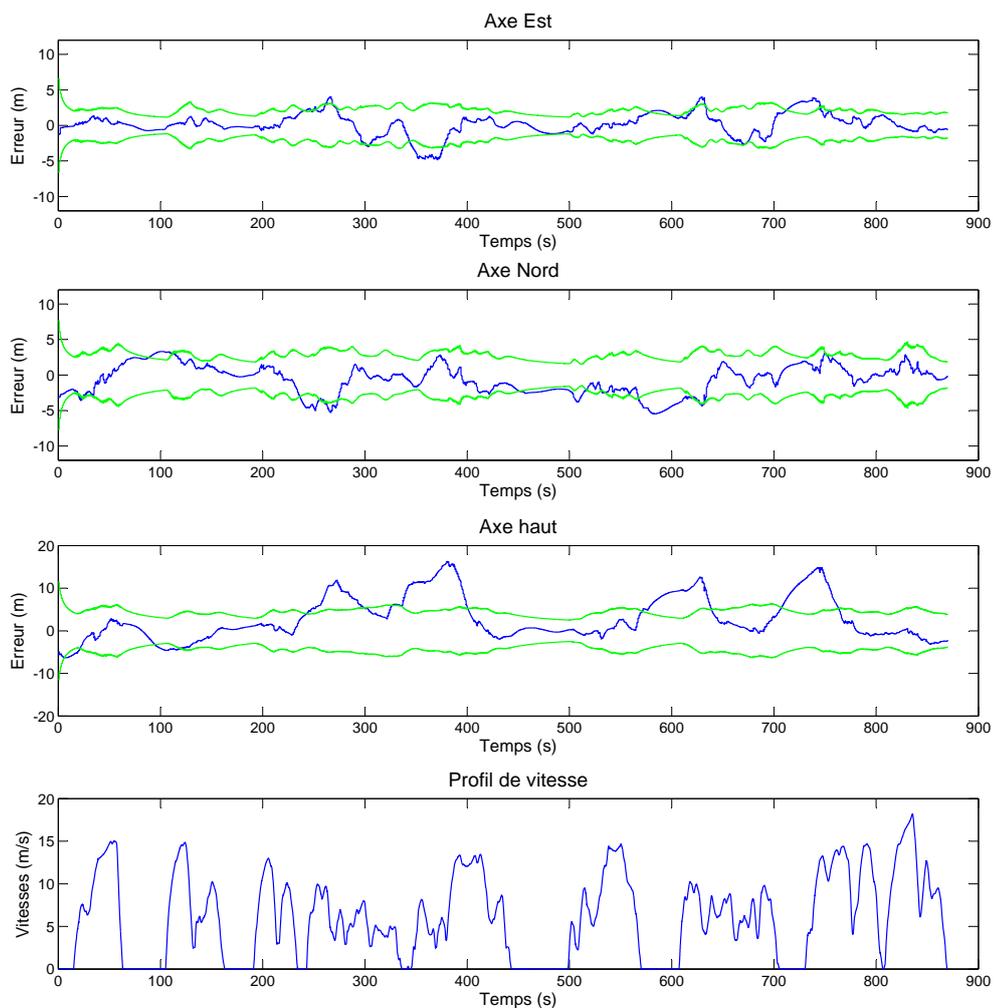


FIGURE 4.20 – Erreur du filtre (en bleu) et écart-type (en vert) à  $3\sigma$  en fonction du temps, selon les trois axes du repère ENU, ainsi que le profil de vitesse, pour l'essai en centre urbain historique

Finalement la figure 4.20 présente l'erreur sur tous les axes, avec l'incertitude calculée, ainsi que le profil de vitesse. À première vue, le filtre présente une faible consistance, car l'erreur est supérieure à  $3\sigma$  pendant 45 % du temps (30 % du temps si on ne considère que les axes Est et Nord). Cependant, si on compare les moments où le filtre est inconsistant au profil de vitesse, on observe une corrélation. Ainsi, les inconsistances prolongées sur l'axe Nord lors des périodes  $t = 80\text{ s}$  à  $t = 110\text{ s}$ ,  $t = 450\text{ s}$  à  $t = 500\text{ s}$ ,  $t = 570\text{ s}$  à  $t = 615\text{ s}$ , et sur l'axe Est  $t = 710\text{ s}$  à  $t = 740\text{ s}$ , débutent souvent lorsque le véhicule est à l'arrêt. Dans ces conditions, l'effet du filtrage est réduit et les multi-trajets ne peuvent pas être détectés grâce aux mesures de Doppler. On se retrouve donc dans un cas similaire à un algorithme de FDE basé sur les seules mesures de pseudodistances et on est soumis aux mêmes difficultés.

#### 4.7.5 Résultats en environnement urbain complexe

Les conditions de réception du signal dans le quartier d'affaires de La Défense, ainsi que les caractéristiques du réseau routier en font un cas d'usage des plus complexes. En plus de provoquer des occultations et des réflexions des signaux à cause des bâtiments (voir la photographie en figure 3.6), le parcours présente très peu de lignes droites et une importante dynamique sur l'axe Haut, comme montré en figure 4.21. L'amplitude de variation est d'une cinquantaine de mètres, avec de longs dénivelés à 5 % (entre  $d = 1350\text{ m}$  et  $d = 2000\text{ m}$ ) et même certains dénivelés à 10% (entre  $d = 2500\text{ m}$  et  $d = 2650\text{ m}$ ). L'utilisation d'un modèle d'évolution du véhicule en deux dimensions introduirait donc des erreurs sur les estimations, ce qui nous a amenés à introduire l'angle de tangage dans l'état du filtre du véhicule.

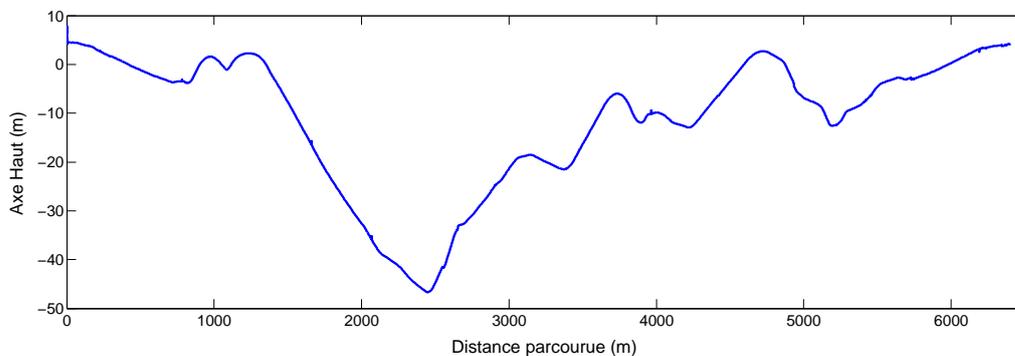


FIGURE 4.21 – Profil selon l'axe haut du parcours en environnement urbain complexe

Les positions calculées par le récepteur u-blox et l'algorithme EKF sans FDE confirment la difficulté de l'environnement. Alors que le début de la trajectoire, qu'on peut observer en figure 4.22, ne comporte pas d'erreurs majeures, la portion qui va de l'Est au Nord présente l'environnement le plus contraignant et fait suite à un tunnel d'une centaine de mètres de long. Les erreurs du u-blox atteignent 80 m au maximum et le filtre de Kalman se met à diverger du fait des mesures aberrantes. Les biais dus aux multitrajets NLOS peuvent en effet dépasser les 300 m avec des SNR de 40dBm.

Dans ces conditions, l'algorithme EKF avec FDE réussit tout de même à ne pas dépasser

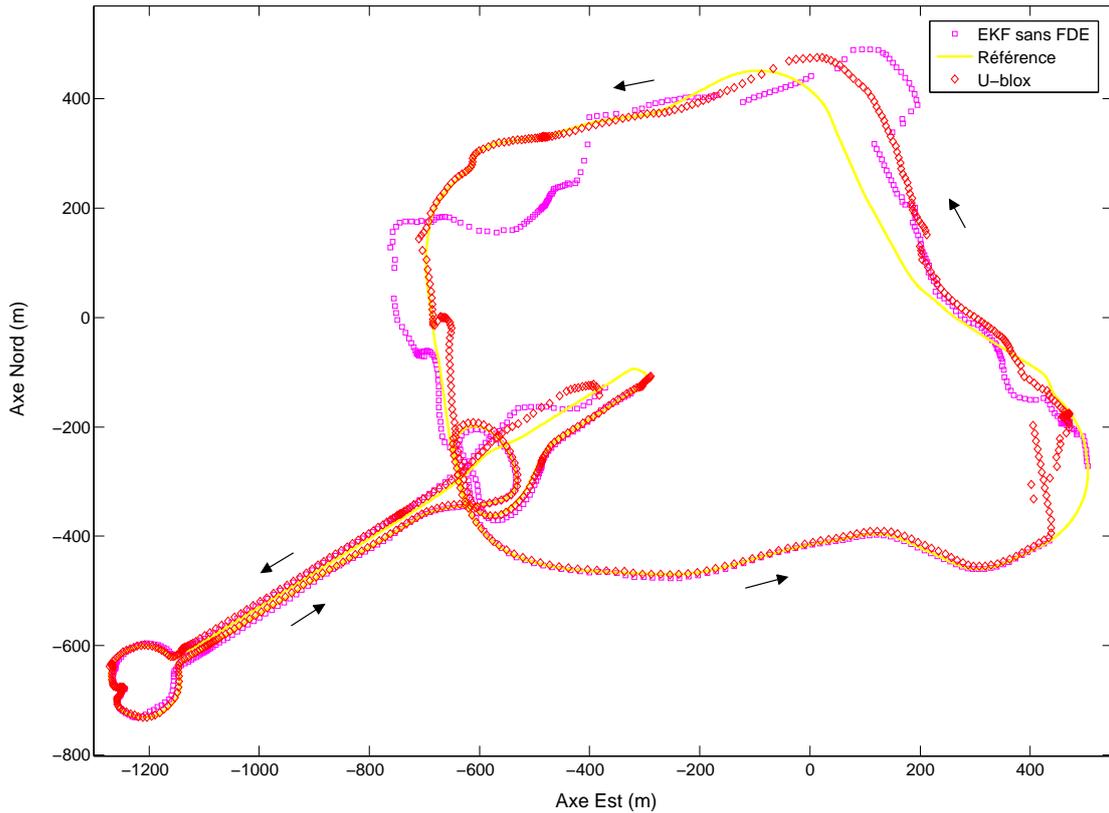


FIGURE 4.22 – Trajectoire estimée en environnement urbain complexe par la référence (jaune), le récepteur u-blox (rouge) et l’algorithme EKF avec FDE (magenta)

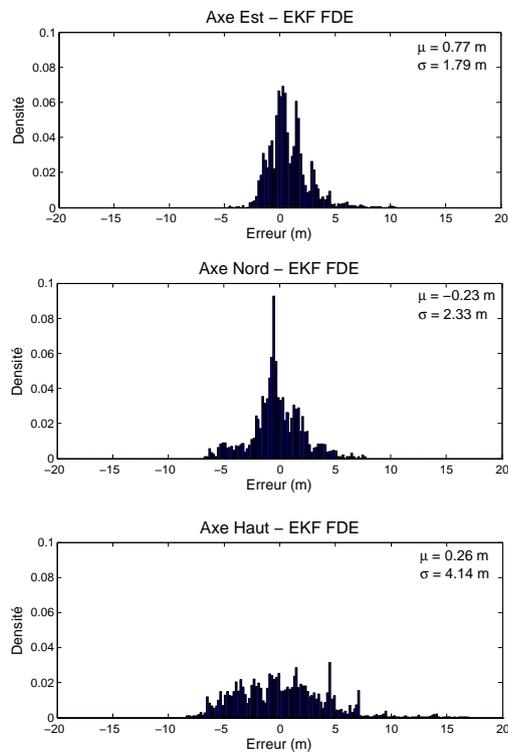


FIGURE 4.23 – Histogrammes des erreurs de l’algorithme EKF avec FDE pour l’essai en environnement urbain complexe

13 m d'erreur dans le plan, ce qui se produit à la sortie du tunnel et provient d'un mauvais cap à son entrée. Les histogrammes des erreurs, fournis en figure 4.23, montrent une augmentation des écarts-types par rapport à l'essai en agglomération urbaine moderne, mais de moins de 15 %. La principale différence réside dans les l'apparition d'erreurs d'amplitudes supérieures à 5 m sur les axes du plan horizontal. Celles-ci proviennent de passages avec peu de satellites en vue (4 ou moins) qui entraînent une dérive d'une vingtaine ou d'une trentaine de secondes.

Le nombre de satellites en vue et de satellites en défaut peut justement être observé grâce à la figure 4.24. La situation de chaque satellite du point de vue du filtre est décrite

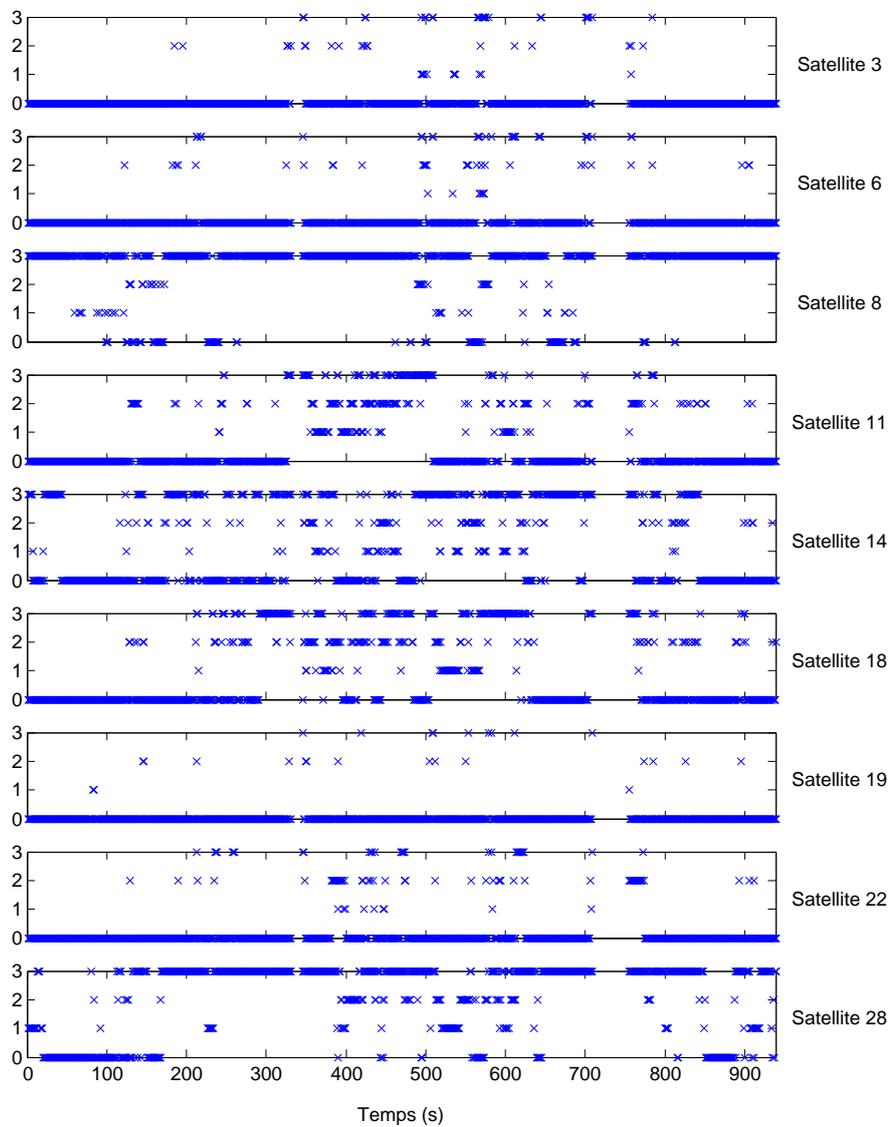


FIGURE 4.24 – États des satellites en sortie de l'algorithme EKF avec FDE en fonction du temps, 0 : mesures considérées comme saines, 1 : défaut détecté sur la pseudodistance, 2 : défaut détecté sur la mesure de Doppler, 3 : aucune mesure reçu

selon quatre états : 0 si le signal est reçu et considéré comme sain, 1 si le signal reçu entraîne une détection lors du test sur les pseudodistances, 2 si le signal reçu entraîne une détection lors du test sur les Doppler et 3 si aucun signal n'est reçu. Aucune valeur n'est donnée lorsqu'on se trouve dans un tunnel et qu'aucun satellite n'est visible. Seuls les satellites 3, 6, 19 et 22 sont majoritairement disponibles. Certains satellites, tels le 18 ou le 14, présentent des changements d'états quasi permanents, alors que les satellites 8 et 28, dont l'élévation est inférieure à  $10^\circ$  sont majoritairement absents. A certains moments, le nombre de satellites en défauts dépasse celui des satellites sains, tout en ayant moins de quatre satellites sains. Au final, la diversité des configurations et leurs changements permanents soulignent l'importance du filtrage et du modèle d'évolution.

Au sein d'un environnement aussi difficile, on peut se demander si la consistance du filtre peut être maintenue. La figure 4.25 présente l'erreur selon les trois axes et l'écart type associé à 99 %. L'erreur est comprise entre les bornes d'erreur pendant 75 % de l'essai et même pendant 85 % du temps si on ne considère que le plan horizontal. Les dépassements qui apparaissent au début et à la fin de l'essai sont principalement dus à un stationnement prolongé lors du démarrage et de l'arrêt de l'essai dans une zone couverte d'arbres. L'amplitude des biais alors générés est inférieure à la dizaine de mètres et ils sont donc non détectables par le FDE. Sans ces zones l'erreur est comprise dans les bornes calculées par le

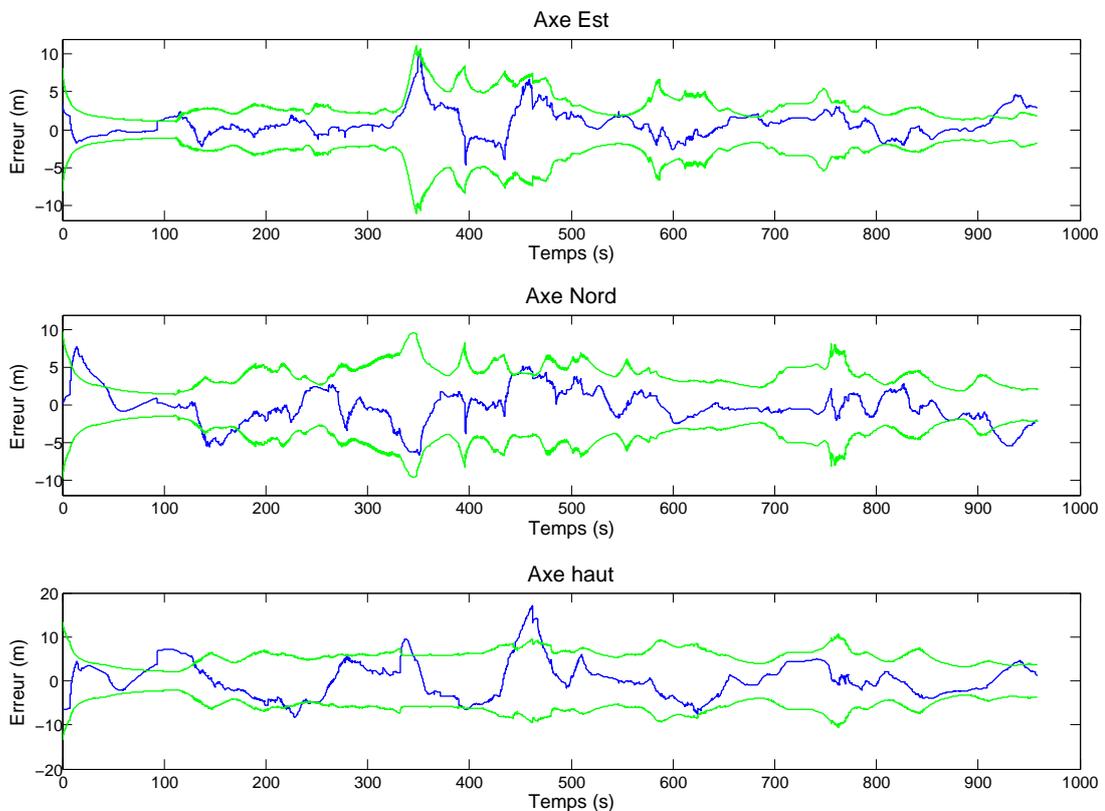


FIGURE 4.25 – Erreur du filtre (en bleu) et écart-type (en vert) à  $3\sigma$  en fonction du temps, selon les trois axes du repère ENU pour l'essai en environnement urbain complexe

filtre 83 % du temps, et 92 % du temps si on se restreint au plan horizontal.

Lorsque les satellites en défauts sont correctement identifiés et exclus, alors le filtre reste consistant dans le plan horizontal. Les dépassements vers le temps  $t = 150 s$  sont d'ailleurs dus à une erreur d'une dizaine de mètres à cause d'arbres à proximité. En ce qui concerne les inconsistances sur l'axe haut vers le temps  $t = 470 s$ , elles ne proviennent pas de défauts non exclus mais de la mauvaise configuration, seulement quatre satellites à plus de 50 degrés d'élévation, associée à un changement dans la pente de la route. Avec seulement quatre satellites, il est difficile d'obtenir une bonne estimation du tangage qui se trouve très liée à la dérive d'horloge du récepteur, elle-même incertaine. C'est donc le prolongement d'un tangage erroné qui entraîne cette erreur en  $z$  et l'inconsistance du filtre.

## 4.8 Conclusion

Ce chapitre a présenté une adaptation des méthodes de détection et d'exclusion des défauts au filtrage dynamique, pour traiter des mesures GPS aberrantes. Les positions passées et la connaissance du mouvement ont permis de mieux observer les défauts présents, donc de mieux les exclure. Les expérimentations mises en œuvre ont alors démontré que cette approche, cohérente avec l'hypothèse défendue par cette thèse, permet d'améliorer l'exactitude de la localisation.

L'étude a commencé par une analyse théorique de l'impact des défauts sur les estimations d'un filtre de Kalman et sur les résidus, soit le vecteur d'innovation. Les algorithmes de test d'hypothèses et d'identification des défauts ont alors été adaptés aux résidus obtenus par un filtre de Kalman. Les différences théoriques entre l'algorithme proposé et les algorithmes classiques basés sur les seules données GPS ont été soulignées.

Les performances du nouvel algorithme ont été évaluées, en termes de détection et d'identification, à travers une simulation hybride. Celle-ci consiste en l'association de données simulées et de données réelles pour obtenir une évaluation pertinente et rapide des performances. Le gain significatif obtenu par rapport aux algorithmes usuels de FDE a ainsi été clairement démontré.

La formulation mathématique proposée a ensuite été appliquée à la localisation d'un véhicule automobile de série. La contribution sur le filtrage de Kalman étendu réside dans l'utilisation d'un état à 14 éléments, qui incluent la dynamique du véhicule et les erreurs systématiques des capteurs proprioceptifs. La contribution sur l'algorithme de FDE réside quant à elle dans l'utilisation simultanée des mesures de pseudodistance, des mesures de Doppler et de la redondance entre le mouvement du véhicule et les observables GPS. Une première étape a consisté à vérifier, grâce une expérimentation en environnement ouvert, que l'implémentation du filtre est correcte et que le *dead-reckoning* offre de bonnes performances. Il a aussi été remarqué une différence entre les erreurs sur les mesures réelles (en particulier les pseudodistances) et les hypothèses usuelles d'erreur sans biais des algorithmes de FDE. Dans ces conditions, un compromis doit être effectué entre l'augmentation de la variance des mesures et le paramètre de fausse alarme, pour obtenir un filtre consistant et qui assure une détection pertinente des défauts de faible amplitude. Les résultats en environnement

structurés, sources de défauts, ont montré de bonnes performances de détection et d'identification pour des défauts supérieurs à une quinzaine de mètres. L'utilité des Doppler et la nécessité de ne pas s'appuyer exclusivement sur le SNR ont aussi été confirmées. La justesse et la fidélité des estimations ont été améliorées dans quasiment tous les cas par rapport à un algorithme sans FDE ou par rapport à des estimations GPS seules.

Cependant, l'algorithme a montré ses limites en cas de mauvaise configuration satellitaire prolongée. Un défaut peut alors ne pas être détecté, ce qui entraîne une inconsistance du filtre. Un changement de dynamique sur l'axe vertical dans les mêmes conditions peut aussi mener à une inconsistance. Le problème des biais de petite amplitude et les mauvaises configurations satellitaires prolongées démontrent que le filtrage de Kalman avec FDE ne permet pas d'obtenir, à lui seul, une estimation consistante en permanence. En d'autres termes et dans ces situations particulièrement difficiles, une borne d'erreur d'estimation prise comme le cercle englobant l'ellipse d'incertitude n'est pas satisfaisante. En effet, nous sommes convaincus que dans un filtre de Kalman, il ne suffit pas de prendre en compte uniquement les défauts sur les mesures extéroceptives : il faudrait aussi intégrer un mécanisme qui permette de prévoir les conséquences d'un état prédit en défaut.

Dans le chapitre suivant, on propose d'étudier une approche différente, non basée sur du filtrage. L'idée est d'estimer un horizon de trajectoire incluant plusieurs époques et qui permet notamment d'inclure les données proprioceptives. Grâce à ce formalisme, il sera possible de calculer des niveaux de protection intégrant l'hypothèse d'un défaut non détecté.

---

## Intégrité basée sur l'estimation de la trajectoire

---

### 5.1 Introduction

L'estimation de la position d'un véhicule à l'aide d'un récepteur GPS seul en utilisant une méthode "statique" ne réalise qu'une estimation à un instant donné, ce qui ne prend pas en compte ni les positions passées du récepteur ni la dynamique du mobile auquel il est attaché. Le chapitre 3 a étudié comment améliorer l'exactitude des estimations en passant d'un solveur statique à une méthode de résolution plus adaptée à la localisation automobile : le filtrage dynamique, qui a permis de surcroît d'utiliser des capteurs déjà installés sur une automobile de série. Il a donc été nécessaire d'adapter les algorithmes de FDE au filtrage dynamique. Cependant, le filtrage de Kalman se prête mal à la deuxième étape de l'intégrité, qu'est le calcul de niveau de protection, puisqu'il est conçu essentiellement pour filtrer les bruits de puissance connue. Un défaut biaise le processus d'estimation mais n'influence pas l'estimation de la zone de confiance.

Ainsi, ce chapitre propose une approche radicalement différente pour obtenir une méthode pleinement compatible avec toutes les étapes de l'intégrité. Elle consiste à garder un solveur statique et les algorithmes d'intégrité usuels, mais à formuler différemment le système observé pour y introduire directement les informations du passé et les mesures proprioceptives. Ainsi, ces dernières se trouvent naturellement prises en compte par tous les algorithmes d'intégrité de FDE et de calcul de niveau de protection [Le Marchand et al., 2009a].

Cette nouvelle formulation de la localisation de véhicules automobiles se base sur une fenêtre de données, glissante par rapport au temps. Ce mécanisme est semblable à une estimation de la trajectoire du véhicule sur un horizon de temps : les mesures du passé et les mesures de mouvement peuvent alors être toutes considérées comme des observations du système. Le problème d'inversion du système non linéaire redondant sous-jacent est alors

résolu par un algorithme de types moindres carrés itératifs, compatible avec les algorithmes usuels de FDE et de calcul de niveau de protection, présentés au chapitre 2. Ces derniers tirent ainsi bénéfice des nouvelles informations introduites dans le système pour améliorer leurs performances. L'objectif principal de cette formulation est d'adresser le problème de l'intégrité externe et notamment le calcul de niveaux de protection, à la différence du chapitre 4 qui se focalisait sur l'exactitude de la localisation.

Ce chapitre commence par un rappel de la forme mathématique nécessaire à l'application des algorithmes d'intégrité standard. Une formulation, nommée seconde forme statique et qui permet l'utilisation de données passées, est ensuite présentée et sa pertinence vis-à-vis des algorithmes d'intégrité est brièvement étudiée. Une nouvelle formulation, qu'on nommera "estimation de trajectoire", est ensuite proposée et l'applicabilité des algorithmes classiques d'intégrité à celle-ci est analysée. Cette approche est ensuite mise en œuvre sur un véhicule automobile. Des algorithmes classiques de FDE et de calcul de niveau de protection sont alors testés en simulation et sur données réelles. Les niveaux de protection obtenus seront comparés au cas du GPS seul.

## 5.2 Horizons de données à partir d'une représentation d'état

L'ensemble des algorithmes de FDE et des méthodes de calcul de niveaux de protection se basent sur une représentation du problème de la localisation sous la forme d'un système linéaire, comme expliqué en section 2.4.1 :

$$dY = H.dX + \nu_Y \quad (5.1)$$

où  $dY$  est le vecteur des mesures après linéarisation du modèle,  $H$  la matrice jacobienne d'observation,  $dX$  le vecteur d'écart à l'état,  $\nu_Y$  le vecteur de bruit. Le système peut ensuite être résolu par la méthode des moindres carrés. Les algorithmes standard d'intégrité sont alors appliqués pourvu qu'on puisse calculer des résidus  $\varepsilon$  :

$$\varepsilon = dY - H.d\hat{X} \quad (5.2)$$

et une estimation de  $dX$  grâce à la pseudo-inverse  $H^+$  de la matrice d'observation :

$$d\hat{X} = H^+ dY \quad (5.3)$$

Les résidus permettent de détecter et d'identifier les défauts (voir la section 2.4.3), alors que l'équation (5.3) est la base du calcul d'un niveau de protection. En effet, celui-ci prend toujours en compte l'impact sur l'erreur d'estimation d'un défaut non détecté d'amplitude  $b$  sur la  $i^{\text{ème}}$  mesure (voir la section 2.5.3) selon l'équation :

$$\|dX - d\hat{X}\| = |b| \cdot \|H_{(:,i)}^+\| \quad (5.4)$$

Dorénavant, on souhaite ajouter les données proprioceptives et les positions passées, donc les mesures de pseudodistances précédentes, dans l'expression de la position actuelle. Pour un vecteur colonne  $V$ , la notation  $\tilde{V}_{j \rightarrow k}$  définit l'empilement de  $V$  entre les instants  $j$  et  $k$ , soit :

$$\tilde{V}_{j \rightarrow k} = \begin{bmatrix} V_k^T & \cdots & V_j^T \end{bmatrix}^T \quad (5.5)$$

$\tilde{V}_{j \rightarrow k}$  représente alors "l'horizon" du vecteur  $V$  entre les instants  $j$  et  $k$ . La notation  $\sim$  sera reprise plusieurs fois pour désigner des empilements de vecteurs ou de matrices.

La "seconde forme statique" permet un tel empilement des données dans le temps tout en gardant une formulation linéaire de la fonction d'observation [Adrot et al., 1999], [Alhaj-Dibo, 2005], [Gustafsson, 2001]. Le modèle du système utilisé est le suivant :

$$\begin{cases} X_k = AX_{k-1} + BU_k + \nu_A \\ Y_k = CX_k + \nu_Y \end{cases} \quad (5.6)$$

où  $U_k$  contient classiquement les mesures proprioceptives. Si l'on réécrit la première équation du système (5.6) en empilant deux états successifs  $X_k$  et  $X_{k-1}$ , on obtient :

$$\begin{bmatrix} -I & A \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_k \\ X_{k-1} \end{bmatrix} = -BU_k - \nu_A \quad (5.7)$$

$$\begin{bmatrix} -I & A \end{bmatrix} \tilde{X}_{k-1 \rightarrow k} = -BU_k - \nu_A \quad (5.8)$$

Si plusieurs états sont empilés et que les mesures  $Y_k$  sont prises en compte, on obtient :

$$\begin{bmatrix} -B & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & -B & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & I_n & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & I_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_k \\ \vdots \\ U_{j+1} \\ Y_k \\ \vdots \\ Y_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -I_m & A & & 0 \\ & \ddots & \ddots & \\ & 0 & -I_m & A \\ C & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & C \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_k \\ \vdots \\ X_j \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

qu'on notera de façon simplifiée :

$$\begin{bmatrix} -\tilde{B} & 0 \\ 0 & I_{n \cdot (k-j+1)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{U}_{j+1 \rightarrow k} \\ \tilde{Y}_{j \rightarrow k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{A} \\ \tilde{C} \end{bmatrix} \tilde{X}_{j \rightarrow k} \quad (5.10)$$

où les 0 dans les matrices bloc précédentes représentent une ou plusieurs matrices de dimensions adéquates.

Pour calculer des résidus de façon similaire à l'équation (5.2), la pseudo-inverse de la

matrice  $\begin{bmatrix} -\tilde{B} & 0 \\ 0 & I_{n.(k-j+1)} \end{bmatrix}$  doit être calculée, à condition que  $\tilde{B}$  soit pseudo-inversible :

$$\begin{bmatrix} \tilde{\varepsilon}_{j+1 \rightarrow k}^U \\ \tilde{\varepsilon}_{j \rightarrow k}^Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{U}_{j+1 \rightarrow k} \\ \tilde{Y}_{j \rightarrow k} \end{bmatrix} - \left( \begin{bmatrix} -\tilde{B} & 0 \\ 0 & I_* \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -\tilde{B} & 0 \\ 0 & I_* \end{bmatrix} \right)^{-1} \cdot \begin{bmatrix} -\tilde{B} & 0 \\ 0 & I_* \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \tilde{A} \\ \tilde{C} \end{bmatrix} \tilde{X}_{j \rightarrow k} \quad (5.11)$$

où  $*$  =  $n.(k - j + 1)$ .

Pour calculer une estimation de  $\tilde{X}_{j \rightarrow k}$ , donc de  $\hat{X}_k$ , telle que dans l'équation (5.3), la pseudo-inverse de la matrice  $\begin{bmatrix} \tilde{A} \\ \tilde{C} \end{bmatrix}$  doit être calculée. Si on suppose qu'à chaque moment, l'état  $X_k$  est observable grâce aux mesures  $Y_k$ , alors la matrice  $\tilde{C}$  est de rang suffisant pour qu'elle puisse être pseudo-inversée. Ceci est une condition suffisante pour qu'on puisse en faire de même avec la matrice contenant  $\tilde{A}$  et  $\tilde{C}$ . On obtient alors :

$$\tilde{X}_{j \rightarrow k} = \left( \begin{bmatrix} \tilde{A} \\ \tilde{C} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \tilde{A} \\ \tilde{C} \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} \tilde{A} \\ \tilde{C} \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} -\tilde{B} & 0 \\ 0 & I_{n.(k-j+1)} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{U}_{j+1 \rightarrow k} \\ \tilde{Y}_{j \rightarrow k} \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

Le fait de respecter une formulation linéaire compatible avec les équations (5.2) et (5.3), tout en introduisant des mesures proprioceptives et extéroceptives du passé, permet d'augmenter la redondance tout en étant compatible avec les algorithmes usuels d'intégrité.

Cependant, plusieurs remarques peuvent être faites, quant à l'application de ces algorithmes avec la seconde forme statique :

- Les manipulations algébriques précédentes mènent à l'équation (5.9), qui permet d'exprimer le lien entre toutes les mesures et tous les états successifs. Une telle formulation et la nécessité de détecter les défauts sur toutes les mesures utilisées doivent donc pousser à effectuer un lissage sur l'horizon d'état. Or, le système sur lequel se basent les manipulations algébriques, défini en équation (5.6), est itératif et même causal. Il est donc destiné au filtrage. Cette différence d'objectif est une des raisons des problèmes soulevés par la suite.
- Les résidus générés pour  $\tilde{U}$  dépendent de  $\tilde{B}^+$  mais aussi de  $\tilde{A}$ . En conséquence de quoi, un résidu sur une des mesures proprioceptives sera dépendant à la fois de la matrice de commande  $B$  mais aussi de la matrice de régime libre  $A$ . Lorsqu'un résidu sur  $U$  indique la présence d'un défaut, il n'est donc pas possible de distinguer si ce défaut provient de la mesure ou bien du modèle d'évolution.
- Le point corollaire au précédent est que le modèle d'évolution est supposé parfait. Il n'est pas possible de calculer des résidus sur ce modèle et donc de calculer l'impact d'une erreur du modèle sur l'estimation de la position.
- De par son caractère causal, le système de l'équation (5.9), introduit des redondances inutiles dans l'horizon d'état  $\tilde{X}$ . Pour l'illustrer, supposons qu'on possède une mesure de la vitesse de lacet et de la vitesse du véhicule dans  $U$ . Il est alors nécessaire d'augmenter l'état  $X$ , qui contient déjà la position, avec la vitesse et le cap du véhicule. Ceux-ci se retrouvent donc dans  $\tilde{X}$  pour chacune des époques contenues dans l'horizon. Or, à partir du moment où on empile deux états successifs dont on connaît les instants d'échantillonnage, la vitesse entre ces points peut être déduite. De même, le

cap peut être calculé. Il est donc inutile de les rajouter dans  $\tilde{X}$  à chaque époque. Cette redondance superflue pose problème, car elle ne permet pas de calculer le degré de liberté de l'équation (5.12) en soustrayant simplement la taille de l'horizon de l'état à celle de l'horizon de mesures (extéroceptives et proprioceptives).

L'ensemble des remarques démontre la nécessité de proposer une nouvelle formulation. La section suivante redéfinit le problème de la localisation à un instant  $k$  comme une sous partie de l'observation d'une trajectoire.

## 5.3 Estimation de trajectoire

Intéressons-nous à l'ensemble de la trajectoire que parcourt le mobile, la dernière position n'étant qu'un point particulier. Des exemples simples permettent d'appréhender le lien entre les mesures proprioceptives et la trajectoire puis entre les modèles d'évolution et la trajectoire. A partir de cette analyse, une nouvelle formulation de l'observation de trajectoire est proposée. Elle est mise en pratique à travers l'observation de la trajectoire d'un véhicule automobile comprenant un GPS, des capteurs proprioceptifs et un modèle d'évolution. Les adéquations de cette formulation avec les algorithmes de FDE et de calcul de niveau de protection seront respectivement abordées en sections 5.4 et 5.5.

### 5.3.1 Expression des mesures proprioceptives

Il est possible de définir une trajectoire comme une courbe paramétrée, où le paramètre  $t$  définit le temps. Pour une trajectoire en deux dimensions, on obtient le système :

$$\begin{cases} x = f_x(t) \\ y = f_y(t) \end{cases} \quad (5.13)$$

où la position  $(x, y)$  du mobile est définie à chaque instant  $t$  par les deux fonctions  $f_x$  et  $f_y$ . Si le plan est défini à partir de deux vecteurs orthonormés  $\vec{n}_x$  et  $\vec{n}_y$  et d'une origine  $O$ , tels que présentés en figure 5.1, alors la position du mobile à l'instant  $t$ , représentée au point  $M$ , est définie par le vecteur  $O\vec{M}$  :

$$O\vec{M} = x.\vec{n}_x + y.\vec{n}_y = f_x(t).\vec{n}_x + f_y(t).\vec{n}_y \quad (5.14)$$

Le vecteur vitesse  $\vec{v}$ , à l'instant  $t$ , est égal à la dérivée de  $O\vec{M}$  au même instant, soit :

$$\vec{v} = O\vec{M}' = f'_x(t).\vec{n}_x + f'_y(t).\vec{n}_y \quad (5.15)$$

Ce qui donne une norme de la vitesse  $v$  égale à  $\|f'_x(t) + f'_y(t)\|$ .

Si on considère que le cap du véhicule est défini par son vecteur vitesse<sup>1</sup>, on peut déter-

1. C'est la contrainte non-holonome pour un véhicule automobile.

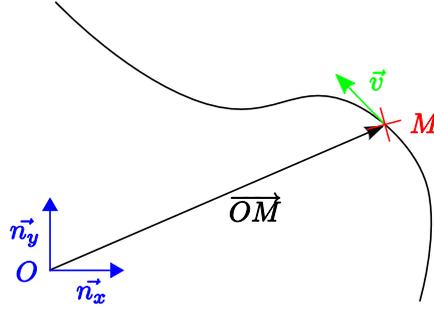


FIGURE 5.1 – Courbe paramétrée en 2 dimensions

miner la vitesse angulaire du mobile  $w$  :

$$w = \frac{\|\vec{v} \wedge \vec{a}\|}{\|\vec{v}\|^2} \quad (5.16)$$

où  $\vec{a}$  est l'accélération du mobile, ce qui équivaut à :

$$w = \frac{(f'_x(t) \cdot f''_y(t) + f'_y(t) \cdot f''_x(t))}{f'^2_x(t) + f'^2_y(t)} \quad (5.17)$$

Lorsque les mesures de vitesses linéaire et angulaire sont données par des capteurs de façon continue, il est donc possible d'exprimer leurs valeurs comme des fonctions des dérivées de la trajectoire.

Dans le cas discret, la trajectoire est représentée suivant la figure 5.2. La vitesse du mobile s'exprime alors comme :

$$v_k = \frac{\sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2}}{\Delta t_k} \quad (5.18)$$

où  $x_k$  et  $y_k$  sont les coordonnées à l'instant  $k$  et  $\Delta t_k = t_k - t_{k-1}$  est la différence des temps entre les deux instants d'échantillonnage. Si on approxime la direction du mobile  $\theta_k$  à l'instant  $k$  par la direction du segment entre les instants  $k$  et  $k - 1$ , la vitesse angulaire s'exprime selon :

$$w_k = \frac{\theta_k - \theta_{k-1}}{\Delta t_k} = \frac{1}{\Delta t_k} \left( \tan^{-1} \left( \frac{y_k - y_{k-1}}{x_k - x_{k-1}} \right) - \tan^{-1} \left( \frac{y_{k-1} - y_{k-2}}{x_{k-1} - x_{k-2}} \right) \right) \quad (5.19)$$

On remarque d'ailleurs que si le véhicule reste immobile, on est en présence d'une singularité et la vitesse de lacet n'est plus observable. Un échantillonnage temporel de l'état peut poser certains problèmes à faible vitesse et un échantillonnage spatial est souvent mieux adapté. Lorsque les mesures de vitesses linéaire et angulaire sont données par des capteurs numériques, alors ces données s'expriment comme des fonctions de plusieurs états successifs de la trajectoire. Ceci est équivalent au cas continu, si les dérivées des fonctions sont approximées par des différences finies. Les exemples présentés s'appuient d'ailleurs sur des différences finies à l'ordre 1, mais un ordre supérieur pourrait être envisagé pourvu que le nombre d'états présents dans l'horizon soit suffisant.

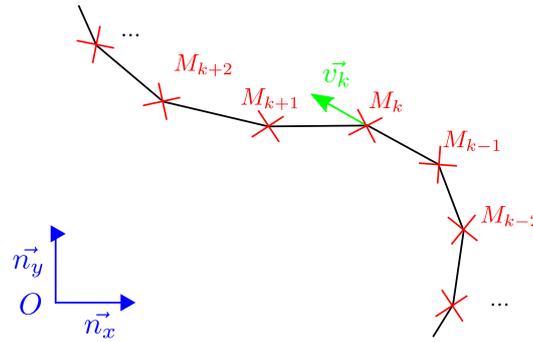


FIGURE 5.2 – Courbe paramétrée en 2 dimensions ( $v_k$  est ici obtenue par différence première)

### 5.3.2 Expression des contraintes de trajectoire

L'état d'un système est estimé à l'aide de mesures mais aussi grâce à des connaissances *a priori* sur celui-ci. Sur le système présenté dans l'équation (5.6), elles sont exprimées par la matrice de régime libre  $A$ , qui définit l'évolution du modèle entre les instants  $k$  et  $k + 1$ . Les hypothèses associées sont par exemple une vitesse du véhicule constante ou une évolution linéaire d'une des composantes de l'état.

Prenons l'exemple concret d'une trajectoire en 3 dimensions, où on rajoute donc l'équation  $z = f_z(t)$  au système de l'équation (5.13). L'hypothèse selon laquelle l'altitude du véhicule varie de façon linéaire équivaut à avoir une accélération verticale nulle. On exprimera cet *a priori* par :

$$\nu = f_z''(t) \quad (5.20)$$

où  $\nu$  est un bruit blanc. Comme pour les mesures proprioceptives, l'expression obtenue est fonction des dérivées de la trajectoire.

Dans le cas continu, si  $\Delta t_k = \Delta t_{k-1}$  on obtiendra :

$$\begin{aligned} \nu &= (z_k - z_{k-1}) - (z_{k-1} - z_{k-2}) \\ &= z_k - 2.z_{k-1} + z_{k-2} \end{aligned} \quad (5.21)$$

ce qui s'exprime aussi en fonction d'états successifs de la trajectoire. On remarquera que les informations *a priori* sont maintenant indépendantes des mesures proprioceptives, alors qu'elles étaient corrélées avec celles-ci dans l'estimation de la seconde forme statique, équation (5.12), du fait de la matrice  $A$ .

Il est aussi possible d'introduire des informations sous la forme d'inégalités. Par exemple, si un véhicule ne peut pas rouler sur une pente supérieure à  $30^\circ$ , ceci s'exprime de la façon suivante :

$$0 > \tan^{-1} \left( \frac{|z_k - z_{k-1}|}{\sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2}} \right) - \frac{30}{180} \cdot \pi \quad (5.22)$$

Cela introduit de nouvelles perspectives, mais nécessite aussi d'autres méthodes de résolu-

tion que celles des moindres carrés. Du fait de cette opportunité et de la “décorrélation” entre les informations *a priori* et les mesures proprioceptives, on préférera utiliser l’expression “contraintes de trajectoires” plutôt que “modèle d’évolution” pour nommer ces informations *a priori*.

### 5.3.3 Observation de la trajectoire

À partir des considérations de la section précédente, l’observation de trajectoire est ici formalisée. Les notations des différents vecteurs de mesure et des fonctions d’observation associées sont définies afin d’obtenir une formulation linéaire de toutes les mesures par rapport à un horizon de données.

Dorénavant, on entend par trajectoire “la variation de l’ensemble des composantes de l’état au cours du temps”. Ce terme n’est donc pas restreint à la variation de la position dans l’espace de localisation. Par exemple, le décalage d’horloge du récepteur sera contenu dans l’état, et sa variation au cours du temps fait partie de la trajectoire estimée.

On s’intéresse à l’horizon de l’état des instants  $j$  à  $k$ , donc à  $\tilde{X}_{j \rightarrow k}$ . Comme vu précédemment, les données proprioceptives  $U_k$  peuvent s’exprimer comme des fonctions d’états successifs  $X_k$ , tout comme les contraintes de trajectoire. On définit donc la fonction d’observation  $g$  pour les mesures proprioceptives, qui nécessite  $u + 1$  état successifs :

$$U_k = g(X_{k-u}, \dots, X_k) = g(\tilde{X}_{k-u \rightarrow k}) \quad (5.23)$$

Soit  $l$  la fonction d’observation des contraintes de trajectoire, qui nécessite  $q + 1$  états successifs :

$$\vec{0} = l(X_{k-q}, \dots, X_k) = l(\tilde{X}_{k-q \rightarrow k}) \quad (5.24)$$

où  $\vec{0}$  est un vecteur, dont la taille dépend du nombre de contraintes. On remarquera que le nombre d’états successifs impliqués dans les modèles d’observation des mesures proprioceptives,  $u + 1$ , et des contraintes sur la trajectoire,  $q + 1$ , est différent. De même, le nombre d’états successifs utilisés pour deux mesures proprioceptives peut différer, comme démontré pour la vitesse et la vitesse angulaire. Les mesures extéroceptives sont représentées par la fonction  $h$  qui ne dépend que d’un état à un seul instant :

$$Y_k = h(X_k) \quad (5.25)$$

La formulation linéaire recherchée nécessite de calculer les jacobiniennes des fonctions  $l$ ,  $g$  et  $h$ . Pour la fonction  $g$  la jacobienne doit être définie par rapport à un point de fonctionnement qui est une réalisation spécifique de la trajectoire  $\tilde{X}_{k-u \rightarrow k}$  :

$$G_k = \left. \frac{\partial g}{\partial \tilde{X}_{k-u \rightarrow k}} \right|_{\tilde{X}_{k-u \rightarrow k}, 0}$$

La matrice ainsi définie comprend  $m \cdot (u + 1)$  colonnes, où  $m$  est la dimension de  $X$ , et autant de lignes que le vecteur  $U$ . Une telle représentation étant peu pratique, on découpera la

matrice  $G_k$  en  $u + 1$  sous matrices, soit une par époque impliquée. Le même raisonnement s'applique pour la fonction  $l$ . On définit ainsi les matrices suivantes :

$$G_{k,r} = \left. \frac{\partial g}{\partial X_{k-r}} \right|_{\tilde{X}_{k-u \rightarrow k}, 0} \quad (5.26)$$

$$L_{k,r} = \left. \frac{\partial l}{\partial X_{k-r}} \right|_{\tilde{X}_{k-q \rightarrow k}, 0} \quad (5.27)$$

Comme  $g$  est une fonction qui dépend de  $u$  époques,  $r$  varie de 0 à  $u$  pour  $G_{k,r}$ . De même  $r$  varie de 0 à  $q$  pour  $L_{k,r}$ . La fonction  $h$  ne dépendant que d'un état, on définit usuellement sa jacobienne :

$$H_k = \left. \frac{\partial h}{\partial X_k} \right|_{X_k} \quad (5.28)$$

Une fois la taille de l'horizon de données définie, i.e. le nombre d'états successifs que contient  $\tilde{X}_{j \rightarrow k}$ , les matrices  $L_k$ ,  $G_k$  et  $H_k$  sont "empilées" en diagonale de façon à respecter la taille de l'horizon. On supposera que  $k - j \geq u$  et  $k - q \geq u$  afin d'avoir assez d'états successifs dans  $\tilde{X}_{j \rightarrow k}$  pour exprimer  $U_k$  et les contraintes. Par exemple, l'empilement des matrices  $G_{k,r}$  donne :

$$\tilde{G}_{j+(k-u) \rightarrow k} = \begin{bmatrix} G_{k,0} & \cdots & G_{k,u} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & G_{k-1,0} & \cdots & G_{k-1,u} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & G_{k-(u-j),0} & \cdots & G_{k-(u-j),u} \end{bmatrix} \quad (5.29)$$

Comme la fonction  $g$  nécessite plusieurs états successifs, le nombre de lignes de  $\tilde{G}_{j+(k-u) \rightarrow k}$  est inférieur à son nombre de colonnes. Par exemple, si la fonction  $g$  dépend de trois états successifs, soit  $X_k$ ,  $X_{k-1}$  et  $X_{k-2}$ , l'horizon de données  $\tilde{X}_{j \rightarrow k}$  ne pourra pas prendre en compte les deux plus anciennes mesures, soit  $U_j$  et  $U_{j+1}$ . Après avoir empilé les matrices et les mesures, la fonction linéaire d'observation de la trajectoire est égale à :

$$\begin{bmatrix} \tilde{O}_{j+(k-q) \rightarrow k} \\ d\tilde{U}_{j+(k-u) \rightarrow k} \\ d\tilde{Y}_{j \rightarrow k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{L}_{j+(k-q) \rightarrow k} \\ \tilde{G}_{j+(k-u) \rightarrow k} \\ \tilde{H}_{j \rightarrow k} \end{bmatrix} \cdot d\tilde{X}_{j \rightarrow k} = \tilde{O} \cdot d\tilde{X}_{j \rightarrow k} \quad (5.30)$$

où  $d\tilde{X}$ ,  $d\tilde{Y}$  et  $d\tilde{U}$  sont les écarts aux points de linéarisation respectifs des vecteurs  $\tilde{X}$ ,  $\tilde{Y}$  et  $\tilde{U}$ . Pour la suite du document, on nommera "horizon d'observation" l'empilement des vecteurs de mesures extéroceptives, proprioceptives et du vecteur des contraintes de trajectoire. Étudions maintenant l'observabilité de la trajectoire. Si les mesures extéroceptives  $Y_k$  sont suffisantes pour assurer l'observabilité de l'état  $X_k$  à tout instant  $k$ , alors il est possible de réaliser une pseudo-inverse de cette matrice est d'assurer l'observabilité de la trajectoire. Les mesures proprioceptives et les contraintes ne font qu'apporter des informations supplémentaires qui améliorent l'estimation. Si les mesures extéroceptives n'assurent pas l'observabilité de l'état à tout moment, il est nécessaire d'étudier l'information apportée par

les contraintes de trajectoire et les mesures proprioceptives pour vérifier si elles permettent d'assurer l'observabilité de la trajectoire.

Un exemple simple consiste à considérer un état comprenant la position en trois dimensions et le décalage d'horloge. Si à chaque instant 4 satellites sont en vue et bien conditionnés, alors l'ensemble de la trajectoire est observable. Par contre, si à un instant, seuls trois satellites sont en vues, on peut s'appuyer sur la contrainte d'altitude constante pour compenser le satellite manquant à cet instant et assurer l'observabilité de toute la trajectoire.

Une différence par rapport à la théorie exposée dans le chapitre 2 est que l'ensemble des observations n'a pas la même fidélité<sup>2</sup>. Il est donc nécessaire de prendre en compte celle-ci lors de l'estimation de la trajectoire et d'utiliser un algorithme de moindres carrés pondérés. On utilisera alors la matrice de pondération  $\tilde{W}$ , définie comme suit :

$$\tilde{W} = \left( \begin{bmatrix} \tilde{Q}_l & 0 & 0 \\ 0 & \tilde{Q}_U & 0 \\ 0 & 0 & \tilde{Q}_Y \end{bmatrix} \right)^{-1} \quad (5.31)$$

où  $\tilde{Q}_l$ ,  $\tilde{Q}_U$  et  $\tilde{Q}_Y$  sont les matrices diagonales par bloc qui contiennent respectivement les "empilements" des matrices de bruit associées aux contraintes de trajectoire, aux mesures proprioceptives et aux mesures extéroceptives, qu'on considère toutes diagonales.

### 5.3.4 Application à un véhicule automobile

Avant d'établir le lien avec les algorithmes de FDE, la formulation proposée est appliquée à l'observation de la trajectoire d'une automobile. Celle-ci est équipée d'un récepteur GPS, d'un odomètre sur chaque roue arrière et d'un gyromètre de lacet. On ajoute comme contraintes que la pente de la route suivie par le véhicule et la dérive d'horloge du récepteur varient peu. Le couplage entre le GPS et les données véhicule est considéré comme serré, tel que présenté en annexe A.6. Cet exemple sera utilisé par la suite en section 5.6 pour estimer les performances des horizons de données en simulation hybride.

L'état du véhicule comprend à chaque instant la position dans le plan cartésien local tangent et le décalage d'horloge récepteur, soit :

$$X_k = [ x_k \quad y_k \quad z_k \quad cdt_k ]^T \quad (5.32)$$

Si on suppose que la trajectoire est suffisamment échantillonnée par rapport à la dynamique du véhicule, alors la distance  $d_k$  parcourue entre deux instants est égale à :

$$d_k = \sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2 + (z_k - z_{k-1})^2} \quad (5.33)$$

---

2. La variance du bruit diffère selon les mesures.

Le cap du véhicule est défini dans le plan  $(x, y)$  :

$$\theta_k = \text{atan2}((y_k - y_{k-1}), (x_k - x_{k-1})) \quad (5.34)$$

Le référentiel de la voiture étant défini au centre de l'essieu arrière, la vitesse de la roue arrière gauche au temps  $k$ ,  $v_{rl,k}$ , est une fonction de la distance parcourue par le centre de l'essieu arrière corrigée de la différence de vitesse entre les roues droite et gauche due à la rotation :

$$v_{rl,k} = g_{rl}(X_k, X_{k-1}, X_{k-2}) = \frac{\left(d_k - \frac{a_{ar}(\theta_k - \theta_{k-1})}{2}\right)}{\Delta t_k} \quad (5.35)$$

où  $a_{ar}$  est la largeur de l'essieu arrière. Il faut remarquer que  $v_{rl,k}$  s'exprime en fonction de  $\theta_{k-1}$ , qui dépend lui-même de  $x_{k-2}$  et  $y_{k-2}$ . C'est donc une fonction de trois états consécutifs. Les sous-matrices jacobiennes des trois fonctions précédentes sont définies en accord avec la notation de l'équation (5.26) :

$$\frac{\partial d_k}{\partial X_k} \hat{=} G_{k,0}^d = \begin{bmatrix} \frac{(x_k - x_{k-1})}{d_k} & \frac{(y_k - y_{k-1})}{d_k} & \frac{(z_k - z_{k-1})}{d_k} & 0 \end{bmatrix} = -G_{k,1}^d \quad (5.36)$$

$$\frac{\partial \theta_k}{\partial X_k} \hat{=} G_{k,0}^\theta = \begin{bmatrix} -\frac{(y_k - y_{k-1})}{d_k^2} & \frac{(x_k - x_{k-1})}{d_k^2} & 0 & 0 \end{bmatrix} = -G_{k,1}^\theta \quad (5.37)$$

$$\frac{\partial g_{rl}}{\partial X_k} \hat{=} G_{k,0}^{rl} = \frac{2G_k^d - a_{ar} \cdot G_{k,0}^\theta}{2\Delta t_k} \quad (5.38)$$

$$\frac{\partial g_{rl}}{\partial X_{k-1}} \hat{=} G_{k,1}^{rl} = \frac{-2G_k^d - a_{ar} \cdot G_{k,1}^\theta + a_{ar} \cdot G_{k-1,0}^\theta}{2\Delta t_k} \quad (5.39)$$

$$\frac{\partial g_{rl}}{\partial X_{k-2}} \hat{=} G_{k,2}^{rl} = \frac{a_{ar} \cdot G_{k-1,1}^\theta}{2\Delta t_k} \quad (5.40)$$

Soit  $v_{rr,k}$  la vitesse de la roue arrière droite,  $g_{rr}(X_k, X_{k-1}, X_{k-2})$  la fonction d'observation associée et  $G_{k,r}^{rr}$  ses jacobiennes, qu'on déduira des équations précédentes.

La vitesse mesurée par le gyromètre de lacet est notée  $\omega_{g,k}$ . On suppose que la pente suivie par le véhicule est négligeable lorsqu'on établit le lien entre la vitesse de lacet et le cap. On obtient donc la fonction d'observation suivante :

$$\omega_{g,k} = g_\omega(X_k, X_{k-1}, X_{k-2}) = \frac{\theta_k - \theta_{k-1}}{\Delta t_k} \quad (5.41)$$

Les sous-matrices jacobiennes de la fonction  $g_\omega$  sont égales à :

$$\frac{\partial g_\omega}{\partial X_k} \hat{=} G_{k,0}^\omega = \frac{G_{k,0}^\theta}{\Delta t_k} \quad (5.42)$$

$$\frac{\partial g_\omega}{\partial X_{k-1}} \hat{=} G_{k,1}^\omega = \frac{G_{k,1}^\theta - G_{k-1,0}^\theta}{\Delta t_k} \quad (5.43)$$

$$\frac{\partial g_\omega}{\partial X_{k-2}} \hat{=} G_{k,2}^\omega = \frac{G_{k-1,1}^\theta}{\Delta t_k} \quad (5.44)$$

L'introduction des contraintes de trajectoire se réalise de façon similaire. Si la variation de l'altitude est considérée comme linéaire et dans le but de la lisser, une fonction d'observation  $l_\psi (X_k, X_{k-1}, X_{k-2})$  peut être ajoutée, où  $\psi$  est le tangage du véhicule (soit la pente suivie), défini comme suit :

$$\psi_k = \text{atan2} \left( (z_k - z_{k-1}), \sqrt{(y_k - y_{k-1})^2 + (x_k - x_{k-1})^2} \right) \quad (5.45)$$

Une hypothèse de pente constante correspond à :

$$\nu_\psi = l_\psi (X_k, X_{k-1}, X_{k-2}) = \psi_k - \psi_{k-1} \quad (5.46)$$

On définit donc les matrices jacobiennes adéquates :

$$\frac{\partial \psi_k}{\partial X_k} \hat{=} G_{k,0}^\psi = \begin{bmatrix} \frac{-(x_k - x_{k-1})(z_k - z_{k-1})}{d_k^2 \cdot ((y_k - y_{k-1})^2 + (x_k - x_{k-1})^2)^{3/2}} \\ \frac{-(y_k - y_{k-1})(z_k - z_{k-1})}{d_k^2 \cdot ((y_k - y_{k-1})^2 + (x_k - x_{k-1})^2)^{3/2}} \\ \frac{(y_k - y_{k-1})^2 + (x_k - x_{k-1})^2}{d_k^2} \\ 0 \end{bmatrix}^T = -G_{k,1}^\psi \quad (5.47)$$

$$\frac{\partial l_\psi}{\partial X_k} \hat{=} L_{k,0}^\psi = G_{k,0}^\psi \quad (5.48)$$

$$\frac{\partial l_\psi}{\partial X_{k-1}} \hat{=} L_{k,1}^\psi = G_{k,1}^\psi - G_{k-1,0}^\psi \quad (5.49)$$

$$\frac{\partial l_\psi}{\partial X_{k-2}} \hat{=} L_{k,2}^\psi = G_{k-1,0}^\psi \quad (5.50)$$

De même, on considère que la dérive de l'horloge du récepteur varie peu, ce qui correspond à un décalage d'horloge qui évolue linéairement. La fonction  $l_{ddt} (X_k, X_{k-1}, X_{k-2})$  est alors définie, sous l'hypothèse d'un échantillonnage constant, comme :

$$\nu_{ddt} = l_{ddt} (X_k, X_{k-1}, X_{k-2}) = (cdt_k - cdt_{k-1}) - (cdt_{k-1} - cdt_{k-2}) \quad (5.51)$$

$$= cdt_k - 2.cdt_{k-1} + cdt_{k-2} \quad (5.52)$$

Les matrices jacobiennes correspondantes  $L_r^{ddt}$  sont égales à :

$$\frac{\partial l_{ddt}}{\partial X_k} \hat{=} L_0^{ddt} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.53)$$

$$\frac{\partial l_{ddt}}{\partial X_{k-1}} \hat{=} L_1^{ddt} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -2 \end{bmatrix} \quad (5.54)$$

$$\frac{\partial l_{ddt}}{\partial X_{k-2}} \hat{=} L_2^{ddt} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.55)$$

Un exemple de matrice d'observation pour une trajectoire complète avec un horizon de données de taille 4 et les modèles précédents donnent :

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ d\omega_{g,k} \\ d\omega_{g,k-1} \\ dv_{rr,k} \\ dv_{rr,k-1} \\ dv_{rl,k} \\ dv_{rl,k-1} \\ dY_{\rho,k} \\ dY_{\rho,k-1} \\ dY_{\rho,k-2} \\ dY_{\rho,k-3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{k,0}^{\psi} & L_{k,1}^{\psi} & L_{k,2}^{\psi} & 0_{1,4} \\ 0_{1,4} & L_{k-1,0}^{\psi} & L_{k-1,1}^{\psi} & L_{k-1,2}^{\psi} \\ L_0^{ddt} & L_1^{ddt} & L_2^{ddt} & 0_{1,4} \\ 0_{1,4} & L_0^{ddt} & L_1^{ddt} & L_2^{ddt} \\ G_{k,0}^{\omega} & G_{k,1}^{\omega} & G_{k,2}^{\omega} & 0_{1,4} \\ 0_{1,4} & G_{k-1,0}^{\omega} & G_{k-1,1}^{\omega} & G_{k-1,2}^{\omega} \\ G_{k,0}^{rr} & G_{k,1}^{rr} & G_{k,2}^{rr} & 0_{1,4} \\ 0_{1,4} & G_{k-1,0}^{rr} & G_{k-1,1}^{rr} & G_{k-1,2}^{rr} \\ G_{k,0}^{rl} & G_{k,1}^{rl} & G_{k,2}^{rl} & 0_{1,4} \\ 0_{1,4} & G_{k-1,0}^{rl} & G_{k-1,1}^{rl} & G_{k-1,2}^{rl} \\ H_k & 0_{n,4} & 0_{n,4} & 0_{n,4} \\ 0_{n,4} & H_{k-1} & 0_{n,4} & 0_{n,4} \\ 0_{n,4} & 0_{n,4} & H_{k-2} & 0_{n,4} \\ 0_{n,4} & 0_{n,4} & 0_{n,4} & H_{k-3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dX_k \\ dX_{k-1} \\ dX_{k-2} \\ dX_{k-3} \end{bmatrix} \quad (5.56)$$

où  $Y_{\rho,k}$  est le vecteur des pseudodistances à l'instant  $k$ .

L'augmentation de la redondance recherchée avec cette formulation peut être démontrée à travers cet exemple en comparant le nombre de degrés de liberté obtenus avec la nouvelle formulation et avec un algorithme de RAIM classique. Supposons que 6 mesures de pseudodistances sont disponibles à chaque instant. Dans le cas du RAIM, on a donc 2 degrés de liberté pour chacun des instants. Avec l'observation de trajectoire, les 4 états successifs représentent 16 variables à estimer, en face desquelles se trouvent 24 mesures de pseudodistances, 6 mesures proprioceptives, et 4 contraintes sur la trajectoire, ce qui équivaut à 34 observations. 18 degrés de liberté sont donc présents dans l'observation de trajectoires, comparés au  $4 \times 2 = 8$  degrés de liberté pour des algorithmes de RAIM appliqués indépendamment.

## 5.4 Détection et exclusion de défauts

Les algorithmes de FDE présentés dans le chapitre 2 se basent sur les résidus, calculés par l'équation (2.8), pour détecter et identifier les défauts. Grâce à la nouvelle formulation, ceux-ci peuvent être calculés pour l'ensemble des observations, dont les mesures proprioceptives et sur les contraintes de la trajectoire :

$$\begin{bmatrix} \tilde{\varepsilon}_{j+(k-q) \rightarrow k}^l \\ \tilde{\varepsilon}_{j+(k-u) \rightarrow k}^U \\ \tilde{\varepsilon}_{j \rightarrow k}^Y \end{bmatrix} = (I - \tilde{O} \cdot \tilde{O}_W^+) \cdot \begin{bmatrix} \tilde{O}_{j+(k-q) \rightarrow k} \\ d\tilde{U}_{j+(k-u) \rightarrow k} \\ d\tilde{Y}_{j \rightarrow k} \end{bmatrix} \quad (5.57)$$

où  $\tilde{O}_W^+$  est la pseudo-inverse pondérée de la matrice  $\tilde{O}$  définie en équation (5.30) :

$$\tilde{O}_W^+ = \left( \tilde{O}^T \tilde{W} \tilde{O} \right)^{-1} \tilde{O}^T \tilde{W}$$

A partir de cette équation, la détection de défauts sur une mesure s'effectue par un test d'hypothèse basé sur une loi du  $\chi^2$ , comme en section 2.4.3. La seule différence réside dans le fait que les mesures n'ont pas toutes le même niveau de bruit. Comme démontré en annexe C, ces derniers doivent être pris en compte dans la somme au carré des résidus, qu'on notera  $NSS E_{hor}$  lorsqu'il est calculé sur un horizon de résidus :

$$NSS E_{hor} = \begin{bmatrix} \tilde{\varepsilon}_{j+(k-q) \rightarrow k}^0 \\ \tilde{\varepsilon}_{j+(k-u) \rightarrow k}^U \\ \tilde{\varepsilon}_{j \rightarrow k}^Y \end{bmatrix}^T \tilde{W} \begin{bmatrix} \tilde{\varepsilon}_{j+(k-q) \rightarrow k}^0 \\ \tilde{\varepsilon}_{j+(k-u) \rightarrow k}^U \\ \tilde{\varepsilon}_{j \rightarrow k}^Y \end{bmatrix} \quad (5.58)$$

Afin de suivre une loi du  $\chi^2$  la norme du vecteur des résidus est donc pondérée par la matrice  $\tilde{W}$ , définie en équation (5.31). Le degré de liberté de cette loi est calculé en soustrayant la dimension de l'horizon d'état  $\tilde{X}_{j \rightarrow k}$  à la dimension de l'horizon d'observations, défini en équation (5.30).

Cette formulation permet donc de détecter une mesure proprioceptive aberrante, ou une contrainte de trajectoire non respectée. La détection des défauts sur l'ensemble des mesures et des contraintes de trajectoire présente un intérêt pour l'intégrité car la validité de l'ensemble des mesures et des *a priori* utilisés lors de l'estimation peut être vérifiée.

On se propose de suivre le schéma de la figure 2.6 pour effectuer l'exclusion des défauts. Cependant, on notera que le fait d'avoir plus d'observations dans le cas de l'estimation de trajectoire augmente le nombre de défauts potentiellement rencontrés.

## 5.5 Intégrité appliquée à l'estimation de trajectoire

### 5.5.1 Intégrité externe

Les calculs conventionnels de niveaux de protection, définis en section 2.5.3, se basent sur une formulation linéaire de la fonction d'observation de l'état à partir de laquelle une pseudo-inverse peut être calculée, telle que rappelée en équation (5.3). Elle permet d'estimer l'impact sur l'état d'une erreur non détectée lors de l'étape de FDE. La nouvelle formulation permet justement d'explicitier l'impact des mesures proprioceptives et des contraintes d'évolution sur l'estimation de l'état grâce à l'équation suivante :

$$d\tilde{X}_{j \rightarrow k} = \tilde{O}_W^+ \cdot \begin{bmatrix} \tilde{\Theta}_{j+(k-q) \rightarrow k} \\ d\tilde{U}_{j+(k-u) \rightarrow k} \\ d\tilde{Y}_{j \rightarrow k} \end{bmatrix} \quad (5.59)$$

Elle donne ainsi la possibilité de calculer l'impact sur l'estimation de la trajectoire (donc sur le dernier état) d'un défaut sur une de ces observations. L'objectif qui visait à prendre en compte toutes les mesures utilisées dans le calcul du niveau de protection est donc atteint.

Intéressons-nous dans un premier temps au **cas 1** de la section 2.5.3 où l'impact du bruit sur l'erreur en position et sur les résidus est négligé. Lors d'une estimation ponctuelle<sup>3</sup>, la borne d'erreur est définie à partir de l'équation (2.39) qui relie la borne de l'erreur sur l'état à la norme 2 de la matrice  $H^+$  et au biais d'amplitude  $b$ . Dans notre cas, il faut en plus prendre en compte la matrice de pondération  $\tilde{W}$  et le fait qu'on ne s'intéresse qu'à la dernière époque de l'horizon de données  $dX_k$ , ce qui s'exprime par l'équation :

$$d\hat{X}_k = \tilde{O}_W^{k+} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{\Theta}_{j+(k-q) \rightarrow k} \\ d\tilde{U}_{j+(k-u) \rightarrow k} \\ d\tilde{Y}_{j \rightarrow k} \end{bmatrix} \quad (5.60)$$

où  $\tilde{O}_W^{k+}$  ne contient que les lignes de  $\tilde{O}_W^+$  relatives à l'état  $X_k$ , soit les  $m$  premières lignes, où  $m$  est la dimension de l'état  $X$ . La norme de l'erreur d'estimation sur  $X_k$  due à un défaut d'amplitude  $b$  sur la  $i^{\text{ème}}$  composante de l'horizon d'observation (défini en équation (5.30)) est égale à :

$$\|dX_k - d\hat{X}_k\| = \|\tilde{O}_{W(:,i)}^{k+}\| \cdot |b| \quad (5.61)$$

où  $\tilde{O}_{W(:,i)}^{k+}$  désigne la  $i^{\text{ème}}$  colonne de  $\tilde{O}_W^{k+}$ . D'après la démonstration en annexe C pour le cas d'une estimation par moindres carrés pondérés, le lien entre  $NSSSE_{hor}$  et  $|b|$  est égal à :

$$|b| = \sigma_i \sqrt{NSSSE_{hor} / \tilde{S}_{W(i,i)}} \quad (5.62)$$

où  $\tilde{S}_{W(i,i)}$  est la matrice idempotente issue de la matrice d'observation  $\tilde{O}$  et de la matrice de

3. On fera désormais référence à l'utilisation d'un algorithme par moindres carrés sur les seules mesures  $Y_k$  par la formule "estimation ponctuelle", en opposition à "estimation de trajectoire"

pondération  $W$ . On en déduit la norme de l'erreur d'estimation sur  $X_k$  :

$$\|dX_k - d\hat{X}_k\| = \|\tilde{O}_{W(i,i)}^{k+}\| \cdot \sigma_i \cdot \sqrt{NSSSE_{hor} / \tilde{S}_{W(i,i)}} \quad (5.63)$$

$$= \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m \left(\tilde{O}_{W(j,i)}^{k+}\right)^2 \cdot \sigma_i^2 \cdot NSSSE_{hor}}{\tilde{S}_{W(i,i)}}} \quad (5.64)$$

Si on borne maintenant l'impact d'un défaut sur tout l'horizon de mesures, on considère le maximum sur  $i$  de la norme précédente :

$$\|dX_k - d\hat{X}_k\| < \max_i \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m \left(\tilde{O}_{W(j,i)}^{k+}\right)^2 \cdot \sigma_i^2 \cdot NSSSE_{hor}}{\tilde{S}_{W(i,i)}}} \quad (5.65)$$

À partir des développements précédents, de ceux présentés en annexe C, et de la section 2.5.3, il est possible de déduire des niveaux de protection réduits au plan horizontal et les niveaux de protection relatifs au **cas 2, 3 et 4**. Comme justifié précédemment en section 2.5.3, on s'intéresse principalement au **cas 2** pour l'automobile et seules les formules pour les niveaux de protection (PL) et les niveaux d'incertitude (UL) relatifs à ce cas sont exprimées :

$$UL = \max_i \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m \left(\tilde{O}_{W(j,i)}^{k+}\right)^2 \cdot \sigma_i^2 \cdot NSSSE_{hor}}{\tilde{S}_{W(i,i)}}} + k \cdot \lambda_{X_k, max} \quad (5.66)$$

$$PL = \max_i \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m \left(\tilde{O}_{W(j,i)}^{k+}\right)^2 \cdot \sigma_i^2 \cdot \chi_{n, 1-pfa}^2}{\tilde{S}_{W(i,i)}}} + k \cdot \lambda_{X_k, max} \quad (5.67)$$

où  $n$  est la dimension de l'horizon d'observations et  $\lambda_{X_k, max}$  la racine carrée de la plus grande valeur propre de la matrice de variance-covariance associée à l'état  $X_k$  obtenue par estimation de trajectoire. Pour se restreindre aux HPL et aux HUL, il suffit de remplacer  $m$  par 2 dans la somme qui va de  $j = 1$  à  $m$ .

## 5.5.2 Comparaison à l'approche statique

Une fois les niveaux de protection formulés, se pose alors la question suivante : le niveau de protection sur le dernier état  $X_k$  obtenu par estimation de trajectoire est-il inférieur à celui obtenu par une estimation ponctuelle ? L'étude n'est effectuée que pour le **cas 1**, car la comparaison sur les autres cas en découle et suit des raisonnements similaires. Lorsque seules les mesures extéroceptives à l'instant  $k$  sont utilisées et sous hypothèse d'un seul défaut non détecté sur la  $i^{\text{ème}}$  mesure, l'estimation de l'état et le calcul de la norme de l'erreur sont réalisés à partir des équations (2.7) et (2.43), rappelées ici :

$$d\hat{X} = H^+ \cdot dY \quad (5.68)$$

$$\|dX - d\hat{X}\| = \|H_{(:,i)}^+\| \cdot \sigma \sqrt{NSSSE/S_{(i,i)}} \quad (5.69)$$

Comme on introduit de nouvelles observations dans l'estimation avec l'équation (5.60), on espère que les défauts associés à ces nouvelles observations n'ont pas un impact supérieur aux défauts sur  $Y_k$ . Cela provoquerait une augmentation de la zone de protection qui serait contre-productive. On s'attend par contre à ce qu'un défaut non détecté sur  $Y_k$  ait moins d'impact sur  $X_k$  lors de l'utilisation d'une estimation de trajectoire que lors de l'utilisation d'une estimation ponctuelle. D'un point de vue conceptuel, cela est obtenu grâce aux mesures proprioceptives et aux contraintes de trajectoire qui relient le dernier état estimé aux précédents états de la trajectoire. Par conséquent, si un défaut apparaît sur  $Y_k$ , son impact sera diminué grâce à l'estimation des états précédents de la trajectoire, reliés à  $X_k$  via les contraintes et les mesures proprioceptives.

D'un point de vue mathématique, comparer si un défaut sur la  $i^{\text{ème}}$  mesure de  $Y_k$  a plus d'impact dans l'équation (5.60) ou dans l'équation (5.68) équivaut à comparer les équations (5.61) et (5.69) en prenant le même indice  $i$ . On s'aperçoit donc que la comparaison du niveau de protection doit prendre en compte à la fois  $NSSSE_{hor}$  par rapport à  $NSSSE$  et  $\|\tilde{O}_{W(:,i)}^{k+}\|/\sqrt{\tilde{S}_{W(i,i)}}$  par rapport à  $\|H_{(:,i)}^+\|/\sqrt{S_{(i,i)}}$ .

Pour la première comparaison :  $NSSSE_{hor}$  inclut les mêmes résidus que  $NSSSE$  plus des nouveaux donc  $NSSSE_{hor} \geq NSSSE$ . Si on s'intéresse au HPL plutôt qu'aux HUL, on remplace  $NSSSE$  par un seuil issu d'une loi du  $\chi^2$ . Le nombre de degrés de liberté du système étant supérieur dans le cas des horizons de données, on obtiendra la même relation d'inégalité.

Concernant la seconde comparaison, commençons par un cas dégénéré où seules des mesures extéroceptives sont présentes dans l'horizon de données. La matrice  $\tilde{O}$  ne contient alors que des matrices  $H$  placées en diagonale, donc  $\|\tilde{O}_{W(:,i)}^{k+}\| = \|H_{k(:,i)}^+\|$ , de même  $\tilde{S}_{W(i,i)} = S_{(i,i)}$ . Par contre, à partir du moment où on sort de ce cas et où des mesures proprioceptives et des contraintes sont introduites,  $\tilde{O}$  n'est plus diagonale par bloc du fait des matrices  $\tilde{G}$  et  $\tilde{L}$  (voir l'équation (5.56)). Ces dernières impactent alors le calcul de  $\tilde{O}_{W}^{k+}$ . L'importance des mesures  $Y_k$  sur l'estimation de  $X_k$  diminue, ce qui conduit à  $\|\tilde{O}_{W(:,i)}^{k+}\| < \|H_{k(:,i)}^+\|$ . En d'autres termes,  $\tilde{O}_{W(:,i)}^{k+}$  n'est plus diagonale par bloc et l'effet des mesures  $Y_k$  est réduit par la prise en compte des autres observations. L'effet des défauts sur  $Y_k$  est donc réduit pour les mêmes raisons.

Les matrices  $S$  témoignent quant à elles de la "non-déTECTABILITÉ" d'un défaut. L'estimation de trajectoire offrant plus d'observabilité et plus de redondance, on peut en conclure qu'un défaut est toujours plus détectable avec une estimation de trajectoire, soit  $\tilde{S}_{W(i,i)} \geq S_{(i,i)}$ . Au final, on a donc  $\|\tilde{O}_{W(:,i)}^{k+}\|/\sqrt{\tilde{S}_{W(i,i)}} < \|H_{(:,i)}^+\|/\sqrt{S_{(i,i)}}$ .

**Tant que la diminution de  $\|\tilde{O}_{W(:,i)}^{k+}\|/\sqrt{\tilde{S}_{W(i,i)}}$  par rapport à  $\|H_{(:,i)}^+\|/\sqrt{S_{(i,i)}}$  est plus importante que l'augmentation de  $NSSSE_{hor}$  par rapport à  $NSSSE$ , alors le niveau de protection diminue.**

Cette conclusion est vérifiée par la suite sur des jeux de données réelles et simulées, respectivement en sections 5.6 et 5.7.1.

### 5.5.3 Influence de la taille de l'horizon de données

Une autre question peut se poser. Augmenter la taille de l'horizon de données, soit  $k - j + 1$ , diminue-t-il toujours la borne de l'erreur? Là encore, augmenter la taille de l'horizon de données mènera toujours à une augmentation de  $NSSE_{hor}$ , car il sera issu d'un plus grand nombre de résidus. De même, ajouter de l'information passée diminue toujours l'impact des mesures déjà utilisées sur  $X_k$  et facilite la détection des défauts. Cependant, plus l'information ajoutée est ancienne, moins elle a d'impact sur la dernière position. Alors que peu importe l'ancienneté de l'information, elle augmentera toujours  $NSSE_{hor}$  d'une quantité quasiment constante. On peut donc supposer qu'à partir d'une certaine taille d'horizon, l'information ajoutée est insuffisante pour compenser l'augmentation du  $NSSE_{hor}$  et mène donc à augmenter le niveau de protection. Ces considérations sont aussi vérifiées en pratique à travers les expérimentations qui suivent.

## 5.6 Évaluation de la méthode avec la simulation hybride

En plus d'avoir permis de tester les performances de l'algorithme de FDE appliquée à l'EKF (en section 4.4), la simulation hybride (décrite en annexe F) a aussi été utilisée pour valider la pertinence de l'approche par estimation de trajectoire. Contrairement à la précédente étude, le but n'est pas une évaluation exhaustive des performances du FDE appliquée à cette approche. Il se restreint à la compréhension et à la validation de l'approche grâce aux capacités et aux données disponibles avec la simulation hybride, et ce, à travers un nombre limité de cas mais parfaitement maîtrisés. On s'est donc intéressé, dans un premier temps, à la validité des estimations de trajectoire avec différentes configurations satellitaires. La détectabilité des défauts a ensuite été vérifiée en étudiant le fonctionnement de l'algorithme de FDE sur quelques cas précis. Enfin, des calculs de niveau de protection ont été réalisés et l'impact de la taille de l'horizon, de la dynamique du véhicule et d'autres facteurs a été analysé.

### 5.6.1 Estimation de trajectoire

Le modèle utilisé est celui présenté en section 5.3.4, c'est-à-dire les vitesses des roues arrières, un gyromètre de lacet, des mesures de pseudodistance et des contraintes sur le décalage d'horloge et sur la pente suivie par le véhicule. L'état est composé, pour chaque époque de l'horizon, de la position dans un repère cartésien et du décalage d'horloge du récepteur, soit  $X_k = \begin{bmatrix} x & y & z & cdt \end{bmatrix}$ . Les résultats présentés ci-après ont été obtenus avec les mêmes données que celles présentées en annexe F.2, c'est-à-dire les mêmes données proprioceptives, les mêmes bruits sur les pseudodistances GPS et la même trajectoire.

La figure 5.3 comprend quatre exemples d'estimation de la trajectoire à différents moments de l'enregistrement. Le nombre d'époques successives dans l'horizon de données est égal à 8 et seuls les pseudodistances des six satellites les plus élevés sont utilisées dans les estimations. Les estimations GPS seules présentent des décalages par rapport à la vraie

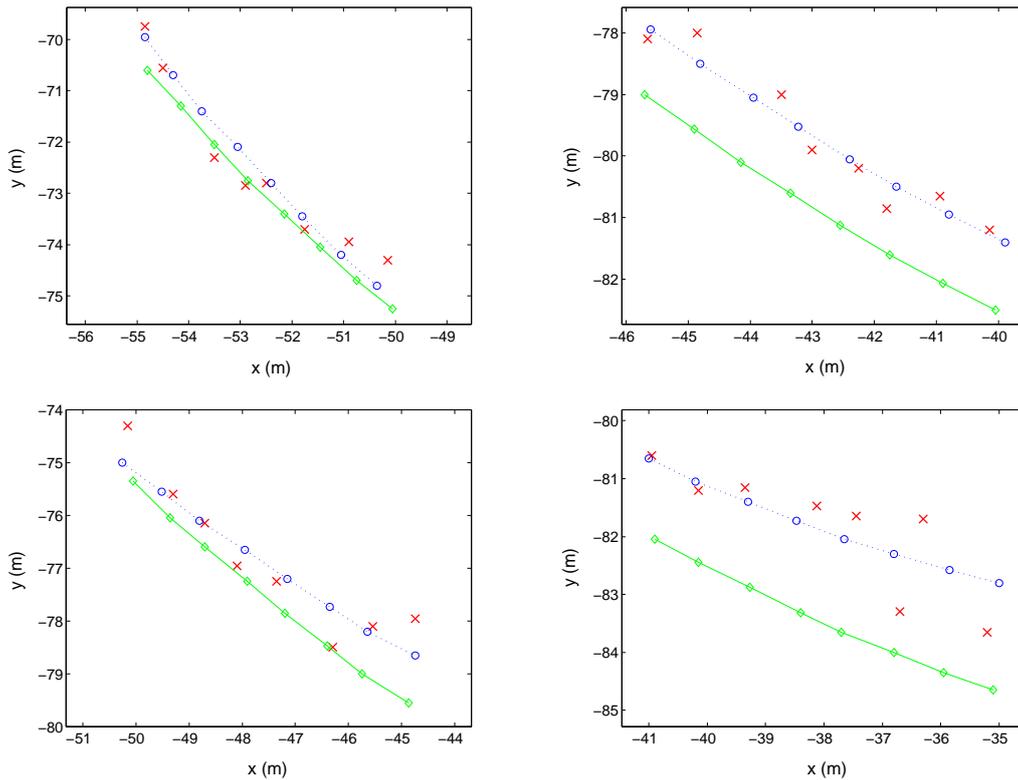


FIGURE 5.3 – Exemples de trajectoires estimées dans l’espace de localisation 2D par l’horizon de données (cercles bleus), comparées à la vraie trajectoire (cercles verts) et aux positions obtenues avec le GPS seul (cercles rouges)

trajectoire et/ou des “sauts” qui sont dus au modèle de bruit non gaussien utilisé. Deux caractéristiques de l’estimation de la trajectoire peuvent être notées à partir de ces figures :

- Premièrement, l’écart entre deux points de la trajectoire estimée est cohérent par rapport à l’écart sur la vraie trajectoire. Cette propriété est conservée même lorsque les estimations GPS seules présentent des “sauts”. Cette conservation de la distance entre deux points est aussi valable pour l’orientation relative entre les points. Ceci confirme l’impact des mesures proprioceptives et des contraintes de trajectoire sur l’estimation. La position du véhicule se retrouve lissée grâce au mouvement mesuré du véhicule et à sa dynamique *a priori*.
- Deuxièmement, l’écart moyen entre la trajectoire estimée et la trajectoire réelle est dépendant des erreurs GPS. Le graphique en haut à droite de la figure 5.3 présente des points GPS seuls décalés au dessus de la vraie trajectoire. La trajectoire estimée présente alors la même caractéristique. Ce phénomène se vérifie sur les autres exemples et notamment la figure en bas à droite. La trajectoire estimée présente donc un décalage en position, et une différence de “cap” qui dépendent de la moyenne des décalages des points GPS calculés indépendamment.

## 5.6.2 Détection et exclusion de défauts

Après avoir validé la capacité de l'algorithme à fournir des estimations de trajectoires correctes, les performances des algorithmes standard de FDE ont été testées avec cette nouvelle formulation. Avec les mêmes paramètres que précédemment, c'est-à-dire 6 satellites et un horizon de données de profondeur 8, des défauts d'amplitude 15 m ont été introduits dans la simulation sur certaines pseudodistances. Comme décrit en annexe F.2, le bruit simulé sur les pseudodistances est issu d'un filtre auto-régressif, la variance utilisée pour remplir la matrice diagonale  $Q_Y$  est de 2 m et la probabilité de fausse alarme du test du  $\chi^2$  est paramétrée à 0.001.

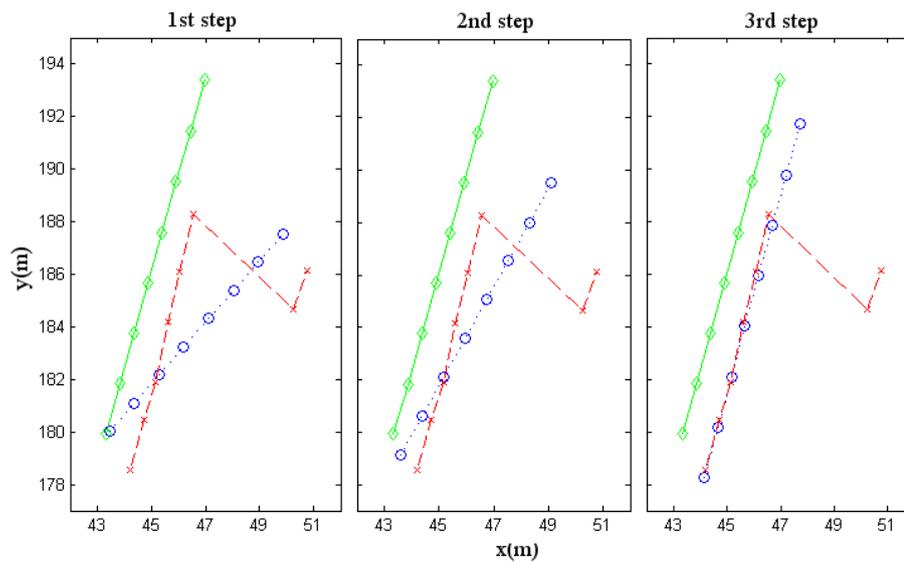


FIGURE 5.4 – Trajectoires consécutivement estimées en présence de défauts, suite à l'application d'un algorithme de FDE

La figure 5.4 présente un exemple typique des trajectoires successivement calculées lors de l'utilisation d'un algorithme de FDE, tel que celui décrit en figure 2.6. Le véhicule parcourt une ligne droite à une vitesse de 20 m/s (de bas en haut sur la figure) et deux défauts de 15 m d'amplitude sont introduits sur le même satellite lors des deux dernières époques. Les points estimés avec les seules données GPS (les croix rouges) témoignent de la présence de ces défauts, car les deux dernières positions estimées sont décalées par rapport aux précédentes. Le graphique de gauche présente la première estimation réalisée par la méthode des horizons de données avant d'appliquer l'algorithme de FDE. Bien que cette représentation en 2D ne permette pas de l'observer, les distances entre les points de la trajectoire estimée (en 3D) sont cohérentes avec celles de la vraie trajectoire. En effet, la trajectoire estimée comprend une pente (dénivelé par rapport à l'axe  $z$ ) importante, qui donne l'impression que les points sont proches en 2 dimensions. Le cap de la trajectoire est quant à lui biaisé conformément à la position des deux derniers points GPS. L'estimation de la trajectoire est donc cohérente avec les observations de la section précédente.

Les résidus de la première estimation entraînent la détection d'un défaut, qui est ensuite correctement identifié. La deuxième estimation de la trajectoire, sur le deuxième graphique

de la figure 5.4, présente donc des caractéristiques similaires à la première (cap et pente biaisés) mais dans des proportions inférieures, car un seul des biais impacte l'estimation de la trajectoire. Les résidus mènent là encore à la détection et l'identification d'un défaut, et une dernière estimation, présentée sur le troisième graphique, est réalisée. Le cap et la pente sont cohérents avec la trajectoire réelle et le décalage de la trajectoire cohérent avec le décalage moyen des positions GPS seules.

Cet exemple illustre l'application d'un algorithme standard de FDE à la méthode par estimation de trajectoire. L'application du même algorithme de FDE, avec les mêmes paramètres (variance des pseudodistances et probabilité de fausse détection), aux données GPS seules n'aurait pas permis de détecter ces mêmes biais. Ceci démontre le gain de cette approche par rapport à l'application d'algorithmes de FDE indépendants à chaque époque.

### 5.6.3 Calcul de niveaux de protection

Après avoir validé l'estimation de trajectoire et l'application des algorithmes de FDE, la troisième étape consiste en le calcul de niveaux de protection. Cette dernière a donc été réalisée sur la trajectoire présente dans la simulation hybride pour une configuration satellitaire donnée. Parmi les différentes formules de niveau de protection proposées en section 2.5.3, les cas 1 et 2 avaient été retenus. Le cas 1 est principalement présenté ici, c'est-à-dire le calcul de l'ARP dans le plan  $(x, y)$  (cf équation (2.47)). En effet, le comportement de  $\lambda_{X_k, max}$  est relatif à la matrice de variance-covariance de l'estimation, dont l'évolution est relativement bien connue pour un algorithme de moindres carrés. On s'intéresse donc à la partie plus novatrice, qu'est l'impact d'un défaut sur l'estimation dans le cas d'une estimation de trajectoire. L'objectif est donc d'observer les variations de l'ARP en fonction des différents paramètres que sont le nombre de satellites, la dynamique du véhicule et la taille de l'horizon de données.

La figure 5.5 présente l'ARP en mètres en fonction du temps et ce sur toute la trajectoire. La profondeur de l'horizon de données est toujours de 8 et le nombre de satellites est constant pour toute la trajectoire, égal à 7. Par conséquent, les variations de l'ARP sont essentiellement dues à la dynamique de la trajectoire, si on néglige le faible changement de configuration satellitaire, dû à leur mouvement. C'est entre les temps  $t = 20$  s et  $t = 50$  s, alors que le véhicule parcourt une ligne droite à une vitesse moyenne de 70 km/h, que sont obtenues les valeurs minimales d'ARP. En effet, cette configuration satellitaire permet de bénéficier pleinement du filtrage de la position du fait de l'écart entre les positions à deux époques consécutives et du cap de la trajectoire par rapport à la configuration satellitaire. Au contraire, entre les temps  $t = 80$  s et  $t = 100$  s, le véhicule suit une trajectoire perpendiculaire à la précédente, ce qui est moins favorable au vue de la configuration satellitaire et donne un ARP plus élevé. De même, une vitesse faible du véhicule (inférieure à 5 m/s) lors d'un passage en courbe (par exemple le passage dans un rond-point) entraîne une élévation du niveau de protection, comme observé entre  $t = 0$  s et  $t = 20$  s. A  $t = 60$  s, le véhicule est obligé de s'arrêter à l'approche d'un rond point, le filtrage n'a alors que peu d'effet, et l'ARP atteint les valeurs les plus élevées.

L'ARP est aussi fortement corrélé avec la taille de l'horizon de données. La figure 5.6 présente donc les valeurs calculées pour différentes profondeurs d'horizons de données à un moment de la trajectoire où la dynamique varie peu, c'est-à-dire entre les temps  $t = 20$  s et  $t = 50$  s. Deux remarques peuvent être tirées de cette figure : l'ARP diminue avec l'augmentation de la profondeur de l'horizon de données et le gain apporté par l'ajout d'une époque supplémentaire est de moins en moins important au fur et à mesure des ajouts. Ces deux remarques sont cohérentes avec le comportement attendu, expliqué en section 5.5. Le fait d'ajouter une époque permet de diminuer l'impact de chacune des mesures déjà présentes, donc de diminuer l'ARP. L'ajout d'une époque très ancienne apporte peu d'information par rapport à une époque plus récente. Si l'horizon comprend 3 s de données et que 1 s supplémentaire est ajoutée, il est compréhensible qu'on apporte plus d'information que si on a un horizon sur 10 s et qu'on ajoute une information vieille de 11 s.

Comme prévu lors de l'analyse théorique de la taille de l'horizon de données sur les niveaux de protection, en section 5.5.3, il existe une taille à partir de laquelle les niveaux de protections augmentent lorsque la taille de l'horizon fait de même. Ainsi, la figure 5.7 montre des niveaux de protection sur la même période que précédemment mais avec des tailles d'horizon plus importantes. Entre les temps  $t = 10$  s et  $t = 15$  s on perçoit les niveaux de protection dans l'ordre "habituel". Mais par la suite, alors que la vitesse du véhicule augmente, les ARP des horizons de tailles 26 et 24 deviennent supérieurs à l'ARP de taille 22. L'apport du filtrage devient inférieur à l'augmentation du seuil du  $\chi^2$  utilisé pour calculer l'ARP. Pour cette configuration donnée, augmenter la taille de l'horizon au dessus de 22 donne un ARP plus élevé que pour des tailles inférieures, sur certaines parties de la trajectoire.

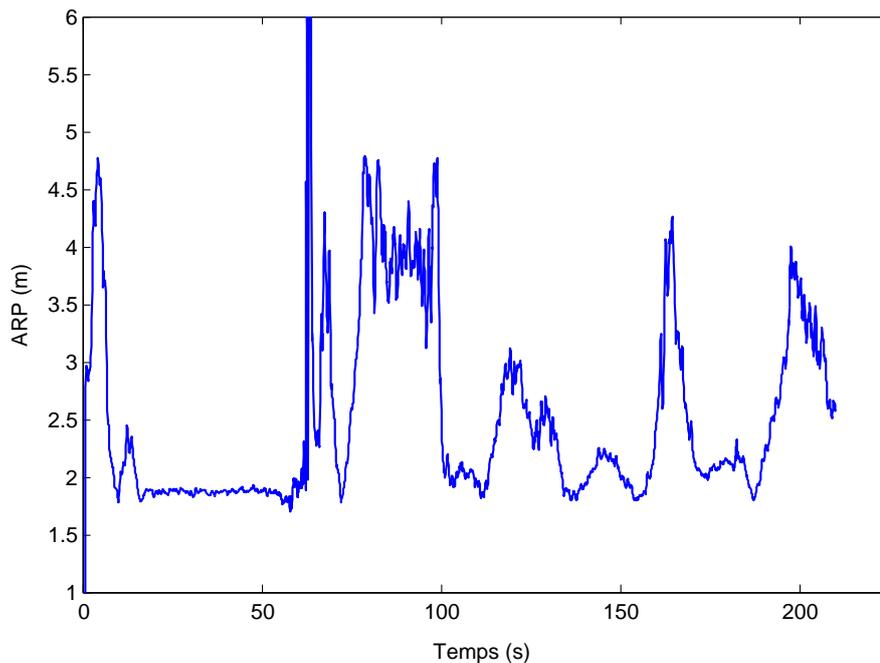


FIGURE 5.5 – ARP dans le plan  $(x, y)$  associé à l'époque courante sur l'ensemble de la trajectoire de test.

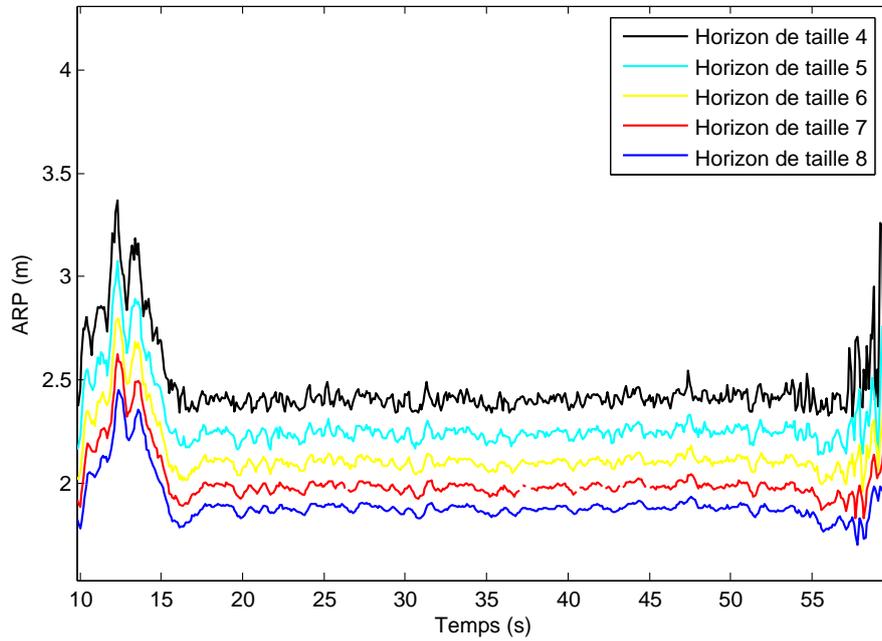


FIGURE 5.6 – Comparaison de l'ARP pour différentes tailles d'horizon de données

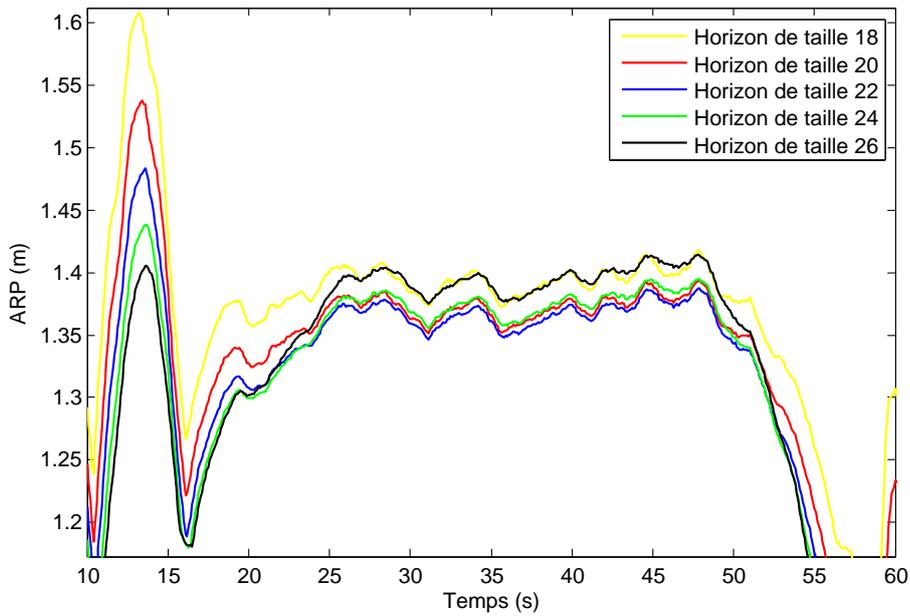


FIGURE 5.7 – ARP qui augmente avec la taille de l'horizon

## 5.7 Résultats expérimentaux

### 5.7.1 Modèle, formules et paramètres

Les cas d'usage présentés en section 3.2 ont aussi été mis à profit pour évaluer la pertinence de l'approche par estimation de trajectoire et notamment les niveaux de protection obtenus en conditions réelles. Ainsi, des résultats sont présentés pour les cas d'usage en environnement ouvert, en centre urbain historique et en agglomération urbaine moderne. Ils valident ainsi l'approche proposée, mais en montrent aussi les limites.

Le modèle utilisé est le même que celui utilisé en simulation hybride et décrit en section 5.3.4, avec une taille d'horizon de 6. L'intérêt de cette étude réside donc dans les conséquences de l'utilisation des données qui proviennent de capteurs de type automobile, aussi bien pour les capteurs proprioceptifs, décrits en annexe G, que pour le récepteur GPS, un modèle AEK-4T de marque u-blox décrit en section 3.5.1. A cela s'ajoutent les défauts réellement rencontrés en environnement urbain ainsi que les contraintes vis-à-vis de la configuration satellitaire. En conséquence, les paramètres utilisés pour le filtre et pour les algorithmes de FDE sont différents de ceux de la simulation hybride. En l'absence de norme ou de standard pour l'automobile, les choix effectués sont forcément arbitraires et reposent sur nos observations issues des précédents chapitres.

L'analyse des erreurs sur les mesures GPS effectuée en section 4.7.2 a conclu que les biais formaient la majeure partie de l'erreur par rapport aux bruits de réception. En conséquence, la modélisation du bruit sous la forme d'une gaussienne a été paramétrée avec un écart-type de 5 m sur les mesures de pseudodistances. Afin de garder des tests de détection efficaces, la probabilité de fausse alarme a été augmentée de 1 % à 15 %. Les mêmes valeurs sont utilisées pour les essais avec l'estimation de trajectoire.

Comme expliqué en fin de section 5.5.1, la formule retenue pour le calcul des niveaux de protection avec une estimation de trajectoire est celle correspondant au "cas 2" :

$$UL = \max_i \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m \left( \tilde{O}_{W(j,i)}^{k+} \right)^2 \cdot \sigma_i^2 \cdot NSSE_{hor}}{\tilde{S}_{W(i,i)}}} + k \cdot \lambda_{X_k, max} \quad (5.70)$$

$$UL = \max_i \left( \sigma_i \cdot SLOPE_{hor,i} \right) \sqrt{NSSE_{hor}} + k \cdot \lambda_{X_k, max} \quad (5.71)$$

dont l'équivalent pour le GPS seul avec des variances identiques sur toutes les mesures est donné en section 2.5.3 :

$$\|dX - d\hat{X}\| < \max_i SLOPE_i \cdot \sigma \sqrt{NSSE} + k \cdot \lambda_{X, max} \quad (5.72)$$

Si ces équations sont restreintes à l'erreur dans le plan horizontal, un *Horizontal Uncertainty Level* (HUL) est obtenu. Si, en plus, la somme au carré des résidus ( $NSSE_{hor}$  ou  $NSSE$ ) est remplacée par un seuil issu de la loi du  $\chi^2$ , on obtient un *Horizontal Protection Level* (HPL). Ce sont les valeurs associées au HPL et au HUL qui sont présentées par la suite. Le facteur

$k$  représente l'importance donnée au cercle d'incertitude (représenté par  $\lambda_{X,max}$ ) issu d'une loi gaussienne. On prend ici en compte une incertitude à 99 %, soit un gain  $k$  égal à 3 pour une loi gaussienne.

### 5.7.2 Cas d'usage en environnement ouvert

Le premier cas d'usage utilisé est naturellement celui en environnement ouvert, car il ne présente quasiment aucun défaut et le nombre de satellites en vue directe varie peu. Il est donc idéal pour confirmer les observations obtenues avec la simulation hybride. Ceci est confirmé par le fait que l'algorithme de FDE ne rejette aucune mesure de pseudodistance, ni aucune mesure proprioceptive.

Un ensemble de courbes, regroupées en figure 5.8, permettent de comprendre l'évolution des niveaux de protection en fonction de différentes quantités qui le composent. Le premier graphique représente la quantité  $max_i(\sigma_i \cdot SLOPE_{hor,i})$  soit le lien entre une amplitude pondérée de défaut et l'impact maximum qu'elle pourrait avoir sur l'erreur en position, c'est-à-dire si elle se trouvait sur la mesure la plus "défavorable". Elle est principalement dépendante de la "géométrie" entre toutes les mesures et les contraintes, et de l'écart-type sur chaque mesure. Le second graphique fait référence à l'espace des résidus et plus précisément à la racine carrée de leur somme au carré et du seuil de détection utilisé dans la loi du  $\chi^2$ . Le  $NSSE$  présenté est celui obtenu après avoir exclu tous les défauts par l'algorithme, ce qui explique qu'il sera toujours inférieur au seuil de détection pour toutes les figures présentées. La troisième courbe représente l'incertitude sur la position  $X_k$  à travers  $\lambda_{X_k,max}$ , la racine carrée de la plus grande valeur propre de la matrice de variance-covariance de la position  $X_k$ . Les niveaux de protection et d'incertitude dans le plan horizontal (HPL et HUL) sont ensuite présentés avec l'erreur effective de l'estimation. Enfin, la dernière des courbes montre en plus le profil de vitesse de la trajectoire et peut être associée à la photo de la trajectoire en figure 3.1 pour déterminer sur quel segment se trouve le véhicule, chaque virage entraînant une baisse de vitesse.

Du fait que la constellation ne varie pas d'un instant à l'autre, l'incertitude calculée et  $max_i(\sigma_i \cdot SLOPE_{hor,i})$  ont la même dynamique. Les variations interviennent principalement au moment où les vitesses sont faibles, c'est-à-dire quand le véhicule tourne. C'est donc l'orientation du véhicule par rapport à la constellation satellitaire, soit le lissage effectué par l'estimation de trajectoire par rapport à cette constellation qui a le plus grand impact sur ces deux quantités.

Pour ce cas d'usage, aucun défaut n'est exclu, donc le NSSE prend en compte toutes les mesures présentes. On remarque tout de même trois pics aux temps  $t = 223 s$ ,  $t = 220 s$  et  $t = 235 s$  qui concordent avec des vitesses basses. Ils correspondent en fait à des entrées ou des sorties de rond-point où la dynamique du véhicule est plus élevée (accélérations, freinage et virages plus appuyés). Une étude plus approfondie démontre que le modèle cinématique utilisé montre alors ses limites, notamment à cause de la dérive du train avant qui biaise le modèle de courbure en fonction de l'angle au volant. Les quelques variations du  $\sqrt{\chi^2}$  sont dues au changement du nombre de satellites en vue.

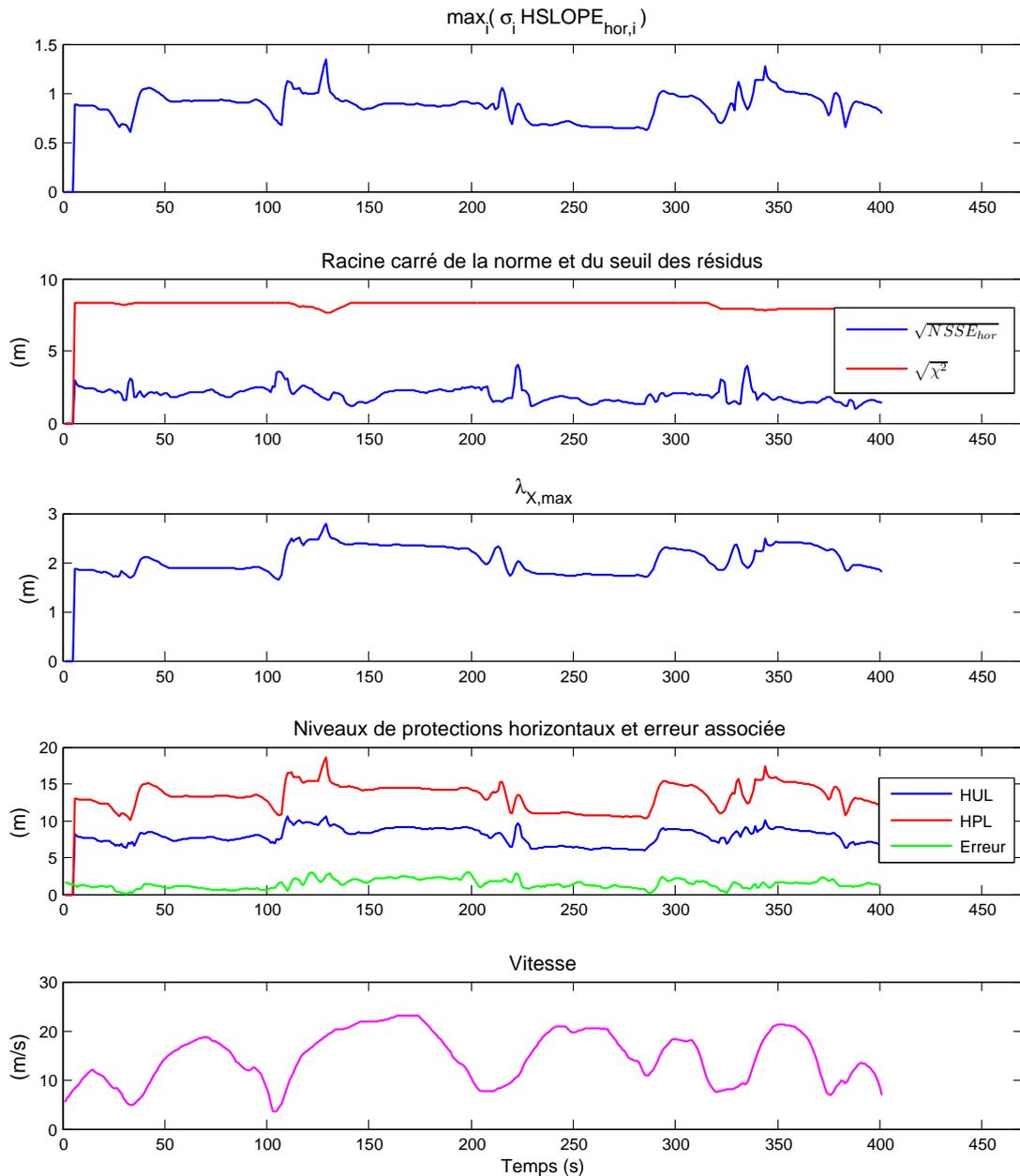


FIGURE 5.8 – Composantes des niveaux de protection avec l'estimation de trajectoire et profil de vitesse, pour le cas d'usage en environnement ouvert

Regardons maintenant la contribution des différentes quantités au HPL et au HUL. Le HPL prend une valeur moyenne d'environ 14 m, qui est composée d'environ 6.5 m provenant de  $3\lambda_{X,max}$  et de 7.5 m provenant de la racine du seuil du  $\chi^2$  multiplié par  $max_i(\sigma_i \cdot SLOPE_{hor,i})$  (environ 0.9). Les deux quantités contribuent donc de façon équivalente au niveau de protection horizontal. Concernant le HUL, la répartition est différente, car le  $NSSE$  reste toujours bien inférieur au seuil de détection. Avec une moyenne d'environ 8 m pour le HUL, l'incertitude sur la position devient prépondérante et plus de trois fois supérieure à l'impact d'un défaut dont l'amplitude pourrait être déduite du  $NSSE$ . L'erreur dans le plan reste en permanence largement inférieure aussi bien au HPL qu'au HUL. Pour

ce cas d'usage simple, les formules et les valeurs retenues semblent donc pertinentes par rapport à l'objectif qui est de borner l'erreur associée avec une grande probabilité.

L'estimation de trajectoire n'a d'intérêt que s'il permet un gain sur les niveaux de protection par rapport à ceux obtenus avec du GPS seul. Les mesures de pseudodistance de l'essai ont donc été utilisées seules avec la formule (5.72) restreinte au plan horizontal et les mêmes niveaux de bruit et de probabilité de fausse alarme que précédemment. Préalablement au calcul des niveaux de protection, un algorithme de FDE itératif simple (tel que présenté en section 2.4.3.e et en figure 2.6) est appliqué.

La figure 5.9 présente les mêmes courbes que pour les horizons de données dans le but de comparer chacun des facteurs. Le  $\sigma_{maxHSLOPE_i}$  et l'incertitude sur la position n'étant dépendants que des satellites en vue, les variations lentes s'expliquent par le mouvement des satellites donc le changement de configuration. Les variations brusques sont issues du changement de nombre de satellites en vue. Excepté lors des pertes de satellites, le  $\sigma_{maxHSLOPE_i}$  issu du GPS seul est huit fois plus élevé que celui de l'estimation de trajectoire et un facteur 3 est visible sur l'incertitude. Ces différences s'expliquent par le lissage qu'effectue l'estimation de trajectoire, réduisant ainsi l'incertitude et l'impact d'un éventuel défaut. Comme prévu, les valeurs relatives aux résidus sont plus basses pour le GPS seul car moins de mesures sont prises en compte.

Au final, le  $HPL_{GPS}$  dépasse 45 m alors que les conditions sont bonnes pour du GPS (jusqu'à 10 satellites GPS en vue). En comparaison, le  $HPL_{hor}$  issu de l'estimation de trajectoire ne dépasse jamais les 19 m. En moyenne, le gain est d'un facteur 3, ce qui est un résultat très intéressant. Ce dernier s'obtient également sur l'incertitude de la position. Cette diminution relative du  $HPL_{GPS}$  est même plus grande lorsque la constellation passe à 8 satellites, la situation nominale en pleine visibilité.

On remarque aussi que l'erreur en position dans le plan pour les deux méthodes reste inférieure à 3 m. Le gain apporté par l'estimation de trajectoire n'est donc pas issu d'une amélioration de l'exactitude, mais d'une meilleure exploitation de la redondance des données, base des calculs d'intégrité.

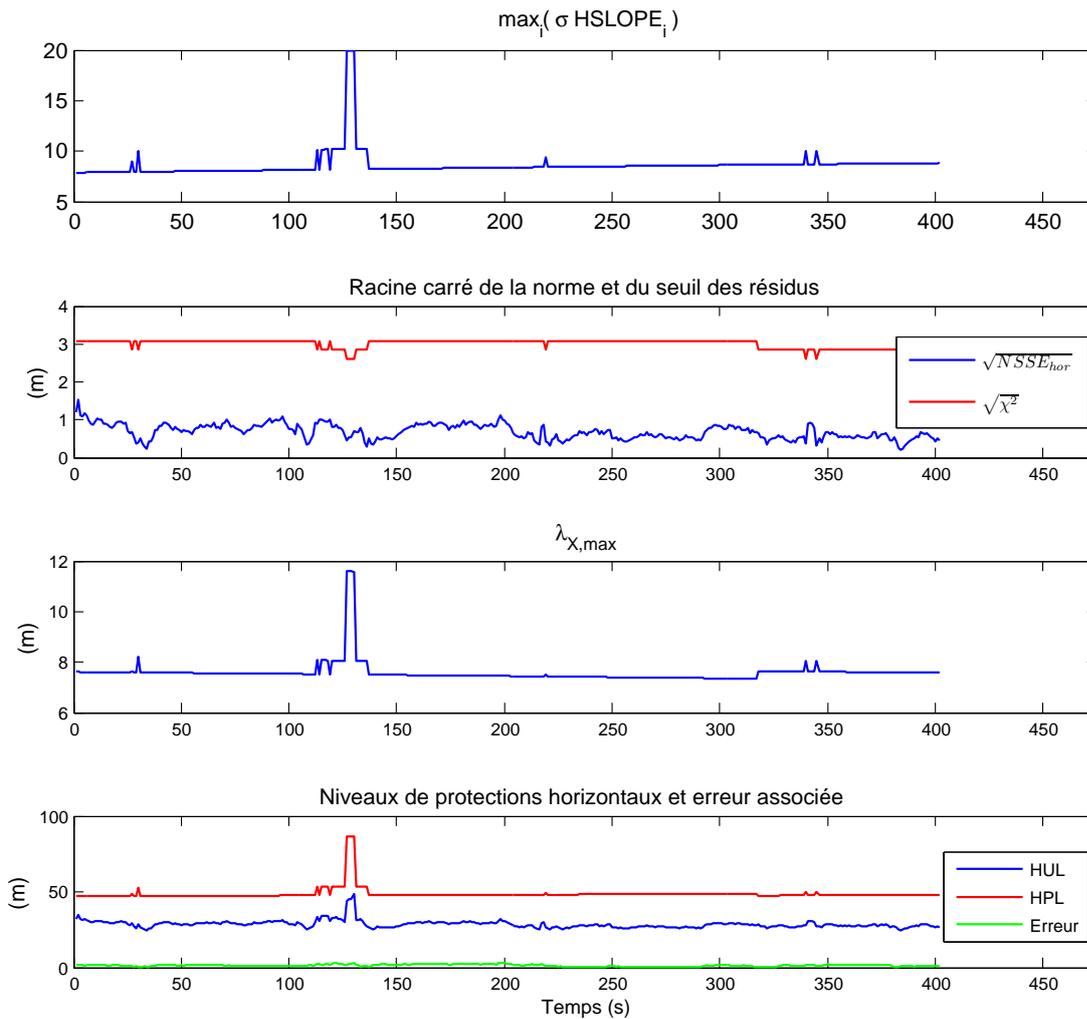


FIGURE 5.9 – Composantes des niveaux de protection issus du GPS seul pour le cas d'usage en environnement ouvert

### 5.7.3 Cas d'usage en centre urbain historique

Comparé au cas d'usage précédent, moins de satellites en vue directe sont présents, ainsi que plus de défauts sur les mesures GPS. De plus, le véhicule fait plusieurs arrêts et certains passages sont effectués à faible vitesse (moins de 15 km/h). Ceci pose des problèmes de convergence à la méthode d'estimation de trajectoire qui est échantillonnée de façon temporelle, comme déjà mentionné en section 5.3.1. Au vu des difficultés rencontrées dans la pratique sur le jeu de données, aucun niveau de protection n'est fourni si la vitesse du véhicule est nulle pour au moins la moitié des époques de l'horizon de données.

La figure 5.10 présente les détails du calcul du niveau de protection, de façon similaire à la figure 5.8. Comme aucune valeur n'est fournie pour un véhicule à l'arrêt, les courbes présentent des discontinuités. Du fait de l'amplitude des variations des niveaux de protection et de la présence de maximums élevés sur le quatrième graphique, celui-ci est repris à plus grande échelle en figure 5.11. Une analyse de l'erreur dans le plan obtenu par l'estimation de trajectoire montre que celle-ci peut dépasser les 20 m à certains instants, notamment

lorsque le véhicule est à basse vitesse. Quand le véhicule est “en route”, c’est-à-dire qu’il roule à une vitesse normale depuis un temps assez long par rapport à la profondeur de l’horizon de données, l’erreur reste inférieure à 15 m. Ces observations soulignent la différence avec le cas précédent où l’erreur dans le plan était inférieure à 2 m. Elles montrent aussi une différence de performances avec l’approche par filtrage dynamique, dont les erreurs moyennes et maximums pour ce cas d’usage, illustrées en figure 4.13, sont significativement inférieures. Cette dégradation de la capacité à localiser le véhicule sera plus clairement illustrée ultérieurement, jusqu’au point de ne plus fournir de localisation du tout dans des situations difficiles. Elles se retrouvent aussi dans les performances du FDE et la pertinence des niveaux de protection.

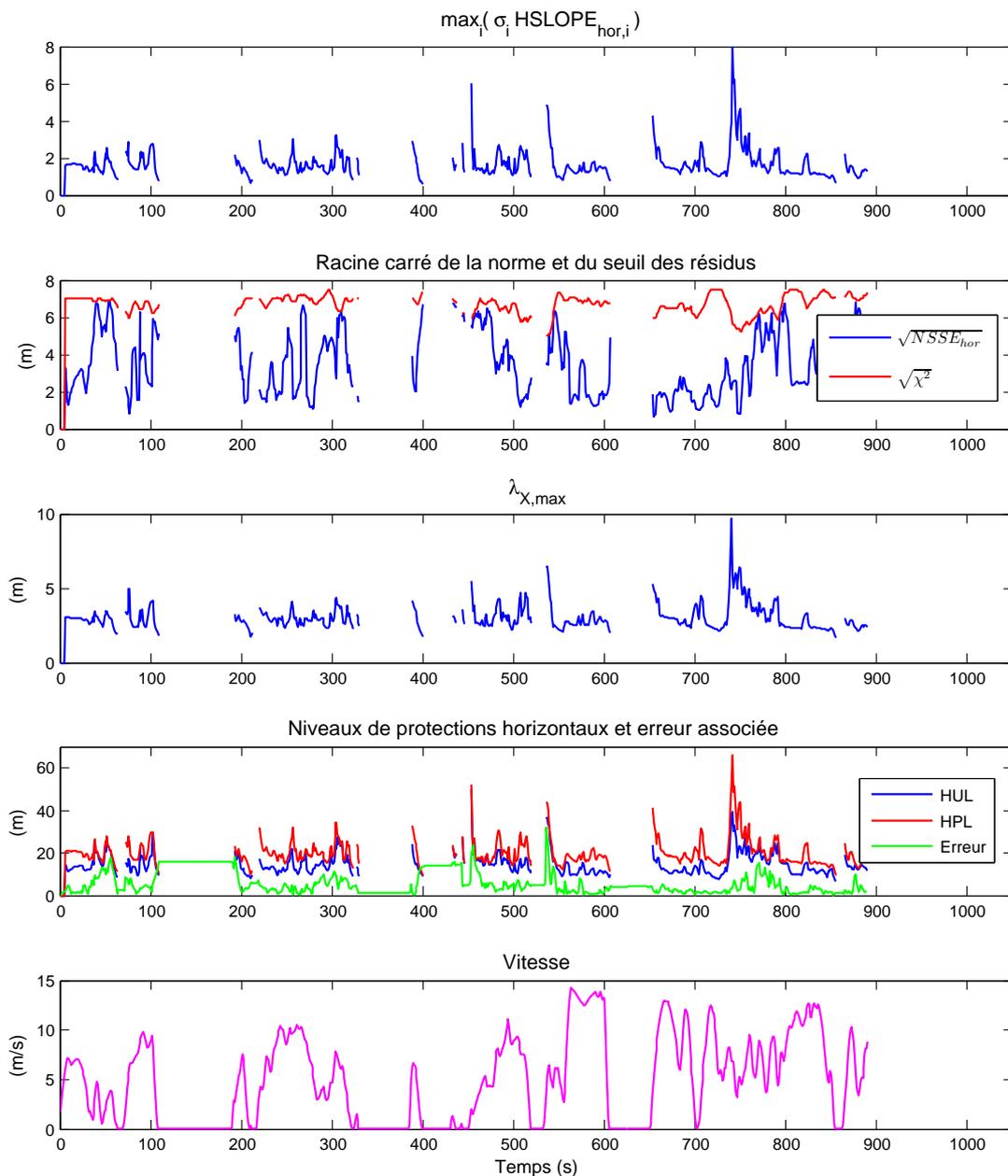


FIGURE 5.10 – Composantes des niveaux de protection avec l’estimation de trajectoire et profil de vitesse, pour le cas d’usage en centre urbain historique

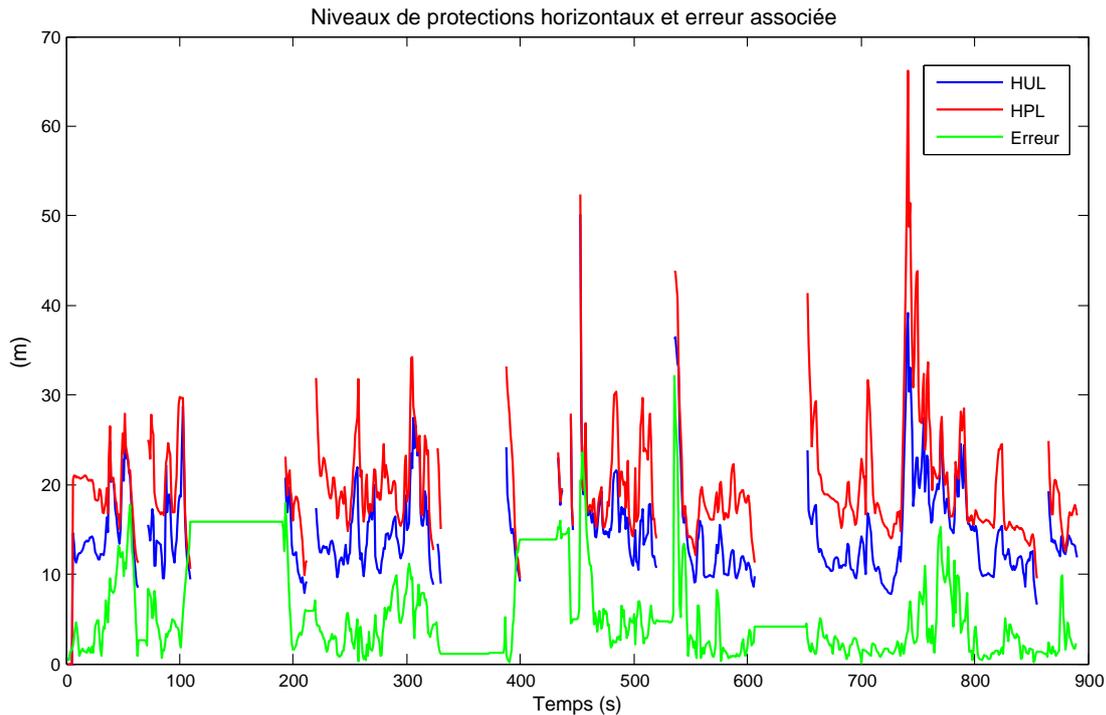


FIGURE 5.11 – Niveaux de protection avec l'estimation de trajectoire, pour le cas d'usage en centre urbain historique

Une observation simultanée des sous-graphiques 2 et 4 de la figure 5.10 démontre qu'un  $NSSE$  proche du seuil du  $\chi^2$  accompagne souvent une erreur d'amplitude élevée. On peut donc ici faire le lien entre des défauts qui ne seraient pas détectés, car de trop faible amplitude, et la présence de biais dans la position estimée. Cette présence de défauts et l'absence d'exclusion totale de ceux-ci sont notamment visibles lorsqu'on compare les deuxièmes graphiques des figures 5.8 et 5.10. L'augmentation de la variance sur la mesure de pseudo-distance par rapport au bruit réel de mesure est très certainement une des causes de ces difficultés, et ce, pour deux raisons : premièrement, par sa pondération sur l'erreur associée au défaut et deuxièmement, par sa pondération sur toutes les mesures saines dont le nombre augmente grandement avec un horizon de données. Comme la détection s'effectue sur la somme au carré des résidus pondérés, la contribution de chacune des mesures saines, diminuée par la surestimation, rend d'autant plus difficile la détection d'un ou de quelques défauts. On remarquera aussi que le  $NSSE$  est proche du seuil du  $\chi^2$  lors du démarrage ou de l'arrêt du véhicule, témoignant ainsi de la difficulté à détecter et identifier les défauts lorsque le lissage apporté par l'horizon de trajectoire est faible.

La quantité  $\max_i(\sigma_i \cdot SLOPE_{hor,i})$  est en moyenne de 1.5, comparé à une moyenne de 1 pour l'essai en environnement ouvert, et comporte plusieurs "pics". La différence de moyenne est due au nombre de satellites en vue directe qui est plus proche de 7 pour le centre urbain historique que de 10 pour le précédent essai. Les pics apparaissent lorsque la vitesse du véhicule est proche de 0, ce qui confirme le faible effet de l'estimation de trajectoire dans ces conditions. Au temps  $t = 741$  s, un pic apparaît du fait de la réjection de nombreuses mesures, visible grâce à la valeur minimale du seuil du  $\chi^2$ . D'autres pics,

comme ceux des temps  $t = 257 s$ ,  $t = 484 s$  ou  $t = 824 s$ , ne proviennent pas d'une diminution générale du nombre de mesures, mais de l'absence ou de la suppression de toutes les mesures provenant d'un même satellite. Il en découle une diminution de l'observabilité donc une hausse de  $\max_i (\sigma_i \cdot SLOPE_{hor,i})$  et de l'incertitude.

Au final, à part lors de l'arrêt du véhicule, l'erreur reste inférieure au HPL et au HUL. Ces deux derniers sont souvent proches l'un de l'autre, notamment lors de la survenue de maximums, témoins de problèmes de FDE. Hormis ces pics, le HPL et le HUL sont inférieurs à 30 m, ce qui ne présente qu'un facteur 2 par rapport à l'essai précédent. Les valeurs minimums sont de l'ordre de la dizaine de mètres pour le HUL et de la quinzaine de mètres pour le HPL, ce qui est cohérent avec les valeurs observées pour l'essai en environnement ouvert, au vu de la différence de satellites en vue. Toujours à l'exception des arrêts, l'objectif principal qui est de borner l'erreur par les niveaux de protection est atteint.

Pour comparaison, la figure 5.12 présente les valeurs obtenues pour l'utilisation d'un GPS seul. D'une part, l'amplitude des erreurs avoisine les 20 m sur des périodes prolongées et atteint des pics supérieurs à 100 m. D'autre part, on observe une proximité entre le  $NSS$  et le seuil du  $\chi^2$ , comme pour l'estimation de trajectoire. Ces deux éléments confirment la difficulté à réaliser de bonnes détections et identification grâce au seul GPS et les meilleures performances de l'estimation de trajectoire. Les niveaux de protection obtenus sont deux à trois fois supérieurs à ceux de l'estimation de trajectoire, confirmant le gain apporté par la nouvelle approche.

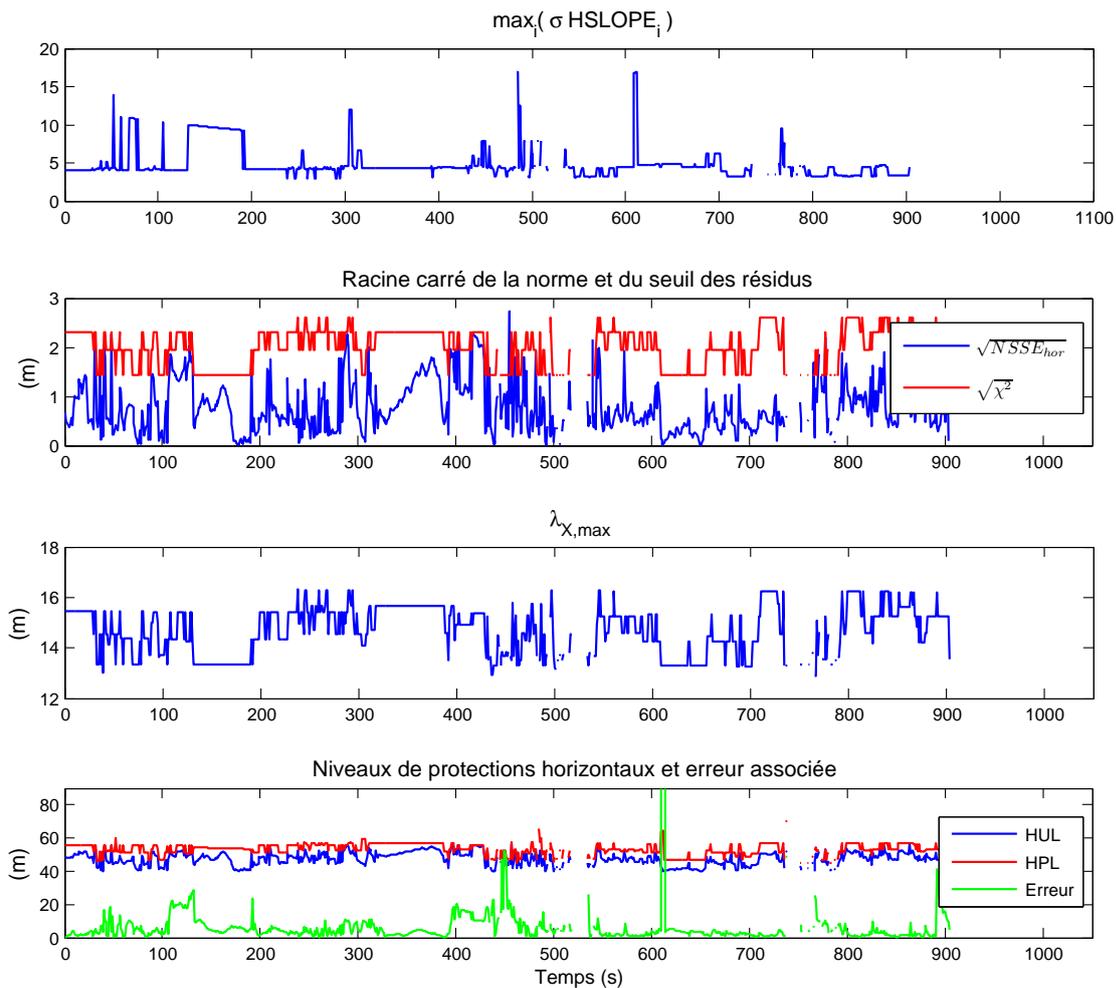


FIGURE 5.12 – Composantes des niveaux de protection issus du GPS seul, pour le cas d’usage en centre urbain historique

#### 5.7.4 Cas d’usage en agglomération urbaine moderne

Les limites de l’approche, entrevues dans le cas d’usage précédent, se confirment sur le cas d’usage en agglomération urbaine moderne où le nombre de défauts est bien supérieur, notamment sur la place ovale, décrite en section 3.2 et en figure 3.3a. Une fois arrivé sur cette place, deux effets se conjuguent : la mauvaise configuration satellitaire et la proportion élevée de mesures en défaut (pouvant dépasser 50 % à certaines époques). Ces deux effets cumulés ne permettent pas à l’algorithme de moindres carrés de converger vers une trajectoire suffisamment “saine”. L’algorithme de FDE qui suit détecte forcément la présence de défauts, du fait des résidus élevés, mais les résidus ne sont plus forcément corrélés avec les défauts réellement présents du fait de l’erreur importante d’estimation. Des mesures saines sont alors identifiées comme en défaut, entraînant encore plus de difficultés dans les étapes de FDE suivantes. Les erreurs de positions atteignent alors jusqu’à 150 m, comme le montre la figure 5.13.

On observe aussi que les erreurs de position dépassent largement le HPL et le HUL. En

effet le FDE mène à supprimer la majorité des données et ne garde au final qu'un ensemble restreint de mesures relativement cohérentes avec la position estimée, ici erronée. La cohérence de ces données en défaut, desquelles de nombreuses données saines sont absentes, sous-estime alors l'impact d'un défaut non détecté.

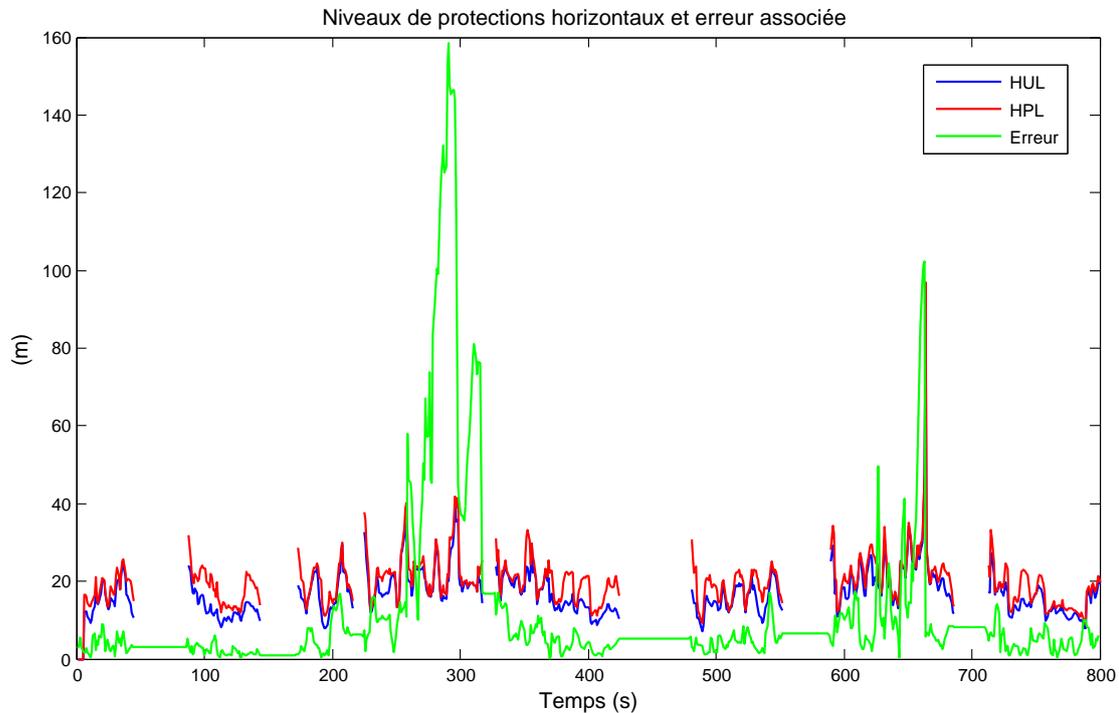


FIGURE 5.13 – Niveaux de protection avec l'estimation de trajectoire, pour le cas d'usage en agglomération urbaine moderne

Quelques essais réalisés en augmentant la taille de l'horizon de données n'ont pas permis de réduire significativement cette erreur du fait de la période prolongée pendant laquelle de nombreux défauts sont présents, avec en plus peu de satellites visibles au total. On peut d'ailleurs comparer cette situation à celle d'un algorithme de FDE basé sur des mesures satellites seules, mais qui comporterait 6 fois plus de satellites en vue (comparé à une taille d'horizon de 6). À partir d'un certain nombre de satellites en défaut, un algorithme itératif de FDE commence à réaliser de fausses identifications et des non-identifications. Le phénomène est ici identique pour l'horizon de données. L'utilisation des algorithmes sur ce cas d'usage n'est donc pas présentée dans ce manuscrit.

## 5.8 Conclusion

Ce chapitre a présenté une nouvelle approche de l'intégrité de la localisation automobile à travers l'estimation de trajectoire. Elle consiste en l'introduction des données proprioceptives et des données passées dans un cadre mathématique compatible avec les algorithmes présents. La validité de l'approche, le gain qu'elle peut apporter, mais aussi ses limites ont été démontré à travers une analyse théorique, puis à travers des outils de simulation et enfin

sur des données réelles.

L'idée d'estimer un état avec une méthode statique, tel qu'un solveur par moindres carrés, à partir des données relatives à une succession d'états passés a déjà été proposée dans la littérature. Cependant, les formulations proposées comportent des inconvénients si on veut leur appliquer des algorithmes de FDE standard. Il a donc été nécessaire de reformuler cette approche en se basant sur l'expression de toutes les mesures (proprioceptives et extéroceptives) et des connaissances *a priori* par rapport à une trajectoire dans un espace d'état du mobile. L'impact de chacune des informations contributrices à l'estimation peut ainsi être distingué de celui des autres informations.

Les algorithmes de FDE ont ensuite été exprimés par rapport à cette nouvelle approche et leur applicabilité théorique vérifiée. Il en a été de même pour les niveaux de protection, en reprenant les développements dédiés au GPS seul mono-époques, qui ont été adaptés pour un horizon de données. Une analyse théorique a alors permis de déterminer dans quels cas les niveaux calculés à partir d'une estimation de trajectoire sont plus faibles que ceux issus d'une approche par GPS mono-époque. Une étude similaire a été menée relative à l'impact de l'augmentation de la taille de la trajectoire sur les niveaux de protection calculés.

L'approche par estimation de trajectoire a été dans un premier temps validée sur des données issues de la simulation hybride. La capacité à estimer correctement la trajectoire et le lien entre les erreurs de mesures GPS et l'estimation finale ont été établis. La détection et l'identification des défauts sur ces mêmes mesures ont été vérifiées sur plusieurs cas, dont un a été détaillé du fait de son caractère typique. Enfin, les niveaux de protection ont été calculés et leurs facteurs de variation identifiés, par exemple l'orientation du véhicule vis-à-vis de la constellation satellitaire. Le calcul pour plusieurs tailles d'horizon de données a démontré le gain apporté par l'accroissement de la taille jusqu'à un certain seuil où le phénomène commence à s'inverser.

Finalement, l'utilisation de données réelles dans différents cas d'usage a confirmé le gain potentiel de l'approche, mais a aussi mis en évidence les limites de cette dernière. En environnement ouvert, du fait de l'absence de défauts, les niveaux de protection calculés par estimation de trajectoire sont environ 3 fois inférieurs à ceux obtenus grâce aux seules mesures GPS. En environnement plus contraint, où les défauts se font plus nombreux, les algorithmes de FDE appliqués à l'estimation de trajectoire ne parviennent pas toujours à identifier correctement l'ensemble des défauts. Les niveaux de protection, et notamment le HUL, s'en trouvent augmentés, de même que les erreurs d'estimation, qui restent cependant inférieures aux niveaux de protection. Finalement, l'approche ne résiste pas aux environnements les plus sévères où le nombre de défauts persiste sur une période de temps prolongée par rapport à la taille de l'horizon de données. On se retrouve alors avec des problématiques similaires au cas du GPS seul.

Cette nouvelle approche fournit une intégrité adaptée au domaine automobile, car elle met à profit l'ensemble des données spécifiques aux véhicules. Elle se base en plus sur des algorithmes et des calculs reconnus dans le domaine depuis de nombreuses années dont certaines limitations ont pu être repoussées grâce à cette nouvelle formulation. Les perfor-

mances obtenues améliorent donc une approche basée sur le GPS seul, aussi bien dans des environnements ouverts que dans des environnements plus contraints. Des améliorations restent encore possibles, notamment sur l'algorithme de FDE, en exploitant mieux le grand nombre de mesures, la dynamique du véhicule ou l'échantillonnage des données.



---

## Conclusions et perspectives

---

### 6.1 Conclusion

Les services et les applications basées sur la localisation se sont développés avec l'essor des systèmes de localisation satellitaires et la diminution du coût des récepteurs. Certains domaines du transport, tels que l'aéronautique, ont mis à profit la localisation satellitaire depuis plusieurs décennies. Ils ont ainsi développé des techniques et des algorithmes capables de vérifier et de certifier une information de position, ce qui correspond au concept d'intégrité. Ce dernier permet alors d'envisager la réalisation d'applications critiques ou sécuritaires basées sur la localisation. Le domaine automobile a aussi vu naître plusieurs services liés à la localisation, tels que les systèmes de navigation, la gestion de flotte, ou les appels d'urgence. D'autres applications, à visée sécuritaire, sont aussi en cours de développement.

Dans ces conditions, le concept d'intégrité présente un intérêt grandissant pour le secteur automobile. Cette thèse s'est donc intéressée aux diverses possibilités d'amélioration de l'exactitude de la localisation et à la mise en place de mécanismes d'intégrité pour les véhicules automobiles, avec les contraintes d'un constructeur généraliste et dans des environnements complexes, comme les zones urbaines.

Le chapitre 2 a débuté par un état de l'art des principaux capteurs de localisation dont les avantages et les inconvénients ont été énoncés. Il apparaît ainsi que les systèmes de localisation satellitaires sont indispensables malgré leurs défauts pour la localisation terrestre et que l'odométrie et les capteurs inertiels sont adaptés à la localisation automobile du fait de leur faible coût, de leur complémentarité avec les GNSS et de leur intégration déjà effective dans les véhicules grand public. Le concept d'intégrité développé en aéronautique (qui se base sur les seuls signaux GNSS) associe un algorithme de détection de défauts et un calcul de niveau de protection. Le premier vérifie l'absence de mesure de pseudodistance aberrante, tandis que le second fournit une zone de localisation à l'intérieure de laquelle on

se situe avec une très grande probabilité, et ce, même si une mesure erronée n'avait pas été détectée. Une transposition telle que celle de ces algorithmes au domaine automobile n'est pas possible, principalement du fait de la différence d'environnements. En effet, les algorithmes de FDE s'appuient sur la redondance des mesures et ne tolèrent que peu de défauts, alors que l'environnement urbain réduit le nombre de satellites en vue et peut être source de plusieurs défauts simultanés.

Compte tenu des limitations des algorithmes de FDE usuels, les algorithmes d'intégrité pour la localisation automobile doivent donc mettre à profit les capteurs proprioceptifs embarqués et les positions passées du véhicule. Il a aussi été décidé de conserver les deux étapes que sont le FDE puis le calcul de niveaux de protection. Il restait alors à déterminer à quel niveau appliquer les algorithmes de FDE. Soit ils le sont comme d'habitude sur les mesures GPS brutes, soit les positions prédites par les capteurs proprioceptifs permettent de directement détecter les défauts sur les estimations de position issues des récepteurs GPS. Un tel choix nécessite d'analyser les défauts présents sur les positions estimées des récepteurs à bas coût en environnement urbain, ainsi que les défauts sur les mesures brutes dans les mêmes conditions. Ceci a été réalisé dans le chapitre suivant.

Le chapitre 3 a étudié les défauts des récepteurs GPS dans un contexte spécifique, celui des récepteurs de type automobile, soumis à la dynamique d'un véhicule automobile évoluant dans un environnement de type urbain. Afin d'estimer les défauts rencontrés dans ce contexte, plusieurs cas d'études ont été définis et un équipement de référence centimétrique a été utilisé pour estimer la position du véhicule. Une première série d'essais a consisté à déterminer l'exactitude des estimations fournies par des récepteurs de type automobile. Les résultats ont souligné la différence entre les performances annoncées dans les spécifications et les erreurs réellement observées. Le rôle prépondérant des modèles d'évolutions et l'absence d'indicateur fiable des erreurs de localisation ont aussi été mis en avant. Ceci a poussé à la réalisation d'une deuxième série d'essais relative aux erreurs et aux défauts présents sur les mesures de pseudodistance. Deux méthodes d'observation des erreurs applicables aux mesures de pseudodistance et de Doppler ont donc été développées. L'exactitude obtenue est suffisante pour détecter des variations d'erreur synonymes de multitrajets et une analyse en trois dimensions a permis de relier l'occurrence des erreurs à l'environnement proche du récepteur.

Les résultats obtenus en agglomération urbaine moderne permettent d'émettre les conclusions suivantes : il est fréquent que plusieurs défauts surviennent simultanément ; les multitrajets NLOS sont prépondérants et leur amplitude peut dépasser la centaine de mètres pour les pseudodistances ; le nombre de mesures saines peut être inférieur à 4, rendant impossible le calcul d'une position correcte ; les erreurs sur les mesures de Doppler et de pseudodistance sont corrélées dans le cas des multitrajets NLOS. Les résultats de ces deux séries d'essais ont permis de statuer sur les données à utiliser par le FDE : les mesures brutes. Cependant, ces essais ont aussi réaffirmé les différences de caractéristiques des défauts entre les environnements aéronautiques et automobile, ce qui laisse supposer des performances médiocres des algorithmes de FDE usuels. La question restait donc de savoir comment intégrer les mesures proprioceptives et les positions passées dans les algorithmes de FDE et les niveaux de

protection. À partir de ce constat, deux approches différentes et complémentaires ont été proposées :

- La première idée repose sur l'utilisation d'une méthode d'estimation reconnue pour intégrer de façon efficace les données des capteurs proprioceptifs : le filtrage de Kalman. Le travail a résidé alors dans l'adaptation des algorithmes d'intégrité à cette approche.
- La seconde idée est à l'opposée de la précédente et a pour objectif de conserver tels quels les algorithmes de FDE et de calcul de niveau de protection. Le travail a résidé dans une nouvelle formulation du système à observer afin d'introduire les mesures proprioceptives et les positions passées à l'intérieur de celui-ci.

Le chapitre 4 a exploré la première approche à travers l'utilisation d'un filtre de Kalman étendu. Il a présenté une formulation théorique de la détection et de l'identification des défauts en utilisant l'état prédit et la matrice de variance-covariance associée. Ces deux derniers éléments résultent justement des positions passées et des mesures proprioceptives qu'on cherchait à introduire. On remarque aussi que leur utilisation permet de détecter des défauts indépendamment du nombre de mesures présentes, alors qu'il en fallait au moins 5 pour algorithmes de FDE mutuels. Afin d'estimer les performances de cet algorithme et celles des algorithmes usuels, un système de simulation hybride, se basant à la fois sur des données simulées et réelles, a alors été développé. Il fournit une estimation des performances à la fois précise et pertinente du fait de son exhaustivité, tout en gardant une grande facilité de mise en œuvre. Les résultats obtenus sur une trajectoire urbaine ont démontré les avantages du nouvel algorithme, notamment lorsque peu de redondance est présente et lorsque des défauts apparaissent simultanément.

Les performances du nouvel algorithme ont alors été vérifiées sur des données réelles en provenance d'un véhicule à travers les cas d'usage précédemment définis. Un maximum de capteurs déjà présents sur le véhicule a été utilisé et une grande importance a été mise dans l'expression des redondances entre tous ces capteurs et dans la prise en compte de leurs erreurs systématiques. Le système ainsi utilisé dans le filtre de Kalman étendu comprend 14 états. La même attention a été portée dans la mise en pratique de l'algorithme de FDE qui tire profit à la fois des mesures de pseudodistance et de Doppler dont le lien a été établi au chapitre 3 en présence de défauts. Cette connaissance des contraintes automobiles présente une contribution aussi importante que le nouvel algorithme de FDE adapté au filtre de Kalman. Les développements ont été réalisés sous Matlab et en C++ pour atteindre une implémentation temps réel.

L'utilisation des données réelles a souligné l'importance d'une caractérisation correcte des erreurs de pseudodistance pour que l'étape de détection et de rejet des mesures aberrantes soit efficace. En environnement ouvert, les biais dus aux phénomènes atmosphériques ont plus d'impact sur l'erreur de pseudodistance que le bruit de mesure du récepteur. Ceci doit être pris en compte pour la détection des multitrajets en environnement complexe et un compromis doit donc être trouvé entre la détectabilité des défauts et la consistance du filtre, soit entre les variances des bruits de modèle et la probabilité de fausse alarme. Le cas d'usage en environnement ouvert a permis de confirmer les bonnes performances du *dead-reckoning* sur de longues distances, dont l'utilisation est primordiale en environnements complexes.

Les trois autres cas d'étude ont permis de comparer les performances de l'approche proposée avec celles d'un récepteur de type automobile et celles d'un filtre de Kalman se basant seulement sur le SNR pour exclure les mesures de pseudodistance. Sur tous les cas d'usage, l'EKF avec FDE présente une moyenne et un écart-type des erreurs de position inférieurs aux autres estimateurs. L'erreur maximale ne dépasse jamais les 13 m dans le plan  $(x, y)$  alors qu'elle atteint jusqu'à 80 m pour un bon récepteur de type automobile. L'analyse des résultats en environnements très contraints démontre la capacité de l'algorithme à correctement détecter et identifier les défauts même lorsqu'ils sont plus nombreux que les mesures saines. Dans ce contexte, l'utilisation des mesures de Doppler dans le FDE démontre tout son intérêt et aussi sa complémentarité avec la détection sur les mesures de pseudodistance. Malgré la bonne performance de l'algorithme de FDE, le problème de la variance et des biais sur les mesures de pseudodistance ne permet pas de détecter 100 % des défauts et notamment ceux de faible amplitude. Des difficultés surviennent aussi lorsque l'erreur d'estimation croît à cause d'un manque d'observabilité de la position, entraînant alors de possibles fausses détections et non-détection. La consistance du filtre n'est alors pas assurée en permanence dans les cas d'usage les plus difficiles.

Le chapitre 5 a développé la seconde approche dans le but de conserver les algorithmes usuels de FDE et de calcul de niveau de protection. Afin d'introduire les mesures proprioceptives et les positions passées, le système observé n'est plus restreint à la dernière position, mais regroupe plusieurs positions successives soit une trajectoire. La formulation sous forme d'une estimation de la trajectoire permet alors de considérer que toutes les mesures proprioceptives, extéroceptives et les informations *a priori* sont des observations de l'état. Ceci permet donc d'utiliser un algorithme conventionnel pour estimer la trajectoire et par conséquent d'appliquer les algorithmes usuels d'intégrité.

Cette formulation permet ainsi de détecter des défauts sur les mesures proprioceptives et sur les contraintes de trajectoires issues des informations *a priori* sur la dynamique du système. La réduction des niveaux de protection est significative. Le lien entre les positions successives, grâce aux mesures proprioceptives, et les contraintes de trajectoire contribuent à un "lissage" de la trajectoire qui réduit l'impact des mesures de pseudodistance à l'instant courant. Il en est donc de même pour l'impact des défauts sur ces mêmes mesures et les niveaux de protection s'en trouvent globalement affaiblis. Une analyse théorique a aussi permis de comparer la différence de niveau de protection entre l'approche par estimation de trajectoire et l'approche usuelle mono-époque, ainsi que l'impact de la taille de l'horizon de données sur les niveaux de protection.

La simulation hybride a permis de valider les capacités de cette nouvelle approche à estimer la position courante, détecter les défauts et calculer des niveaux de protection. Elle a mis en avant l'importance de l'orientation de la trajectoire vis-à-vis de la configuration satellitaire. Les observations tirées des données réelles sont cohérentes avec celles de la simulation hybride. Les niveaux de protection obtenus en environnement ouvert sont environ trois fois inférieurs à ceux obtenus avec un GPS. Les essais en centre urbain historique ont permis de tester la méthode avec plusieurs défauts simultanés et persistants dans le temps mais en nombre inférieur aux mesures saines. Lorsque le véhicule est en mouvement, l'ap-

proche par estimation de trajectoire permet de détecter de tels défauts et fournit des niveaux de protection pertinents. Une première limite est atteinte lorsque le véhicule est à très basse vitesse où à l'arrêt. Cela se traduit par une norme des résidus beaucoup plus proche du seuil de détection et une erreur qui se rapproche des niveaux de protection. La seconde limite apparaît en agglomération urbaine moderne, dans le cas où le nombre de données aberrantes se rapproche ou dépasse le nombre de données saines. L'algorithme de FDE ne réussit alors plus à exclure défauts et rejette des données saines. L'estimation devient alors biaisée et dépasse le niveau de protection. Au final, l'approche par estimation de trajectoire apporte un gain réel aux niveaux de protection calculés dans de nombreux cas.

## 6.2 Perspectives

Les chapitres 3, 4 et 5 regroupent l'ensemble des contributions de cette thèse. Un certain nombre de techniques et d'algorithmes ont permis d'acquérir une meilleure connaissance des phénomènes physiques présents et d'améliorer l'exactitude et l'intégrité de la localisation. Ces bases théoriques et les résultats obtenus laissent envisager diverses améliorations pour les approches proposées, mais aussi des extensions significatives, voir même de nouvelles approches.

### 6.2.1 Détection des défauts

Un des problèmes majeurs rencontrés pour la détection des défauts sur des mesures de pseudodistance est la nature des erreurs présentes sur ces mesures. Il a été observé que, en l'absence de multitrajets, les biais atmosphériques non corrigés sont le principal facteur d'erreur de pseudodistance, loin devant les bruits de mesure. Qu'ils apparaissent dans les résidus ou qu'ils entraînent un décalage en position indétectable, ces biais rendent alors plus difficile la détection des multitrajets dus à l'environnement.

Plusieurs approches peuvent être envisagées pour pallier ce problème. Premièrement, il est possible d'amener au récepteur des corrections atmosphériques plus pertinentes que celles diffusées par le GPS. Ainsi, il peut être intéressant d'étudier l'impact de l'utilisation des corrections SBAS sur la détectabilité des défauts. Une autre solution bien connue est l'utilisation de récepteurs bi-fréquences pour retirer les biais atmosphériques. Les récepteurs à bas coût sont actuellement tous mono-fréquence, mais l'arrivée future de Galileo obligera les récepteurs à évoluer sur ce point, car il ne fournira pas de corrections ionosphériques.

Une autre méthode serait de réaliser une estimation dynamique de ces biais, lorsque les conditions sont bonnes, afin de s'en servir pour améliorer la détection dans les milieux complexes. Pour des raisons d'observabilité, il n'est pas possible d'estimer une position plus l'ensemble des biais sur toutes les mesures. Cependant, si  $n$  satellites sont en vue, il est possible d'estimer et donc de filtrer un état de dimension  $n$ . Il doit donc être envisageable d'ajouter, au filtrage de la position et du décalage d'horloge, le filtrage de l'espace de parité dont la dimension est  $n-4$ . Or, l'espace de parité reflète justement les résidus sur les mesures

dues aux biais qui ne se compensent pas. Ces biais atmosphériques ayant une évolution lente, il doit en être de même pour les composantes de l'espace de parité, ce qui faciliterait leur observation.

Alors que les perspectives précédentes proposaient de supprimer ou diminuer les phénomènes externes qui rendent difficile le FDE, il est aussi possible d'augmenter l'observabilité de ces défauts. Les mesures de pseudodistances sont parfois lissées grâce aux mesures de phase dont le bruit est bien inférieur. Une réduction du bruit étant toujours bénéfique, il serait intéressant de voir son effet sur la détectabilité des défauts. De plus, une comparaison entre l'évolution des mesures de phase et des mesures de code pourrait aussi témoigner de la présence de multitrajets.

Une observation des défauts peut être obtenue en augmentant le nombre d'antennes GPS, donc de récepteurs, sur un même véhicule. Si on connaît la distance entre deux antennes, on peut déterminer la différence de pseudodistance sur chaque antenne, une fois les biais d'horloge estimés. A partir du moment où la source de réflexion à l'origine d'un multitrajet n'est pas à la même distance des deux antennes, l'allongement dû à la réflexion est différent sur les deux récepteurs donc directement observable. Dès que trois antennes sont présentes sur le toit d'un véhicule, tous les multitrajets sont alors mesurables.

Cette thèse s'est principalement intéressée aux défauts de type multitrajets, car comme nous l'avons observé expérimentalement, ce sont ceux qui produisent les erreurs les plus fréquentes en environnement complexe. Il serait néanmoins intéressant de voir dans quelle mesure les méthodes étudiées dans cette thèse seraient adaptées à la présence d'autres défauts tels que ceux dus au système GPS lui-même ou bien au récepteur.

### 6.2.2 Filtrage dynamique

La formulation du filtrage de Kalman couplée à un algorithme de FDE a montré le gain conséquent qui peut être apporté sur l'exactitude de la localisation, et ce, même dans des conditions extrêmement difficiles. Cependant, des problèmes récurrents ont été observés sur la partie estimation et l'approche n'a pas réussi à aboutir une solution complète pour l'intégrité, car des niveaux de protection n'ont pu être calculés.

Le paramètre le plus difficile à estimer lors des essais est très certainement la pente suivie par le véhicule. L'estimation de l'altitude est déjà une des faiblesses de la localisation par GPS et des capteurs de pente sont rarement présents ou accessibles dans les véhicules de série. L'estimation de la pente reposait donc seulement sur les mesures de Doppler, la dérivée de l'altitude, aidée par le rapport entre le déplacement horizontal et la vitesse du véhicule. Or, lorsque la configuration satellitaire se réduit, il existe une corrélation très forte entre l'altitude, la pente, le biais d'horloge récepteur et sa dérive. Il devient alors difficile pour le filtre d'estimer ces paramètres. La détectabilité des défauts s'en trouve réduite d'autant. L'introduction d'un simple accéléromètre longitudinal devrait permettre de décorréler l'impact de ces quatre composantes de l'état et ainsi d'obtenir une estimation fiable de l'altitude. Elle contribuera alors à une meilleure détection des défauts dans le cas d'une mauvaise

configuration satellitaire.

D'autres méthodes de filtrage bayésien pourraient être plus adaptées à la détection des défauts que le filtre de Kalman. Le filtre particulaire présente le grand avantage d'être multimodal, donc de pouvoir garder plusieurs hypothèses quant à la présence d'un défaut sur une mesure. Quand le filtre de Kalman est obligé de faire un choix qui l'impactera négativement s'il est trop optimiste ou trop pessimiste, le filtre particulaire peut garder plusieurs choix en mémoire. De plus, le filtre particulaire ne contient plus de matrice de variance-covariance car chaque particule représente la distribution de probabilité. Un algorithme de FDE s'en trouve grandement simplifié. Il suffit de faire un test sur la différence entre la mesure prédite et la mesure estimée, et ce, indépendamment pour chaque mesure. Il n'est plus nécessaire de passer par une étape de détection globale puis par une étape d'identification.

Dans l'approche proposée, une détection n'est effectuée que sur les mesures introduites dans le filtre. On ne remet donc jamais en cause le passé et on refuse l'hypothèse que le filtre ait pu diverger. Or, cela est possible lorsque la configuration satellitaire reste mauvaise pendant une période prolongée. La capacité à détecter un défaut sur l'état prédit serait donc un gain non négligeable pour améliorer la robustesse de l'approche. Or, lorsque de nombreux satellites sont en vue, on peut réaliser une estimation de la position avec une bonne redondance. Il doit donc être possible de détecter que l'état prédit est en défaut si les mesures de pseudodistance convergent de façon cohérente vers une position significativement différente de celle contenue dans l'état prédit. Un test statistique peut donc être introduit avant de détecter des défauts sur les mesures pour déterminer si l'état prédit n'est pas lui-même en défaut.

C'est aussi l'état prédit qui a jusqu'à présent empêché de calculer des niveaux de protection pour un filtre de Kalman. En effet, on aurait pu se résoudre à calculer l'erreur sur l'état estimé due à un défaut non détecté sur une mesure de pseudodistance. Cependant, cela aurait occulté le facteur principal dans le calcul de l'état estimé : l'état prédit. Or, il doit aussi être possible de détecter l'impact sur l'état estimé d'un défaut de l'état prédit. On pourrait déterminer une direction de l'erreur de l'état prédit pour laquelle l'impact sur les résidus est minimal et l'associer à la borne sur la norme des résidus. Sous hypothèse d'absence de défauts sur les mesures de pseudodistance, on détermine l'erreur maximum non détectée sur l'état prédit. À partir de là, il est possible d'estimer les conséquences de ce défaut de l'état prédit sur l'état estimé, donc de fournir des niveaux de protection qui prennent en compte l'ensemble des mesures utilisées pour l'estimation.

Ce dernier point amène à une réflexion plus profonde. Si l'on est capable de détecter les défauts sur chaque information utilisée et de quantifier son impact sur l'estimation, alors on peut déterminer l'ensemble des redondances entre toutes ces informations. On pourrait créer un "filtre de redondance" qui pondérerait chaque information en fonction de sa redondance avec les autres informations. Par exemple, si une configuration satellitaire est majoritairement placée sur un axe Est-Ouest et qu'un seul satellite est placé au sud, il présente peu de redondance avec les autres observations et un défaut est donc peu détectable. Une solution pourrait être d'augmenter la variance de cette observation avant de l'intro-

duire dans le filtre de Kalman, réduisant ainsi l'impact défaut non détecté sur l'estimation finale. Ainsi, un satellite apparaissant au nord améliorerait la détectabilité d'un défaut sur le satellite situé au sud, favorisant ainsi sa pondération.

### 6.2.3 Estimation de trajectoire

L'estimation de trajectoire présente une approche novatrice de l'intégrité de la localisation automobile du fait qu'elle modifie le système à observer et y introduit une dimension temporelle. Comme toute nouvelle technique, elle peut être significativement améliorée. Il a déjà été mentionné qu'un échantillonnage spatial serait sûrement plus adapté, afin d'éviter des trajectoires trop courtes difficilement observables.

Des informations pertinentes à introduire pourraient être des mesures proprioceptives redondantes. Premièrement, plus la distance parcourue et la variation d'orientation sont connues et plus il est simple de détecter un défaut sur une mesure de pseudodistance car elle sera clairement incohérente avec les mesures des époques passées. Deuxièmement, dans le cas où très peu de mesures saines sont présentes à chaque époque, et notamment sur la dernière époque, les niveaux de protection vont se reporter sur les informations passées et sur le lien entre les époques : les mesures proprioceptives. Il est alors possible que la quantité  $max_i(\sigma_i \cdot SLOPE_{hor,i})$  fasse référence à une mesure proprioceptive. Ceci peut être évité si les données proprioceptives présentes sont redondantes, par exemple les vitesses des 4 roues associées à l'angle au volant. Tout comme pour le filtre de Kalman étendu, un capteur permettant de mesurer la pente suivie par le véhicule permettrait une meilleure estimation de la trajectoire en présence de plusieurs défauts, donc une meilleure détection de ceux-ci.

L'approche par estimation de trajectoire présente une grande quantité de données à fusionner et donc potentiellement en défaut. Les algorithmes usuels de FDE n'ont pas été développés au départ pour gérer autant de données et de défauts. D'autres techniques pourraient donc être plus adaptées telles que celles développées en vision pour la détection des *outliers* dans l'appariement d'images. Par exemple, la méthode RANCO [Schroth et al., 2008] a déjà été utilisée pour la détection de défauts sur des mesures GNSS dans l'hypothèse d'un récepteur multiconstellation. Le nombre important de mesures issues de plusieurs constellations serait dans notre cas remplacé par des mesures d'une seule constellation mais à différentes époques.

Les résultats ont démontré les limites de l'algorithme des moindres carrés appliqué à l'horizon de données pour la détection des défauts en environnement complexe. La formulation mathématique associée aux horizons de données permet quant à elle une approche innovante pour la quantification de l'intégrité, et les niveaux de protection calculés pourraient être encore plus faibles si l'étape de détection et d'exclusion de défauts était plus performante. Les phases de FDE et de quantification de l'intégrité pouvant être dissociées, il serait intéressant d'envisager l'utilisation d'un algorithme EKF avec FDE pour assurer la première phase, puis les données saines ainsi identifiées seraient introduites dans une estimation de trajectoire qui recalculerait une position et en quantifierait l'intégrité.

Une autre perspective est l'étude de la continuité et de la disponibilité qu'offre l'approche développée dans cette thèse. Une possibilité consiste à utiliser des bases de données expérimentales réalisées grâce à des acquisitions sur de longs parcours, pendant plusieurs époques de l'année et accompagnées de moyens de mesure haut de gamme afin de générer en même temps une vérité terrain. Ces données seraient aussi une opportunité pour confronter les performances de cet algorithme aux exigences opérationnelles relatives à l'intégrité de véhicules automobiles.



---

## Les systèmes de localisation

---

Cette annexe approfondit l'état de l'art des systèmes de localisation présentée brièvement en section 2.3. Pour les mesures relatives, elle revient en détail sur l'odométrie mécanique, l'odométrie optique, les centrales inertielles. La localisation absolue par systèmes de communication est abordée. Enfin, les hybridations entre les GNSS et les capteurs inertiels d'une part, et entre les GNSS et l'odométrie d'autre part sont présentées, avant de terminer par la fusion avec des données cartographiques et le SLAM.

### A.1 L'odométrie mécanique

Un odomètre mesure la vitesse de rotation d'un axe lié à une roue. Dans le cas où deux roues d'un même essieu sont équipées, la vitesse longitudinale du véhicule ainsi que sa vitesse de lacet peuvent être estimées. Par intégration, on en déduit la configuration du véhicule, c'est-à-dire sa position et son orientation.

Dans les différents travaux réalisés sur des véhicules automobiles, l'odométrie a rarement été utilisée seule. Du fait de son inexactitude en distance qui peut aller jusqu'à 5 %, voire 10 % de la distance parcourue dans certaines conditions, on préfère lui adjoindre d'autres capteurs. Une odométrie basée seulement sur les deux roues arrière non directrices d'un véhicule peut être améliorée grâce à l'utilisation des capteurs sur les roues avant, et la mise en place d'un filtrage de Kalman [Bonnifait et al., 2001]. Les faiblesses de cette méthode peuvent provenir de la faible exactitude des capteurs odométriques (peu de tops par tour), des erreurs systématiques, ou encore des erreurs non systématiques. Les erreurs systématiques sont présentes en permanence (erreur sur le diamètre des roues, sur l'empattement, etc.) ; elles sont assez facilement détectables, et peuvent être corrigées [Borenstein and Feng, 1995], [Kelly, 2000]. Les erreurs non systématiques proviennent du non-respect du modèle théorique de l'odométrie. En effet, le véhicule doit satisfaire des contraintes

fortes : le point de contact entre le sol et la roue doit être unique, le déplacement de la roue par rapport au sol est supposé sans glissement, et le mouvement est supposé plan. Les glissements de pneus et les imperfections du terrain sont sources de perturbations, entraînant une estimation du mouvement erronée.

Dans le milieu automobile, l'odométrie présente l'avantage d'avoir un faible coût, car elle est aujourd'hui intégrée d'office dans les nouveaux véhicules à travers les capteurs ABS. Leur exploitation pour la navigation ne représente donc pas de charge ou de coût supplémentaire. La simplicité mathématique de l'intégration et la grande fiabilité des capteurs sont deux atouts supplémentaires de cette technique.

## A.2 L'odométrie optique

Une autre technique pour estimer la position relative consiste à suivre des amers extérieurs, puis en déduire le flux sur une période de temps. Pour cela, on peut utiliser des caméras vidéo ou des systèmes lidar. Par exemple, la stéréo-vision (utilisation de deux caméras) permet reconstruire la scène en 3 dimensions. On prend deux images à un instant  $t$  et on reconstruit la scène ; on fait la même chose au temps  $t + 1$ . On établit ensuite des corrélations entre les points supposés identiques des deux scènes. On peut ainsi estimer la translation et la rotation en trois dimensions du système de prise de vues entre les deux instants. Des schémas similaires sont utilisés pour de la mono-vision ou des systèmes lidar.

La résolution des capteurs utilisés est un facteur qui influe sur l'exactitude de l'estimation. De plus, des scènes qui possèdent une zone importante de l'image avec une dynamique différente de celle du véhicule ou qui présentent peu de textures peuvent provoquer des erreurs dans les algorithmes et entraîner une mauvaise estimation du mouvement.

Le temps de calcul élevé de ces méthodes représente la difficulté majeure pour l'implémentation en temps réel de ces méthodes. Bien que les résultats soient encourageants (erreur pouvant être inférieure à 2,5% du chemin parcouru), la majorité des tests ont été effectués sur des robots qui se déplacent à des vitesses faibles [Mallet, 2001], [Cheng et al., 2005]. Certaines recherches ont porté sur des véhicules [Nistér et al., 2004], [Simond, 2005], mais là aussi l'implémentation en temps réel a posé des difficultés, la vitesse des tests est restée réduite, et l'environnement peu dynamique. La qualité de texture dans les scènes est aussi un point crucial de ce système de localisation. Les scènes structurées et avec de forts contrastes, telles les zones urbaines, facilitent la mise en corrélation des images donc l'estimation du mouvement, comparé aux zones moins construites et présentant des espaces verts, tel qu'un déplacement en zone rurale. La capacité à estimer le déplacement en trois dimensions reste cependant un avantage vis-à-vis de l'odométrie classique. De plus, cette mesure est totalement indépendante des problèmes de glissement des roues.

### A.3 Centrale inertielle

Les centrales inertielles servent à la mesure des accélérations linéaires  $a$  et des vitesses angulaires  $\omega$  d'une plateforme mobile selon 3 axes orthogonaux. Les données brutes sont ensuite traitées grâce aux équations de mécanisation afin de déduire la position et l'attitude du mobile. Les 6 capteurs d'une unité inertielle permettent donc d'appréhender les 6 degrés de liberté d'un mobile dans l'espace (figure A.1) [Dorobantu and Gerlach, 2004].

Il faut bien différencier les unités de mesure inertielle (IMU), qui regroupent 6 capteurs inertiels et fournissent des données brutes, des systèmes de navigation inertielle (INS) qui calculent la vitesse et la position d'un mobile à partir des données provenant de l'IMU. Le passage des accélérations et des vitesses de rotation vers la position et l'orientation nécessite de réaliser 3 intégrations et des changements de repères. Ces mécanismes sont à l'origine de la dérive de la position calculée. En effet, les bruits et les erreurs présents sur les capteurs sont intégrés une ou plusieurs fois.

L'exactitude des accélérations et des vitesses angulaires est donc primordiale pour la reconstruction de l'état du mobile. Elle dépend grandement des technologies de capteurs utilisées : un facteur de  $10^6$  sépare les erreurs et les niveaux de bruits des gyromètres MEMS à bas coût par rapport aux meilleurs gyromètres à fibre optique. Les capteurs inertiels sont soumis à différents bruits aléatoires et à des erreurs telles que des biais, des erreurs sur le facteur d'échelle ou encore un mauvais alignement des axes.

Les centrales inertielles permettent d'appréhender la totalité du mouvement d'un mobile avec une bonne disponibilité. Certains capteurs inertiels, tels que des accéléromètres ou des gyromètres sont déjà présents dans des systèmes automobiles à travers des systèmes d'airbag et d'ESP.

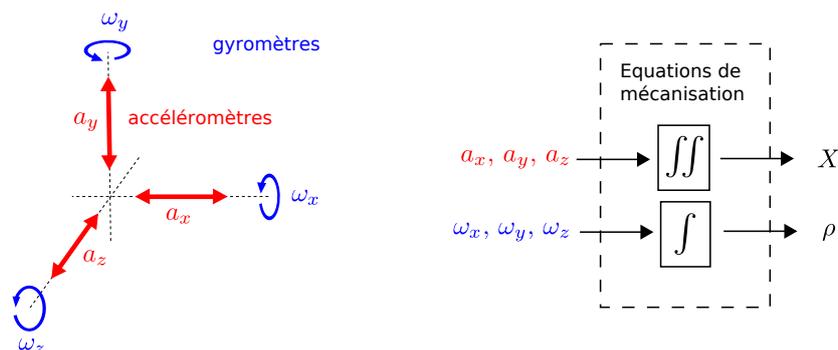


FIGURE A.1 – Variables mesurées par une IMU classique et représentation graphique simplifiée de la mécanisation

### A.4 Fusion odométrie et centrale inertielle

L'odométrie et les centrales inertielles sont tous les deux des systèmes de localisation relative, qui possèdent une haute fréquence d'échantillonnage, et qui subissent une dérive

avec l'augmentation de la distance parcourue. Par conséquent, la fusion de ces deux capteurs possédera aussi cette caractéristique. Le but de ce couplage est alors d'obtenir une dérive globale inférieure à la dérive individuelle de chaque capteur. Par exemple, Borenstein [Borenstein and Feng, 1995] a associé de l'odométrie à roue avec un gyromètre. L'algorithme est simple et réalise un choix binaire entre l'utilisation de la vitesse de lacet du gyromètre et l'utilisation de la vitesse de lacet déduite des roues. L'erreur sur la direction du robot est alors considérablement amoindrie en comparaison de celle obtenue avec l'odométrie seule ou le gyromètre seul. Une autre étude réalisée au SIMTech (Singapour) a effectué le couplage entre une IMU et de l'odométrie afin d'améliorer les performances du capteur inertiel [Bingbing et al., 2005]. À l'aide de l'odométrie, d'un gyromètre à un axe, et de la modélisation des contraintes du véhicule, les erreurs de l'IMU sont estimées et réintroduites dans celle-ci. Là encore, les résultats obtenus sont convaincants, et l'erreur de l'unité inertielle a été grandement réduite, les performances se rapprochant d'un couplage GPS/INS, connu pour sa grande exactitude.

Ces couplages permettent d'évaluer les biais et les autres sources d'imprécision des deux capteurs. Ils présentent aussi la capacité de détecter des erreurs brusques, comme le glissement d'un pneu, en exploitant la redondance des données proprioceptives.

### A.5 Localisation par systèmes de communication

Les technologies de communications ont connu un essor ces deux dernières décennies. Après avoir conquis les réseaux fixes, les équipements de communications se sont fortement développés dans le cadre des réseaux mobiles, et leur présence dans les véhicules automobiles est en pleine croissance. Des techniques de localisation ont ainsi pu émerger en se basant sur les équipements déjà présents. Elles ont été poussées par les recherches sur les réseaux de capteurs (*sensor network*), et par la nécessité de localiser des appareils portables, type PDA et téléphones mobiles. Les contraintes associées à ces équipements sont souvent sévères concernant le coût, la consommation, et la capacité de localisation à l'intérieur (*indoor*). Les systèmes de localisation par système de communication peuvent être classés selon la technique de positionnement utilisée. On développe ici les trois plus connues : mesure du temps de propagation, mesure de la puissance du signal reçu, mesure de l'angle d'arrivée du signal [Gezici et al., 2005], [Bulusu et al., 2000], [Mao et al., 2007].

Les techniques basées sur la mesure du temps de parcours nécessitent une synchronisation des horloges entre l'émetteur et le récepteur (TOA pour *Time of Arrival*). En supposant un émetteur et un récepteur en ligne de vue directe, on peut mesurer la distance entre les deux. À partir de trois nœuds de positions connues, on peut alors trilatérer sa propre position. En cas de non-synchronisation, on peut utiliser un nœud comme pivot (TDOA pour *Time Difference of Arrival*). Du fait de leur conception, ces systèmes sont sensibles au rapport signal sur bruit (SNR pour *Signal Noise Ratio*) qui influe sur l'exactitude avec lequel le temps d'arrivée du signal est détecté. Les systèmes de communication à large bande (*Ultra-Wide-band*) offrent une bonne résolution temporelle, du fait des impulsions sur des intervalles de

temps courts. Cependant, l'hypothèse de parcours en ligne directe du signal rend problématique les multitrajets, pour lesquels différents algorithmes ont été mis en place [Schroeder et al., 2007].

Un autre moyen d'estimer la distance parcourue par un signal est de mesurer la puissance reçue par le récepteur (RSSI pour *Received Signal Strength Indicator*) très souvent fournie par les équipements de communication, et de la comparer avec la puissance émise. En se basant sur la différence des deux et sur un modèle de propagation du signal, on peut estimer la distance qui sépare l'émetteur du récepteur.

Le troisième moyen de localiser un objet est de déterminer son angle d'arrivée par rapport à un axe de l'antenne (AOA pour *Angle of Arrival*). Ceci est réalisé par l'utilisation d'une antenne anisotrope en rotation. Le fait que le diagramme de l'antenne anisotrope ne soit pas uniforme permet alors de détecter de quelle direction provient le signal. Une seule antenne ne suffit pas à déterminer l'angle, car on ne peut pas différencier la variation de la puissance du signal qui provient de l'orientation de l'antenne de celle qui provient de la variation du signal lui-même. Une autre antenne anisotrope ou non est alors nécessaire pour une estimation correcte. Une fois l'angle mesuré avec deux émetteurs de position connue, il est alors possible de recalculer la position du récepteur.

Les techniques citées ici ont des performances très variables et fonctions du coût du matériel utilisé. Les principaux freins à l'utilisation de ces techniques dans le secteur automobile sont le pourcentage de véhicules équipés de moyens communication sur véhicules, l'absence d'infrastructures, et les réflexions des signaux en environnement urbain. Le pourcentage de véhicules équipés en circulation est aujourd'hui très insuffisant, et il faudra donc attendre le développement de fonctions basées sur la communication pour le faire progresser.

## A.6 GNSS et IMU

Du fait de son large champ d'application, le couplage d'un capteur GPS et d'une unité inertielle a été fortement développé par la communauté scientifique. La localisation de véhicules terrestres par ce mode possède donc une littérature conséquente [Grewal et al., 2001], [Strömbäck, 2003], [Zhang, 2003], [Petovello, 2003]. La grande exactitude de l'INS sur le court terme, et la position approximative fournie par le GPS permettent de reconstituer le parcours du véhicule avec une bonne exactitude dans un repère global. L'intégration d'un INS et d'un récepteur GPS peut se réaliser de trois façons différentes : intégration non couplée, par couplage lâche, et par couplage serré.

### A.6.1 Intégration GNSS-IMU non couplée

Ce mode consiste à utiliser séparément le positionnement fourni par le GPS et celui fourni par l'INS sans retourner d'information a posteriori vers ces capteurs. Le schéma en figure A.2 montre que la solution de navigation finale est un processus externe d'intégration. L'avantage de l'intégration non couplée est qu'elle est la plus facile, la plus rapide et la moins

chère à mettre en place pour associer un GPS et une INS. Le gain en exactitude n'est obtenu qu'en moyennant les deux positions fournies. Des défauts dans les données brutes du GPS ne peuvent être détectés à l'aide de ce mode.

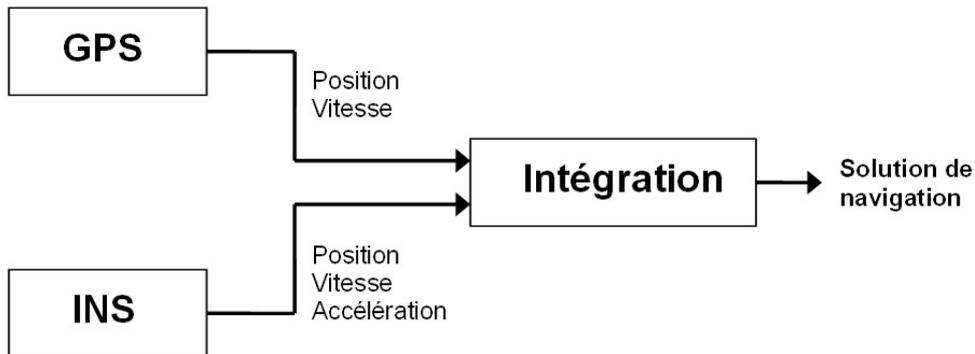


FIGURE A.2 – Intégration GPS/INS non couplée

### A.6.2 Couplage lâche GNSS-IMU

Dans un système faiblement couplé, dit à couplage lâche et schématisé en figure A.3, le récepteur GPS a son propre estimateur qui traite les pseudodistances et parfois les mesures de phase utilisées pour calculer des positions et des vitesses. Celles-ci sont ensuite combinées avec les positions et vitesses de l'INS pour former les erreurs résiduelles qui sont envoyées au filtre de Kalman de navigation [Kais et al., 2005]. Ainsi, les effets des biais, des dérives, et des erreurs de non-alignement sont sensiblement diminués, ce qui est particulièrement approprié aux unités inertielles de précisions basse ou moyenne.

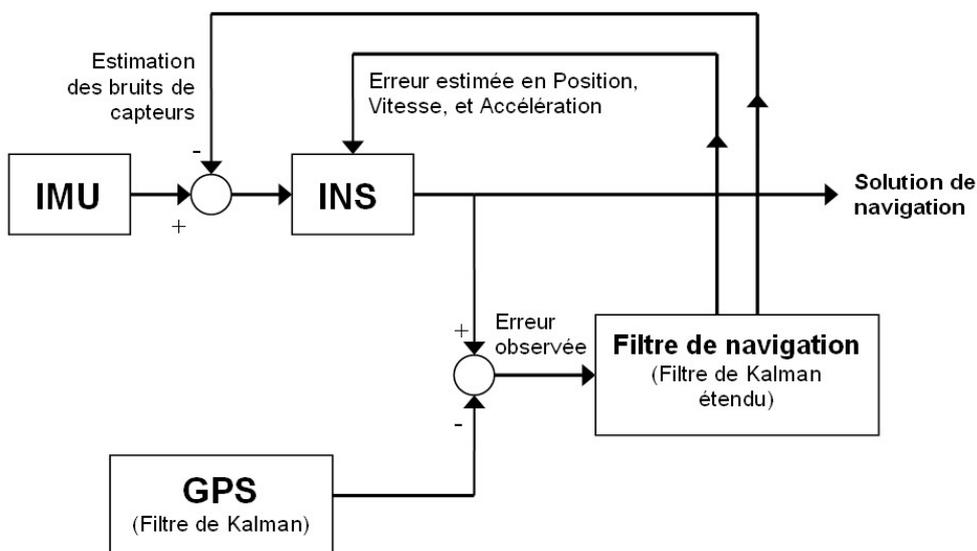


FIGURE A.3 – Intégration GPS/INS par couplage lâche

Un avantage de l'intégration faiblement couplée est la petite dimension des vecteurs d'état (dans les filtres de GPS et de navigation) par rapport au couplage serré. Ceci se traduit par une vitesse de calcul plus élevée et donc une meilleure intégration en temps réel. La précision de l'unité inertielle se trouve sensiblement améliorée par ce couplage, car ses sources d'erreurs et ses bruits stochastiques peuvent être diminués. Le principal désavantage est que le filtre du GPS opère toujours indifféremment du reste du système. Il souffre ainsi des mêmes contraintes qu'un récepteur GPS classique, en particulier en ce qui concerne la détection des défauts.

### A.6.3 Couplage serré GNSS-IMU

Dans ce système, décrit en figure A.4, il n'y a plus de filtre dédié spécifiquement au calcul de la position à partir des pseudodistances GPS. Il ne reste qu'un seul filtre de navigation, qui intègre directement les pseudodistances, éventuellement d'autres mesures GPS et les mesures de l'IMU [Li et al., 2006]. On obtient donc une configuration plus « serrée » qui améliore notamment l'intégrité du système. L'état du filtre de navigation inclut maintenant les erreurs de l'INS (en position, vitesse, attitude) et de l'IMU (dérive gyroscopique, biais des accéléromètres) pour calibrer l'INS, ainsi que de nouveaux états représentant le biais et la dérive d'horloge du récepteur GPS pour corriger les données GPS brutes. Les données comprises dans le vecteur d'état sont donc la source de l'amélioration de l'exactitude des données inertielles et des données GPS. Par rapport à un système à couplage lâche, le système GPS bénéficie cette fois du couplage. Ainsi, lorsque peu de satellites sont disponibles, voire même aucun, on peut prédire le déplacement du récepteur, et donc diminuer les fenêtres de recherche lorsque les signaux GPS sont à nouveau disponibles. Ceci permet de réduire de façon conséquente les temps de réacquisition du signal, améliore le suivi des signaux de faible puissance et permet une détection rapide des multitrajets. La détection des erreurs brusques dans le signal GPS s'en trouve donc améliorée [Sukkarieh et al., 1998].

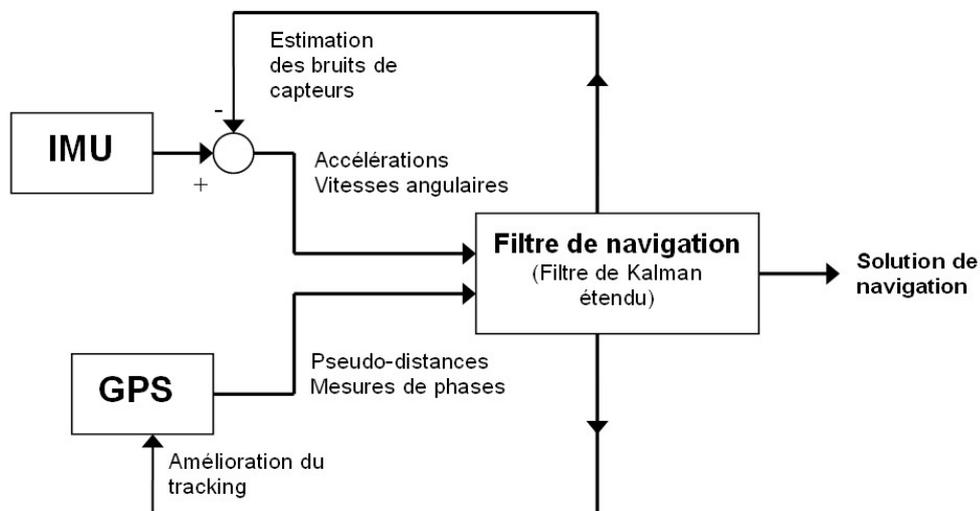


FIGURE A.4 – Intégration GPS/INS par couplage serré

## A.7 GNSS et odométrie

Les systèmes de positionnement par satellites fournissent une exactitude suffisante pour de nombreuses applications. Leur principal point faible est la perte de signal, ou sa grande dégradation en milieu urbain. L'odométrie peut alors être utilisée pour pallier cette perte temporaire. D'un autre point de vue, l'odométrie est d'une bonne exactitude à court terme, mais elle subit une dérive dès que la distance parcourue devient trop importante. La position du véhicule a alors besoin d'être recalée, ce qu'un capteur GPS réalise parfaitement [Ohno et al., 2003].

Le gain d'exactitude par rapport à un système GPS seul réside dans le fait qu'une prédiction de la position est réalisée par l'odométrie entre les mesures GPS. Cette prédiction permet une meilleure estimation de la position du véhicule lorsque le DOP du GPS est élevé, elle est aussi la seule source de localisation en cas d'absence totale de GPS. La principale difficulté de ce couplage est la différence de période d'échantillonnage des deux capteurs, les récepteurs GPS étant souvent cadencés à 1 Hz, et l'odométrie à une fréquence supérieure à 10 Hz. Un recalage est donc effectué par des systèmes de fusion classiques (filtre de Kalman étendu, ou autre), sur une base temporelle, ou en fonction de la distance parcourue. On notera que les schémas de couplage lâche et serré peuvent aussi être mis en place, comme pour les systèmes inertiels.

En environnement automobile, le véhicule se déplace sur une route revêtue, donc sur un terrain peu accidenté, ce qui rend ce couplage intéressant. Malgré cela, il existe peu d'articles basés essentiellement sur les problèmes et les solutions que ce couplage met en évidence [Bonnifait et al., 2001].

L'odométrie optique obtient de bonnes performances en environnement urbain du fait du nombre important de textures, là où le GPS rencontre le plus de problèmes. Deuxièmement, elle permet une estimation du déplacement en 3 dimensions, donc suivant l'axe vertical qui présente une faible observabilité avec un récepteur GPS.

## A.8 Fusion avec des données cartographiques

L'environnement dans lequel se déplace une automobile n'est pas totalement inconnu, loin de là. On peut supposer avec confiance qu'une voiture se déplace sur une route. Comme les routes sont référencées dans des cartes routières et accessibles par l'intermédiaire de bases de données cartographiques, il est intéressant d'utiliser cette information pour améliorer la localisation du véhicule [Quddus, 2006] [Fouque et al., 2008]. Dans un premier temps, on détermine la route sur laquelle le véhicule a la plus grande probabilité de rouler. Ensuite, la position sur cette route devient une observation supplémentaire qu'on peut fusionner avec la position donnée par le GPS, comme montré en figure A.5.

L'association entre une position estimée et une route, connue sous le nom de *map matching*, est une étape délicate. La position supposée de la voiture, son orientation, sa vitesse, le sens de circulation de la route et sa connectivité peuvent fournir des indices précieux quant

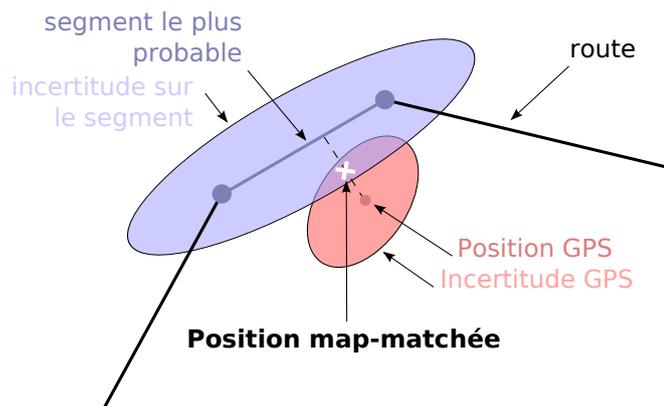


FIGURE A.5 – Fusion d’une position GPS avec des données cartographiques

à la route empruntée. Afin de prendre en compte tous les indices dont on dispose, on peut utiliser différentes approches : déterministe, théorie des fonctions de croyance [Najjar and Bonnifait, 2005], ou bien logique floue [Syed and Cannon, 2004].

Afin d’améliorer le *matching*, on peut soit améliorer la position estimée par les techniques vues dans les sections précédentes ou bien rajouter des données. Bien que peu disponible sur les cartes actuellement vendues, la troisième dimension apporte une information supplémentaire très utile [Syed and Cannon, 2004].

Utiliser la cartographie dans le processus de localisation présente certaines faiblesses. L’exactitude des données cartographique est souvent inconnue : on possède tout au plus une borne maximum pour cette incertitude de l’ordre d’une quinzaine de mètres. Ceci conduit souvent à l’estimation d’un offset entre la position sur la carte et la position réelle de l’infrastructure routière. Les techniques utilisées pour réaliser ces cartographies introduisent parfois des erreurs dans celle-ci : les points de jonction entre les cartes peuvent présenter des géométries erronées et des routes peuvent être oubliées ou ne sont pas mises à jour. Toutes ces informations erronées sont une source de perturbation pour les algorithmes et peuvent conduire à prendre en compte de mauvaises observations.

## A.9 SLAM

Le déplacement et la localisation de robots dans des environnements inconnus ont poussé les chercheurs à développer des algorithmes permettant à la fois de créer une cartographie de l’environnement et de s’y localiser. Ce problème connu sous le nom de SLAM (*Simultaneous Localization And Mapping*) est actuellement l’objet de nombreuses recherches [Thrun, 2002], [Nieto et al., 2003], [Dissanayake et al., 2001]. Les robots se servent premièrement de lidars ou de caméras pour détecter des amers facilement repérables. Ensuite, ils estiment leur position par rapport à ces amers, puis, après un déplacement, ils réévaluent cette position afin d’estimer le mouvement effectué par le robot mais aussi pour améliorer le positionnement de l’amer. Cette technique permet une localisation très précise du robot et de

son environnement, mais elle possède de nombreux inconvénients. Les techniques de SLAM sont gourmandes en temps de calcul du fait du grand nombre d'amers utilisés et un problème récurrent est la représentation de trajets cycliques. Une autre des difficultés connues du SLAM est l'association de données, qui réalise le suivi des amers entre deux échantillons de temps. Si cette étape est mal réalisée, on se retrouve avec un décalage important de la localisation, qu'on peut comparer à un défaut.

Enfin, la problématique du SLAM ne correspond que partiellement à l'automobile, car un a priori existe déjà sur l'environnement du véhicule (les cartes routières), et les distances à cartographier sont d'un ordre de grandeur différent. Cependant, le SLAM peut être complémentaire d'autres capteurs et s'associer à de l'odométrie, du GPS ou du *map-matching* afin d'assurer la continuité du positionnement.

---

## Éléments complémentaires sur la détection et l'identification des défauts

---

### B.1 Condition de non-défectabilité

Les résidus sont la signature de la présence et de l'absence de défauts. Connaissant la relation qui existe entre le vecteur des résidus et le vecteur des défauts, il reste maintenant à déterminer s'il existe des conditions nécessaires et suffisantes permettant de distinguer la présence et l'absence de défauts [Thomas and Lucas, 2004].

On rappelle qu'en l'absence de défaut, les composantes de  $E$  sont nulles. Il est donc nécessaire d'étudier dans quelles conditions  $\varepsilon = S.E = 0$  malgré la présence de défauts. Autrement dit, est-il possible que :  $\exists E tq \varepsilon = S.E = 0$ ? La réponse est oui, si  $E \in Ker(S) \Leftrightarrow S.E = 0$ . Alors, les défauts sont non détectables.

Nous allons maintenant voir en plusieurs étapes quelle condition nécessaire doit remplir  $E$  pour appartenir au noyau de l'application linéaire  $S$ . Pour simplifier la démonstration, tous les vecteurs sont considérés comme des variables réelles et non plus des variables statistiques ; on néglige donc l'effet du bruit  $\nu_Y$  sur les mesures.

Les hypothèses sont :

- La matrice  $H$  est de rang plein donc  $rang(H) = m$  (on a au moins  $m$  mesures,  $m > n$  et l'état est observable) ;
- Soit  $d\check{Y} = H.dX$  le vecteur des mesures parfaites (sans biais) ;
- Soit  $E_p$  un vecteur de  $p$  défauts de dimension  $n$ , comprenant donc  $n - p$  composantes nulles.

La première étape consiste à déterminer le lien entre le vecteur des défauts  $E_p$  et l'erreur d'estimation dans le cas où  $E_p \in Ker(S)$ .

$$\begin{aligned}
 S.E_p &= 0 \\
 (I - HH^+).E_p &= 0 \\
 E_p &= HH^+.E_p \\
 E_p &= H \left( H^+ . d\check{Y} + H^+ . E_p - H^+ . d\check{Y} \right) \\
 E_p &= H \left( d\hat{X} - dX \right)
 \end{aligned} \tag{B.1}$$

Sans perte de généralité, permutons les lignes de  $E_p$ , et les lignes de la matrice  $H$ , tel que :

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_p \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{1 \rightarrow p} \\ H_{p+1 \rightarrow n} \end{bmatrix} \left( d\hat{X} - dX \right) \tag{B.2}$$

Par conséquent :

$$(S.E_p = 0) \Rightarrow \left( 0 = H_{p+1 \rightarrow n} \left( d\hat{X} - dX \right) \right) \tag{B.3}$$

La deuxième étape consiste à établir le lien entre l'égalité  $0 = H_{p+1 \rightarrow n} \left( d\hat{X} - dX \right)$  et le nombre  $p$  de composantes non nulles du vecteur  $E_p$ . Pour cela, on va démontrer par l'absurde que  $\left( 0 = H_{p+1 \rightarrow n} \left( d\hat{X} - dX \right) \right) \Rightarrow (n - p) < m$ . Soit l'erreur d'estimation est orthogonale aux mesures saines implique que le nombre de mesures saines est inférieur à la dimension de l'état

Supposons que  $0 = H_{p+1 \rightarrow n} \left( d\hat{X} - dX \right) \Rightarrow (n - p) \geq m$ . La matrice  $H_{p+1 \rightarrow n}$  est de dimension  $n - p$  lignes par  $m$  colonnes. Comme  $H$  est de rang plein,  $H_{p+1 \rightarrow n}$  aussi, soit  $\text{rang}(H_{p+1 \rightarrow n}) = n - p$ .

On applique le théorème suivant :

Soit  $u$  une application linéaire de  $\mathcal{G}$  dans  $\mathcal{F}$ , alors  $\dim(\text{Ker}(u)) + \text{rang}(u) = \dim(\mathcal{G})$

Dans notre cas, on a  $\dim(X) = m$  et  $\text{rang}(H_{p+1 \rightarrow n}) = n - p$ , donc  $\dim(\text{Ker}(H_{p+1 \rightarrow n})) = m - (n - p)$ .

D'après l'hypothèse de départ on a  $0 \geq m - (n - p)$ . Par conséquent  $\dim(\text{Ker}(H_{p+1 \rightarrow n})) = 0$ , ce qui équivaut à :

$$H_{p+1 \rightarrow n} \left( d\hat{X} - dX \right) = 0 \iff \left( d\hat{X} - dX \right) = 0 \tag{B.4}$$

Si on résume le raisonnement :

$$0 = H_{p+1 \rightarrow n} (d\hat{X} - dX) \Rightarrow (n - p) \geq m \Rightarrow \dim(\text{Ker}(H_{p+1 \rightarrow n})) = 0 \Rightarrow (d\hat{X} - dX) = 0 \Rightarrow E_p = H(d\hat{X} - dX) = 0$$

Or, on a défini que  $E_p$  avait  $p$  composantes non nulles, par conséquent l'hypothèse de départ est fautive, et on a démontré que :

$$(0 = H_{p+1 \rightarrow n} (d\hat{X} - dX)) \Rightarrow (n - p) < m \quad (\text{B.5})$$

On peut résumer cette démonstration en une ligne :

$$S.E_p = 0 \Leftrightarrow E_p = H(d\hat{X} - dX) \Rightarrow (0 = H_{p+1 \rightarrow n} (d\hat{X} - dX)) \Rightarrow (n - p) < m \Rightarrow p > n - m \quad (\text{B.6})$$

**Autrement dit, pour qu'un vecteur de défaut n'ait pas d'impact sur les résidus, il est nécessaire qu'il possède un nombre  $p$ , de composantes non nulles, supérieur au degré de redondance  $n - m$ .**

Reprenons l'exemple du GPS. L'équation (2.11) traduit l'impact que des défauts sur les pseudodistances auraient sur la position estimée et sur le décalage d'horloge. L'équation (2.12) décrit l'impact sur le vecteur des résidus. Le cas de non-déteçtabilité correspond à des défauts sur les pseudodistances qui auraient un impact sur la position estimée, mais qui laisseraient nul le vecteur des résidus. Dans le cas du GPS,  $m = 4$ . On conclut donc qu'il faut avoir au minimum  $n - 3$  pseudodistances en défaut pour qu'ils ne soient éventuellement pas perceptibles dans le vecteur des résidus. Imaginons un environnement urbain où seuls 6 satellites seraient visibles ; il est donc possible que 2 défauts mènent à une position erronée, mais parfaitement cohérente, c'est-à-dire avec des résidus nuls. Ceci étant, si on est certain qu'il n'y a qu'un seul défaut, le vecteur des résidus traduira sa présence.

Il faut tout de même noter que cette condition sur le nombre de défauts est une condition nécessaire et non pas suffisante. Il est tout à fait possible d'obtenir 2 défauts ou plus sur 6 satellites en vue et de pouvoir quand même détecter leur présence. Ceci est renforcé par la présence de bruits, qui ont été occultés ici, et dont les conséquences seront évoquées par la suite. A contrario, lorsque 8 satellites sont visibles, il est nécessaire qu'au moins 5 défauts soient présents et que ces 5 défauts se compensent pour qu'ils ne puissent pas être détectés, ce qui devient peu probable.

Une dernière remarque s'impose sur les erreurs de mode commun, telles que les retards dus à la ionosphère et la troposphère, qui sont généralement incorrectement corrigées par les modèles. Si ces erreurs s'avèrent trop importantes, elles peuvent être considérées comme des défauts, et du fait de leur présence sur tous les signaux et de la configuration spatiale des satellites, il est possible qu'une partie de l'amplitude de ces défauts soit "absorbée" par la matrice  $S$  dans l'équation (2.12), ce qui réduit leur déteçtabilité. Ce phénomène est bien

connu lorsque l'on calcule un point GPS : on peut obtenir des résidus centimétriques et faire une erreur de calcul métrique.

## B.2 Espace de parité

Nous avons étudié l'impact des défauts sur les résidus. On rappelle que ces derniers appartiennent à l'espace des mesures  $\mathcal{Y} \in \mathcal{R}^n$  et expriment la différence entre les mesures réelles et les mesures estimées (issues de l'état estimé). La détection par espace de parité propose une approche totalement différente [Basseville and Nikiforov, 1993], [Gustafsson, 2002]. Elle tente de détecter les défauts, indépendamment de toute estimation de l'état. L'espace de parité  $\mathcal{P}$  se veut donc entièrement orthogonal à l'espace d'état  $\mathcal{X}$ .

On définit  $\mathcal{P}$  de la façon suivante :  $\mathcal{P}$  est le sous-espace vectoriel de  $\mathcal{Y}$  qui est orthogonal à  $\mathcal{X}$ .

On en déduit immédiatement que  $\mathcal{X} \oplus \mathcal{P} = \mathcal{Y}$ , où  $\oplus$  représente la somme directe, et  $\dim(\mathcal{P}) = n - m$ . Par conséquent, tout vecteur de  $\mathcal{Y}$  se décompose de façon unique dans  $\mathcal{P}$  et dans  $\mathcal{X}$ . De plus, toute partie d'un vecteur de mesure qui n'est pas pleinement cohérente avec le modèle d'observation  $H$ , s'exprime donc dans  $\mathcal{P}$ . On observe l'impact des défauts en analysant cette partie de  $dY$ , explicitée dans  $\mathcal{P}$  par l'équation :

$$d\phi = W.dY \tag{B.7}$$

D'un point de vue pratique, la matrice de parité  $W$  (qui permet le passage de  $\mathcal{Y}$  dans  $\mathcal{P}$ ) doit répondre aux propriétés suivantes :

$$\begin{aligned} WH &= 0 \\ WW^T &= I_{n-m} \\ W^T W &= I_m - H(H^T H)^{-1} H^T \end{aligned} \tag{B.8}$$

Analysons rapidement ces propriétés. La première exprime le fait que tout vecteur de  $\mathcal{X}$  passé dans  $\mathcal{Y}$ , puis repassé dans  $\mathcal{P}$  est nul. Ceci est évident et provient de l'orthogonalité des deux espaces. Tout vecteur appartenant à  $Im\{H\}$  est forcément nul dans  $\mathcal{P}$ . La seconde propriété indique que si on passe un vecteur de parité  $\phi$  dans  $\mathcal{Y}$  puis de nouveau dans  $\mathcal{P}$ , il est égal à lui-même. Troisième propriété, on transforme un vecteur  $dY$  dans  $\mathcal{P}$  puis on le retransforme dans  $\mathcal{Y}$ , il doit être égal à lui-même moins toute partie de lui-même appartenant à  $Im\{H\}$ .

Le calcul de la matrice de parité  $W$  peut se faire à partir d'une décomposition en valeur singulière (SVD) de la matrice  $H$ . Elle consiste à décomposer  $H$ , tel que  $H = U\Sigma V$ , où  $U$  et  $V$  sont des matrices orthogonales qui contiennent les vecteurs de base orthonormés respectivement de  $\mathcal{Y}$  et de  $\mathcal{X}$ , et  $\Sigma$  contient les valeurs propres de  $H$ . On notera que  $H^+$



cipes peuvent être utilisés pour l'espace de parité. Le NSSE est égal  $\frac{1}{\sigma^2} \|\phi\|^2$  et peut être utilisé dans un test du  $\chi^2$  avec les mêmes paramètres. Pour l'identification d'un défaut unique, on cherche à déterminer de quelle erreur "élémentaire" le vecteur de parité est le plus "proche". Pour chaque mesure, on calcule la distance angulaire entre le vecteur de parité et la projection dans l'espace de parité d'une faute unitaire sur cette mesure. La plus petite des distances angulaires détermine la mesure affectée. D'un point de vue mathématique, de la même façon, si le nombre de degrés de liberté est supérieur ou égal à 2, alors on identifie la  $i^{\text{ème}}$  mesure comme la mesure fautive si :

$$i = \arg \min_j \left\| \frac{W.dY}{\|W.dY\|} - \frac{W.e_j}{\|W.e_j\|} \right\|^2 \quad (\text{B.12})$$

---

## Intégrité d'une approche statique avec des mesures de variances différentes

---

Dans un souci de clarté et de simplicité, l'ensemble des développements du chapitre 2 a été effectué en supposant que la variance  $\sigma^2$  des bruits était identique sur toutes les mesures  $Y$  et que les erreurs étaient décorrélées, soit  $\nu_Y \sim \mathcal{N}(0_n, Q_Y)$  avec  $Q_Y = \sigma^2 \cdot I_n$ . Cette annexe a pour objectif de présenter les résultats principaux du chapitre 2 dans un cadre plus général. On conserve l'hypothèse de bruits indépendants, donc  $Q_Y$  reste diagonale, mais la puissance des bruits est différente d'une mesure à l'autre, donc  $Q_{Y,(i,i)} \neq Q_{Y,(j,j)}$ . On définit la matrice de pondération  $W$  comme suit :

$$W = Q_Y^{-1} \tag{C.1}$$

### C.1 Impact sur les systèmes linéaires

Le modèle d'observation des mesures en l'absence de défauts reste identique dans ses formes linéaires et non-linéaires :

$$Y = h(X) + \nu_Y \tag{C.2}$$

$$dY = H.dX + \nu \tag{C.3}$$

Par contre, l'estimation de l'écart à l'état  $d\hat{X}$  par les moindres carrés a pour objectif de minimiser la fonction :

$$\|WdY - WH.d\hat{X}\| \tag{C.4}$$

On obtient alors le développement suivant :

$$\begin{aligned}
 WdY &= WH.dX \\
 H^T WdY &= H^T WH.dX \\
 (H^T WH)^{-1} H^T WdY &= (H^T WH)^{-1} (H^T WH) .dX
 \end{aligned} \tag{C.5}$$

qui mène à l'estimation à variance minimale :

$$d\hat{X}_W = (H^T WH)^{-1} H^T W.dY \hat{=} H_W^+ .dY \tag{C.6}$$

où on notera  $H_W^+$  la pseudo-inverse pondérée de la matrice  $H$ , et on a toujours  $H_W^+ H = I$ .

Les résidus, définis en équation (2.8), ont une valeur différente dans le cas pondéré, car ils sont calculés à partir de  $d\hat{X}_W$ . Soit  $\varepsilon_W$  les résidus pondérés, ils sont égaux à :

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_W &= dY - H.d\hat{X} \\
 &= dY - HH_W^+ dY \\
 &= (I - HH_W^+) dY \\
 &\hat{=} S_W .dY
 \end{aligned} \tag{C.7}$$

La matrice  $S$  dans le cas des bruits uniformes est remplacée par  $S_W$ . On vérifie ici que  $S_W$  est toujours une matrice idempotente :

$$\begin{aligned}
 S_W .S_W &= (I - HH_W^+) .(I - HH_W^+) \\
 &= I - HH_W^+ - HH_W^+ + HH_W^+ HH_W^+ \\
 &= I - HH_W^+ - HH_W^+ + H (H^T WH)^{-1} H^T WHH_W^+ \\
 &= I - HH_W^+ - HH_W^+ + HH_W^+ \\
 &= I - HH_W^+
 \end{aligned} \tag{C.8}$$

On remarquera qu'à la différence de la matrice  $S$ ,  $S_W$  n'est pas symétrique de par sa construction. En présence de défauts, le vecteur des mesures est défini par l'équation (2.6), rappelée ici :

$$dY = H.dX + E + \nu_Y \tag{C.9}$$

ce qui mène à la formule suivante pour les résidus pondérés :

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_W &= S_W dY \\
 &= S_W (H.dX + E + \nu_Y) \\
 &= S_W (E + \nu_Y)
 \end{aligned} \tag{C.10}$$

Le vecteur de résidus pondérés  $\varepsilon_W$  suit alors une loi gaussienne :  $\varepsilon_W \sim \mathcal{N}(\mu_{\varepsilon_W}, Q_{\varepsilon_W})$ , avec  $\mu_{\varepsilon_W} = S_W .\mu_{dY}$  et  $Q_{\varepsilon_W} = S_W .Q_Y S_W^T$ .

L'absence de défauts sur les mesures mène toujours à une moyenne statistique des rési-

dus nulle.

## C.2 Détection, identification et exclusion des défauts

La détection de défauts s'effectue toujours en vérifiant, à l'aide d'un test du  $\chi^2$ , que la moyenne statistique du vecteur des résidus est nulle. Le test du  $\chi^2$  étant basé sur des variables aléatoires indépendantes de variables unitaires dont on prend la somme au carré des réalisations (NSSE), il est nécessaire de normaliser la norme du vecteur des résidus. Ceci s'effectue grâce à la matrice de pondération  $W$ , selon l'équation :

$$NSSE_W = \varepsilon_W^T W \varepsilon_W \quad (C.11)$$

Le seuil de détection à partir de la loi du  $\chi^2$  est calculé comme dans l'équation (2.28), avec le même degré de liberté et la même probabilité de fausse alarme.

Pour l'identification d'un défaut, il est nécessaire de prendre en compte le fait que le niveau de bruit est différent sur chacune des mesures. La formule utilisée pour le "w-test" est alors :

$$\begin{aligned} w_j &= \frac{|\varepsilon_j|}{\sigma_j \cdot \sqrt{S_{(j,j)}}} \\ &= |\varepsilon_j| \cdot \sqrt{\frac{W_{(j,j)}}{S_{(j,j)}}} \end{aligned} \quad (C.12)$$

Les méthodes d'exclusion ne changent pas de celles exposées en section 2.4.3.

## C.3 Métriques d'intégrité

### C.3.1 Intégrité interne

L'intégrité interne cherche à déterminer l'amplitude minimum d'un défaut qu'on peut détecter, soit le MDB (*Minimum Detectable Bias*). On établit donc le lien entre les résidus pondérés, le paramètre de non-centralité  $\delta$  et l'amplitude du biais  $b$ , dans le cas où un seul défaut est présent, sur la  $i^{\text{ème}}$  mesure.  $\delta$  est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \delta &= \sum_j \frac{\mu_{\varepsilon_W, j}^2}{\sigma_{\varepsilon_W, j}^2} \\ &= \sum_j \frac{(S_W \cdot b \cdot e_i)_j^2}{W_{(j,j)}} \\ &= (S_W \cdot b \cdot e_i)^T W (S_W \cdot b \cdot e_i) \\ &= b^2 e_i^T \cdot (S_W^T \cdot W \cdot S_W) \cdot e_i \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= b^2 e_i^T \cdot ((I - H.H_W^+)^T \cdot W \cdot (I - H.H_W^+)) \cdot e_i \\
&= b^2 e_i^T \cdot ((I - H_W^{+T} H^T) \cdot W \cdot (I - H.H_W^+)) \cdot e_i \\
&= b^2 e_i^T \cdot ((W - H_W^{+T} H^T \cdot W) (I - H.H_W^+)) \cdot e_i \\
&= b^2 e_i^T \cdot (W - H_W^{+T} H^T \cdot W - W H.H_W^+ + H_W^{+T} H^T \cdot W H.H_W^+) \cdot e_i \\
&= b^2 e_i^T \cdot (W - H_W^{+T} H^T \cdot W - W H.H_W^+ + H_W^{+T} H^T \cdot W H \cdot (H^T W H)^{-1} H^T W) \cdot e_i \\
&= b^2 e_i^T \cdot (W - H_W^{+T} H^T \cdot W - W.H.H_W^+ + H_W^{+T} H^T \cdot W) \cdot e_i \\
&= b^2 e_i^T \cdot (W - W.H.H_W^+) \cdot e_i \\
&= b^2 e_i^T \cdot W \cdot S_W \cdot e_i \\
&= b^2 W_{(i,i)} \cdot e_i^T \cdot S_W \cdot e_i \\
&= b^2 W_{(i,i)} S_{W,(i,i)}
\end{aligned} \tag{C.13}$$

On obtient donc pour le MDB :

$$MDB = b = \frac{\sqrt{\delta}}{\sqrt{S_{W,(i,i)} \cdot W_{(i,i)}}} = \frac{\sigma_i \cdot \sqrt{\delta}}{\sqrt{S_{W,(i,i)}}} \tag{C.14}$$

### C.3.2 Intégrité externe

L'intégrité externe s'intéresse quant à elle à l'impact des défauts dans l'espace d'état. L'erreur d'estimation due au défaut et au bruit dans le cas non-pondéré est définie en équation (2.38), ce qui est similaire au cas pondéré :

$$d\hat{X} - dX = H_W^+ (E + \nu_Y) \tag{C.15}$$

L'expression des résidus, en équation (C.10) est aussi similaire au cas non pondéré en équation (2.12). En conséquence, l'impact du bruit  $\nu_Y$  sur l'erreur d'estimation et sur les résidus peut faire l'objet des mêmes hypothèses que celles définies en section 2.5.3. Les 4 mêmes cas en découlent. On ne présentera ici que le cas 1, car les autres en découlent simplement.

L'impact du bruit  $\nu_Y$  sur l'erreur de position étant négligé, cette dernière s'exprime directement sous la forme :

$$\|dX - d\hat{X}\| = |b| \cdot \|H_{W(:,i)}^+\| \tag{C.16}$$

Comme on néglige aussi l'impact du bruit  $\nu_Y$  sur les résidus, l'équation (C.10) est simplifiée par  $\varepsilon_W = S_W \cdot b \cdot e_i$  et on peut directement relier l'amplitude  $b$  du biais au NSSE, à l'aide de la démonstration utilisée pour le calcul du MDB :

$$\begin{aligned}
NSSE_W &= \varepsilon_W^T W \varepsilon_W \\
&= (S_W \cdot b \cdot e_i)^T W (S_W \cdot b \cdot e_i) \\
&= b^2 W_{(i,i)} S_{W,(i,i)}
\end{aligned} \tag{C.17}$$

$$\begin{aligned}
|b| &= \sqrt{NSSE_W / (W_{(i,i)} \cdot S_{W(i,i)})} \\
&= \sigma_i \sqrt{NSSE_W / S_{W(i,i)}}
\end{aligned} \tag{C.18}$$

qu'on peut reporter dans l'erreur exprimée par l'équation (C.16) :

$$\|dX - d\hat{X}\| = \|H_{W(:,i)}^+\| \sigma_i \sqrt{NSSE_w / S_{W(i,i)}} \tag{C.19}$$

Si on ne présuppose pas de la mesure en défaut et qu'on se place dans le cas du GPS, où la matrice  $H$  est de rang plein et  $m = 4$ , borner l'impact maximum d'une erreur dont le  $NSSE_W$  est connu revient à :

$$\|dX - d\hat{X}\| < \max_i \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^4 (H_{W(j,i)}^+)^2 \cdot \sigma_i^2 \cdot NSSE_W}{S_{W(i,i)}}} \tag{C.20}$$



---

## Application des méthodes d'estimation des multitrajets et comparaison des résultats

---

Cette annexe présente l'application des deux méthodes d'observation des multitrajets, décrites en section 3.5.2. Pour rappel, elles se basent toutes les deux sur le modèle de pseudodistance de l'équation (3.1), lui-même issu de l'équation (2.3), et les formules primordiales pour la compréhension des graphiques sont rappelées dans l'annexe. Les deux méthodes sont appliquées sur des enregistrements issus du cas d'usage 3 "Agglomération urbaine moderne" présenté en section 3.2. Les mesures proviennent d'un récepteur LEA4T, décrit en section 3.5.1.

### D.1 Méthode autonome

Pour la méthode autonome, la première étape consiste en une estimation grossière du décalage d'horloge du récepteur, d'après l'équation (3.3). À partir de celle-ci, la seconde étape réalise une estimation imparfaite de l'erreur de multitrajet pour chaque satellite, grâce à l'équation (3.5). Ces estimations sont donc fonction du multitrajet qu'on cherche à observer, mais aussi de tous les autres multitrajets, comme le montre l'équation (3.6), rappelée ici :

$$\Delta \hat{m}_i^v = \Delta m_i^v + \epsilon_i^v - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\Delta m_j^v + \epsilon_j^v) \quad (\text{D.1})$$

La figure D.1 présente l'erreur de pseudodistance, exprimée en mètres, pour les satellites 20, 17, 31 et 19, représentatifs de la constellation observée pendant les essais (représentée sur la figure 3.14). Le récepteur GPS embarqué dans le véhicule était configuré à 1 Hz. Les erreurs de pseudodistance affichées sont calculées selon la formule "valeur vraie" ( $dist_i^v + c \cdot \hat{dt}^v$ ) moins "valeur mesurée" ( $\rho_i^v$ ), on a donc une erreur égale à  $-\Delta \hat{m}_i^v$ . Ceci explique pourquoi

les multitrajets (pour lesquels la valeur mesurée est supérieure à la valeur vraie) induisent des erreurs négatives. Si le *tracking* d'un signal est perdu, l'erreur correspondante est placée à 0. C'est pourquoi des sauts brusques à 0 peuvent être observés. Une inspection visuelle des différents satellites en figure D.1 indique que des multitrajets impactent fortement les pseudodistances des satellites 31 et 19, alors que des conclusions franches ne peuvent encore être tirées pour les satellites 20 et 17.

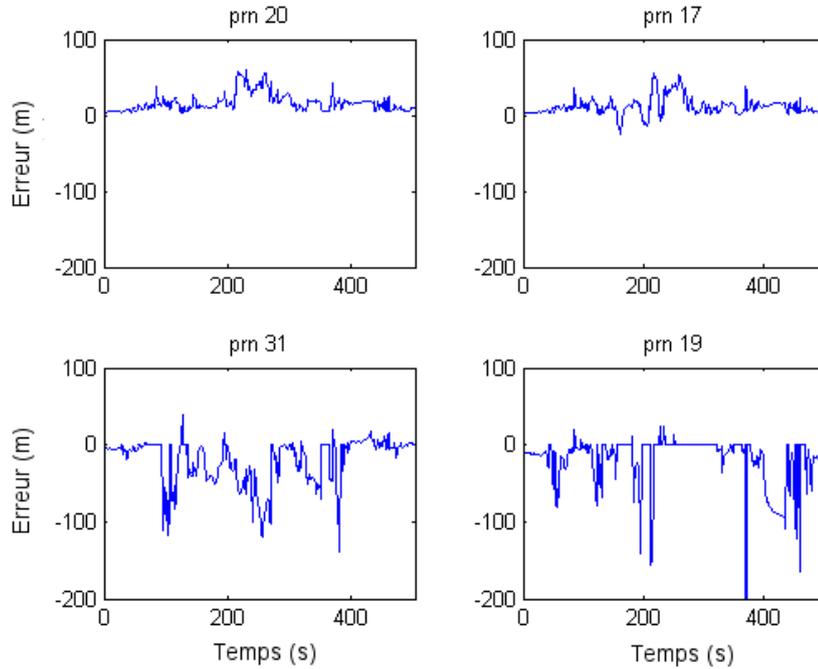


FIGURE D.1 – Erreur de pseudodistance en mètres calculée avec la méthode autonome - 1ère itération de l'étape 2

Effectuons maintenant la seconde itération de l'étape 2. Un nouveau décalage d'horloge est estimé sans les satellites 31, 19, 32, 28, sur lesquels on a identifié des multitrajets (les figures correspondantes aux satellites 32 et 28 ne sont pas montrées ici). Les erreurs sont donc recalculées à l'aide de l'équation (3.7), rappelée ici :

$$\Delta \hat{m}_i^v = \rho_i^v - dist_i^v - \frac{1}{N^{mf}} \sum_{j=1}^{N^{mf}} (\rho_j^v - dist_j^v) \quad (D.2)$$

où l'on n'utilise pas, dans la somme, les satellites dont on est sûr qu'il sont soumis à des multitrajets, ce qui donne  $N^{mf}$  égal à 6 dans notre cas. Ces estimations sont affichées en figure D.2. On observe que des erreurs sont toujours visibles sur les satellites 20 et 17. D'après l'équation (D.1), un multitrajet sur un satellite  $j$  a pour effet de diminuer l'estimation  $\Delta \hat{m}_i^v$  sur le satellite  $i$ , par l'intermédiaire du décalage d'horloge. Par conséquent, on peut différencier les origines des erreurs observées sur les satellites 20 et 17. Les erreurs négatives sur le satellite 17, dont l'amplitude est supérieure à 10 m, sont dus à un multitrajet sur ce satellite, alors que l'erreur positive du satellite 20 est principalement due aux multitrajets sur les autres satellites.

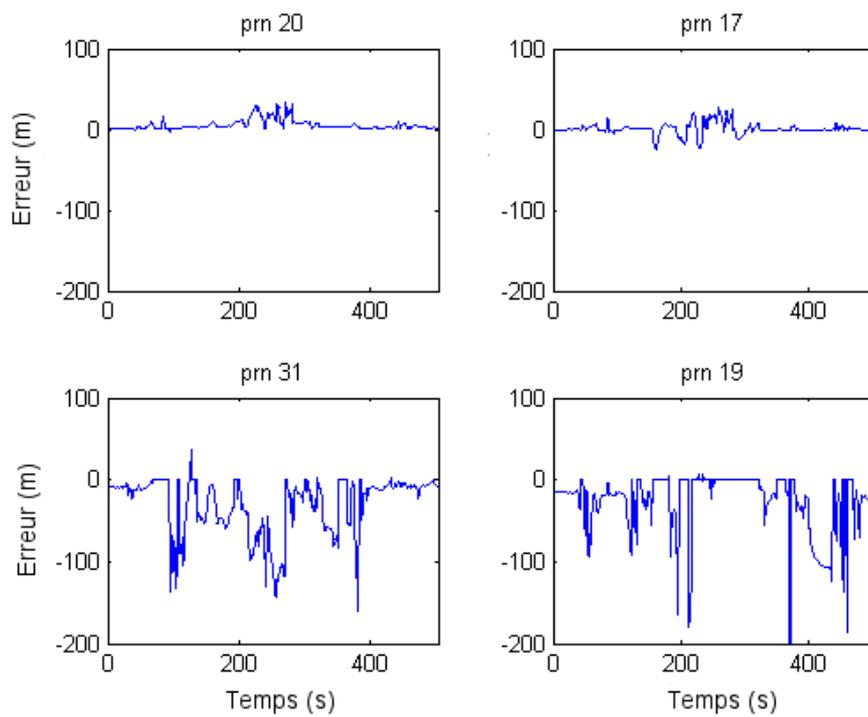


Figure D.2: Erreur de pseudodistance en mètres calculée avec la méthode autonome - 2ème itération de l'étape 2

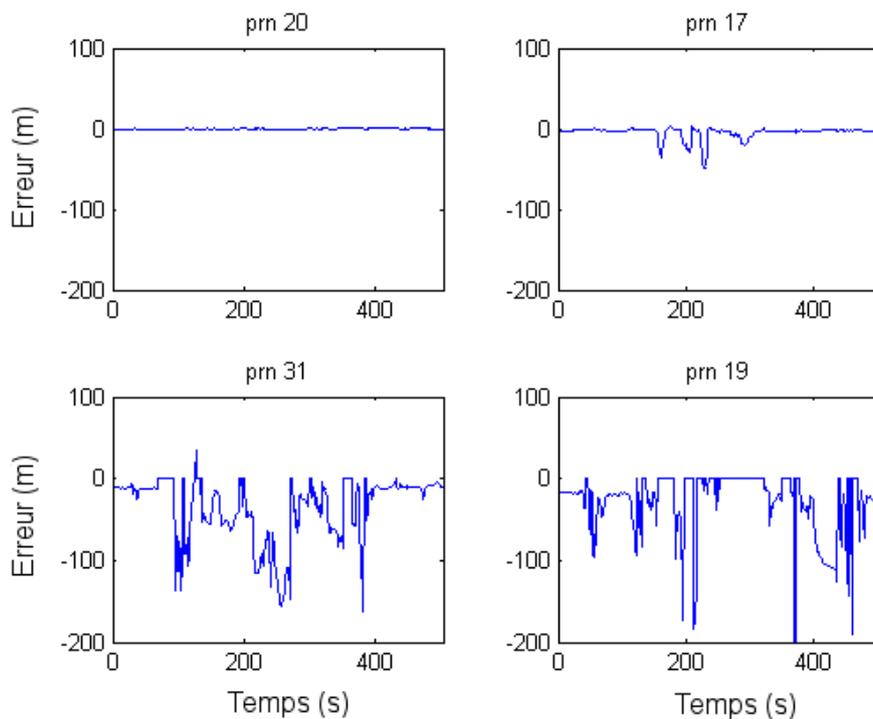


Figure D.3: Erreur de pseudodistance en mètres calculée avec la méthode autonome - 3ème itération de l'étape 2

Au final, une troisième itération est réalisée en ne tenant compte que des satellites 20 et 11 dans l'équation (D.2), soit  $N^{mf} = 2$ , ce qui est affiché en figure D.3. On vérifie, par une inspection visuelle, qu'il n'y a pas de saut sur le satellite 20, ce qui n'est pas le cas pour les autres satellites observés. Il est donc possible de confirmer l'hypothèse que ce satellite n'est pas impacté par les multitrajets. Le même raisonnement peut s'appliquer au satellite 11.

## D.2 Méthode des doubles différences

Concernant la méthode basée sur les doubles différences, la figure D.4 montre les erreurs de pseudodistances des satellites 1 et 11, le satellite 20 étant choisi comme satellite pivot. L'inspection visuelle des graphiques permet de déduire que les satellites 20 et 11 ne sont pas impactés par des multitrajets pendant plus de 95% du temps de l'essai, car les erreurs restent faibles et sont similaires à du bruit. En observant simultanément les deux graphiques, il est possible d'identifier qu'un défaut apparaît pour le satellite 20 au temps  $t = 430s$ . En effet les deux graphiques présentent une erreur de même amplitude et de même forme à ce moment là, ce qui laisse supposer qu'elle provient du satellite pivot. L'erreur autour du temps  $t = 340s$  pour le satellite 11 n'apparaît pas sur le graphique du satellite 1. On conclut donc que cette erreur est bien due au seul satellite 11. Les satellites 11 et 20 peuvent être choisis indifféremment comme satellite pivot, pourvu que les erreurs identifiées précédemment soient prises en compte lors de l'interprétation des résultats.

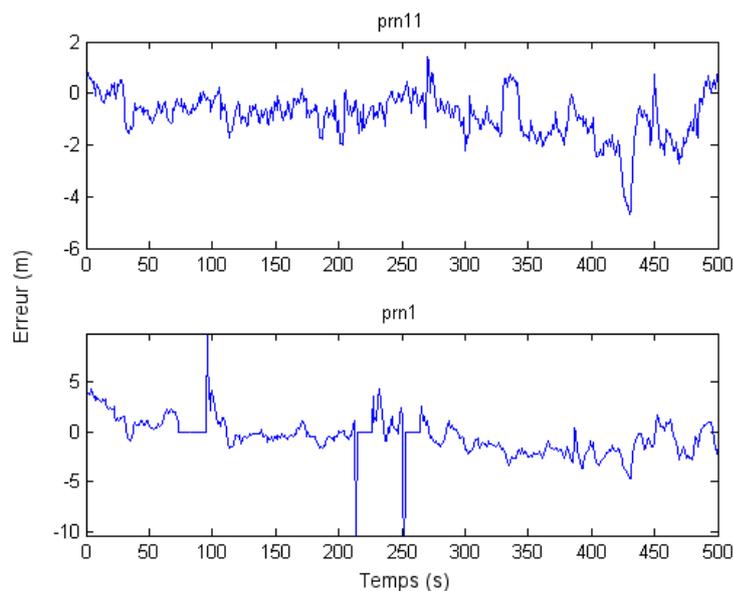


Figure D.4: Erreur de pseudodistance en mètres calculée avec la méthode des doubles différences et le satellite 20 comme pivot

### D.3 Comparaison des résultats entre les deux méthodes

La comparaison est effectuée pour le satellite 17, dont on a prouvé qu'il était affecté par plusieurs multitrajets. La figure D.5 représente la différence des erreurs calculées par les deux méthodes sur ce satellite. La méthode autonome est utilisée avec les satellites 1, 11 et 20 pour estimer le décalage d'horloge, et la méthode des doubles différences considère le satellite 20 comme pivot.

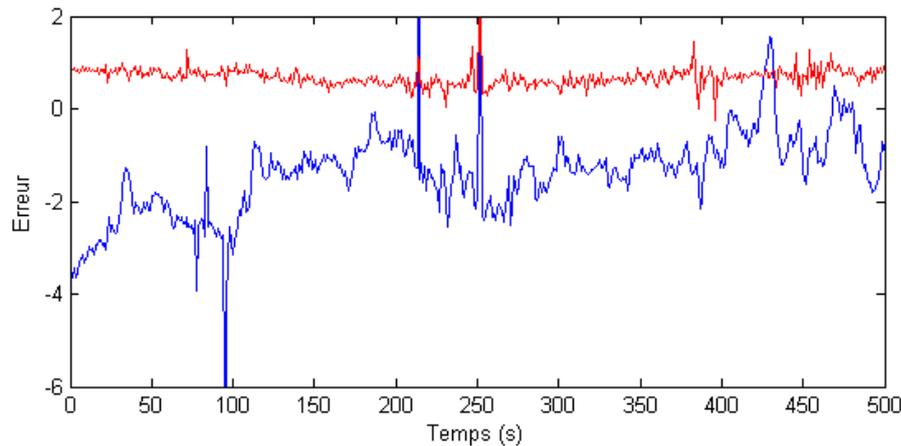


Figure D.5: Différences entre les erreurs estimées par les deux méthodes, pour les mesures de Doppler, en mètres par seconde multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), sur le satellite 17 avec un récepteur cadencé à 10 Hz

La première observation concerne l'existence d'un biais pour la différence des erreurs de pseudodistance, car celle-ci n'est pas centrée en 0. Cette observation, complétée par l'analyse des erreurs obtenues avec chacune des méthodes soulignent la faiblesse de la troisième hypothèse utilisée dans la méthode autonome (hypothèse de correction des effets atmosphériques par les modèles de correction GPS). L'imprécision de ces modèles de correction impacte l'estimation du décalage d'horloge du récepteur et par conséquent l'estimation des multitrajets. La deuxième observation est la présence d'un saut au temps  $t = 430s$  qui provient du multitrajet sur le satellite 20 utilisé comme pivot et la présence de sauts brusques sur une époque aux environs des temps  $t = 95s$ ,  $t = 215s$  et  $t = 250s$  qui sont dus à l'utilisation du satellite 1 dans la première méthode.

On peut conclure qu'il existe trois différences majeures entre les deux méthodes. Premièrement, la méthode autonome engendre un biais dans la mesure absolue de l'erreur de pseudodistance, mais cela a un effet modéré sur la détection des multitrajets, car elle est basée sur l'observation de changements brusques dans l'erreur. Deuxièmement, la méthode basée sur les doubles différences nécessite seulement un seul satellite sans défaut, ce qui la rend plus facilement applicable dans les zones urbaines denses. Troisièmement, d'un point de vue expérimental, la méthode des doubles différences requiert une station de référence à proximité, qui n'est pas toujours disponible.

La méthode par double différence sera donc privilégiée lorsqu'une base fixe est dispo-

nible à proximité.

---

## Relation entre les erreurs et le rapport signal sur bruit

---

Le SNR est parfois utilisé pour identifier la présence des multitrajets [Lau and Cross, 2005], [Comp and Axelrad, 1998], car la baisse du SNR témoigne souvent de la présence d'un multitrajet. Cette corrélation a été confirmée la plupart du temps grâce aux résultats expérimentaux obtenus lors de la caractérisation des erreurs de mesures GPS brutes en section 3.5. Par exemple, la figure E.1 montre les erreurs de pseudodistance et de Doppler pour le satellite 23 sur le graphique du haut, et le SNR sur le graphique du bas. Le récepteur a été configuré à 10 Hz et les estimations sont réalisées via la méthode autonome (section 3.5.2.a). La corrélation est visible, car chaque augmentation de l'erreur est accompagnée d'une diminution du SNR.

Cependant, une telle corrélation n'est pas toujours observable. La figure E.2 montre le même type de courbe que précédemment pour le satellite 17. Au temps  $t = 170s$ , une diminution de 10 dB peut être observée sans qu'aucune erreur significative ne puisse être détectée. Entre les temps  $t = 188s$  et  $t = 197s$ , une erreur est présente sur les pseudodistances, mais le SNR n'est diminué que de 3 dB par rapport aux valeurs standard.

Ces exemples montrent qu'il existe un lien entre le SNR et les erreurs dues aux multitrajets, mais qu'il n'est pas déterministe. On peut donc considérer qu'il est difficile d'identifier à tous les coups les multitrajets en utilisant seulement les informations de SNR. Détecter des mesures de pseudodistance aberrantes sur la seule base d'un seuil fixe de SNR semble délicat et pourrait amener à des erreurs de localisation et à une baisse de disponibilité de celle-ci.

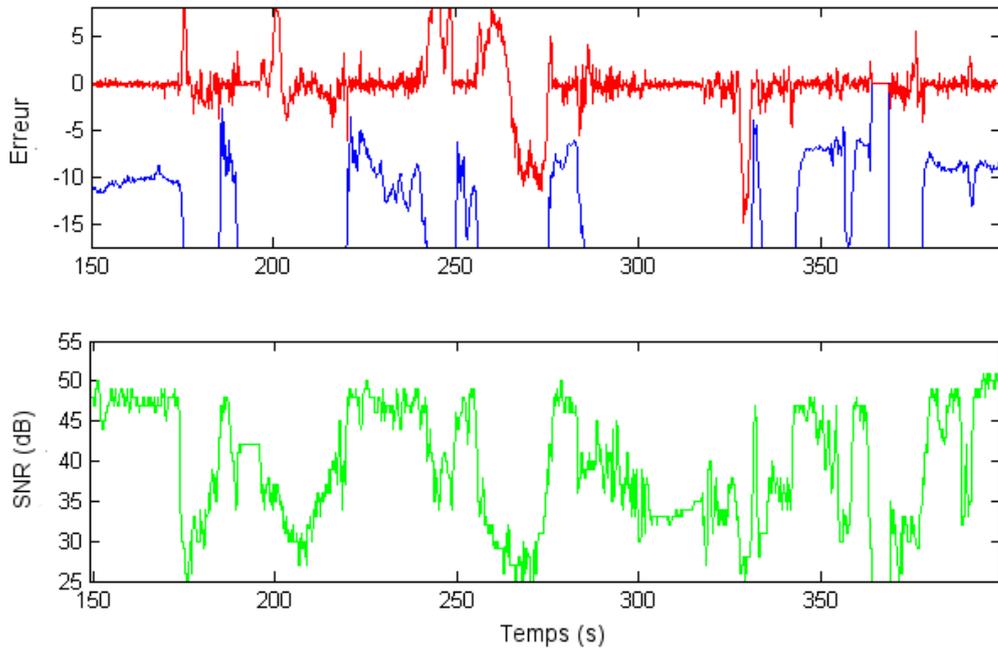


Figure E.1: Corrélation sur le satellite 23 entre, d'une part les erreurs de Doppler, en mètres par secondes multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), et d'autre part le SNR en dBm (ligne verte) d'autre part

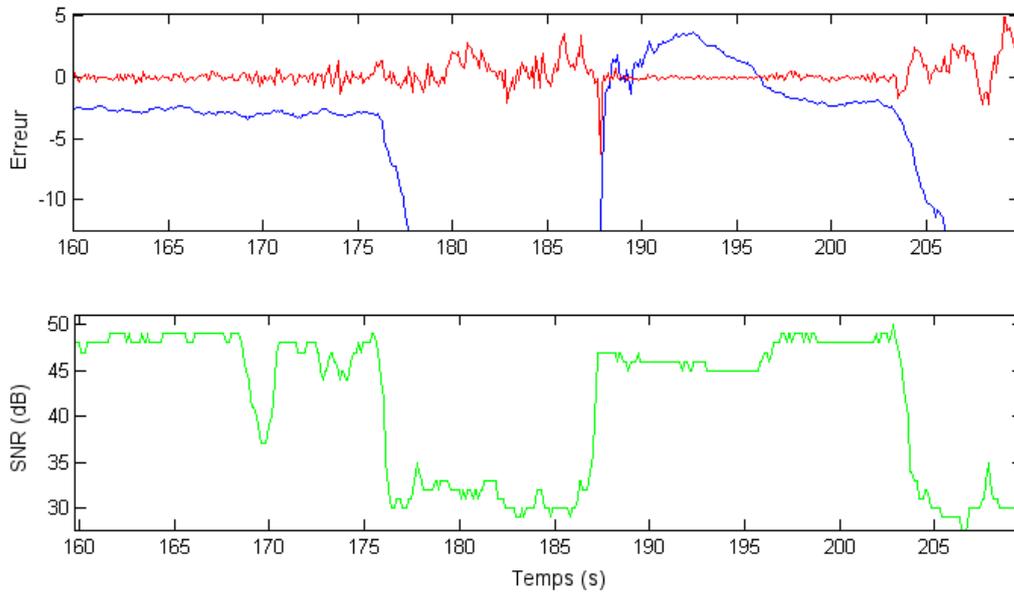


Figure E.2: Exemple d'absence de corrélation sur le satellite 17 entre, d'une part les erreurs de Doppler, en mètres par seconde multipliées par un facteur 10 (ligne rouge), et de pseudodistance, en mètres (ligne bleue), et d'autre part le SNR en dBm (ligne verte) d'autre part

---

## Simulation hybride

---

Cette annexe présente une méthode d'évaluation préliminaire, qui a été mise en place de façon à rapidement estimer les performances des algorithmes, tout en obtenant des résultats pertinents au vu de la diversité des cas d'études. Elle commence par une présentation des modes de test standards des algorithmes FDE, avant de proposer un test par "simulation hybride". L'ensemble des paramètres de la simulation est ensuite exposé.

### F.1 Principe

Une étude des performances des algorithmes de FDE inclut de nombreux paramètres qui ont un impact majeur sur les résultats. À partir de l'équation (2.3), on peut potentiellement identifier six sources d'erreur et donc autant de défauts. La géométrie de la configuration satellitaire influe sur la redondance et doit donc aussi être prise en compte. Enfin, la trajectoire du véhicule et sa dynamique ont un impact sur la matrice de variance-covariance de l'état et sur l'erreur d'estimation dans le filtre de Kalman. Aux vues des éléments identifiés, on peut réaliser une telle analyse selon deux méthodes : soit une simulation pure, soit des tests sur données réelles. Cependant, ces deux méthodes présentent des inconvénients majeurs qui sont exposés ci-dessous.

Pour la première solution, le nombre de paramètres impliqués dans la simulation mène à une grande complexité. Le choix des modèles et des différentes valeurs de paramètre est complexe. Par exemple, obtenir une dynamique réaliste pour un véhicule automobile, l'associer à une modélisation d'une trajectoire urbaine, puis en déduire des mesures issues de capteurs proprioceptifs nécessite plusieurs semaines de développement. Au final, la pertinence du choix des modèles et des paramètres pose toujours la question de la validité des résultats. Leur interprétation est aussi rendue plus difficile par la complexité de la simulation et la diversité des paramètres. Pour ces deux raisons, des tests par simulation pure

semblent difficiles à mener et à exploiter.

Pour la deuxième solution, i.e. les tests sur données réelles, plusieurs raisons rendent cette tâche ardue. L'évaluation des performances de FDE nécessite la détection des fautes réellement rencontrées et l'estimation de leur amplitude avec une exactitude suffisante grâce des équipements de mesure de la vérité terrain. Ceci peut être aisément réalisé dans le cas d'un récepteur fixe, mais les difficultés sont toutes autres pour un récepteur en mouvement. De plus, l'occurrence des défauts est hautement contrainte par le contexte environnemental et il n'est pas possible de le contrôler pour obtenir des défauts prédéterminés. Ainsi, une campagne de test ne semble pas pouvoir être exhaustive par rapport la diversité des défauts. Obtenir une diversité conséquente sur les configurations satellitaires nécessiterait aussi de nombreuses heures d'acquisition. Des tests sur données réelles ne semblent donc pas fournir les performances suffisantes.

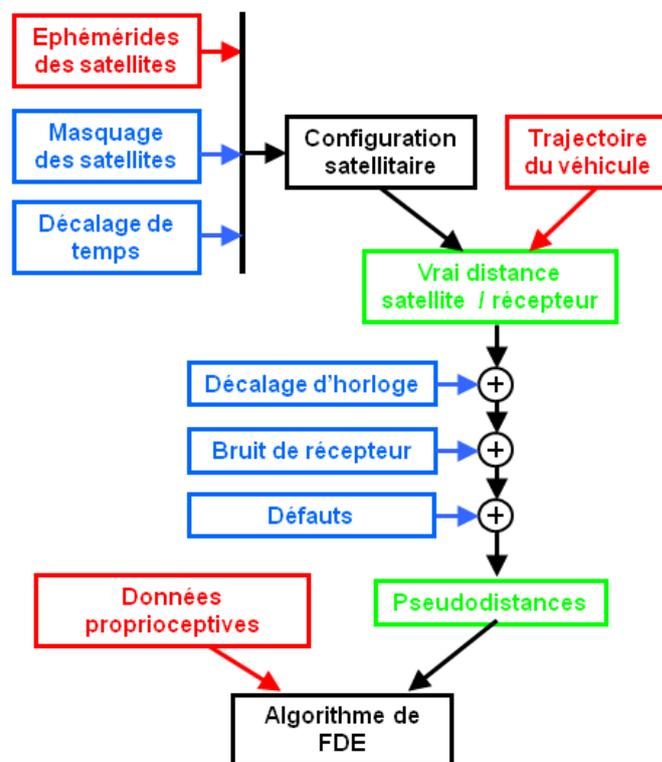


FIGURE F.1 – Schéma de la simulation hybride

Par conséquent, il est proposé d'utiliser des données réelles augmentées par des données simulées dans le but d'obtenir un test à la fois réaliste, flexible et rapide à mettre en place. L'idée, schématisée en figure F.1, est d'utiliser les données réelles (en rouge) lorsque celles-ci sont complexes à modéliser par rapport au faible impact de leur diversité. Les données qui ont un fort impact sur les résultats et ont de grandes amplitudes de variation sont quant à elles simulées (données en bleu). Ainsi, la trajectoire du véhicule provient d'enregistrements réels réalisés dans un parcours urbain dans le but d'éviter la simulation de la dynamique du véhicule et d'une trajectoire urbaine. Les données des capteurs proprioceptifs proviennent de la même séance d'acquisition. À l'opposé, toute la partie qui concerne le signal GPS est majoritairement simulée, à l'exception de la position des satellites qui est extraite d'éphé-

mérides GPS réelles. Le masquage des satellites, un offset de temps sur les éphémérides, les décalages d'horloge, les bruits et les défauts sont donc des paramètres de la simulation, car ils présentent une grande diversité et/ou un fort impact sur les performances. Le choix des paramètres de la simulation et l'obtention des données réelles sont exposés dans la section suivante.

## F.2 Paramètres de la simulation

Cette section présente le choix de ces paramètres et l'obtention des données. Elle se divise en quatre parties : la trajectoire du véhicule, les données réelles et le modèle véhicule ; la simulation du récepteur GPS ; la simulation du segment spatial et de la propagation du signal ; les paramètres du FDE et la simulation globale.

### F.2.1 Trajectoire urbaine, capteurs proprioceptifs et modèle véhicule

La trajectoire choisie est issue d'un essai réalisé en avril 2007 par Clément Fouque et Gérard Dherbomez avec un véhicule d'essai de l'Université de Technologie de Compiègne. Ce véhicule, dont la photographie est en figure F.3, est équipé, entre autres, d'un récepteur GPS de marque Septentrio, de capteurs odométriques de série sur les 4 roues, et d'un gyromètre de lacet KVH. La trajectoire effectuée, présentée en figure F.2, inclut des dynamiques urbaines variées : lignes droites, ronds-points, virage à 90°, et des courbes lentes. Lors de cet enregistrement, les données des capteurs proprioceptifs ont été enregistrées et la trajectoire a été mesurée avec un couplage en Post-Processed Kinematic (PPK) à partir d'une base du "Réseau GPS Permanent" (RGP).



FIGURE F.2 – Photo satellite de la trajectoire utilisée dans la simulation hybride

À partir de ces données, il a été décidé de réaliser un couplage serré simple entre les pseudodistances et trois données proprioceptives : la vitesse de roue arrière gauche  $v_{rl}$ , la vitesse de roue arrière droite  $v_{rr}$  et la vitesse de lacet  $\omega_g$ . Le vecteur d'état utilisé dans le filtre est égal à :

$$X = \left[ x \quad y \quad z \quad c.dt \quad v \quad \omega \quad \theta \right]^T \quad (\text{F.1})$$

où  $v$  est la vitesse,  $\omega$  la vitesse de lacet et  $\theta$  le cap. Pour faciliter la simulation, les données



FIGURE F.3 – Véhicule d’essai STRADA

proprioceptives ont été ré-échantillonnées à la même fréquence que les pseudodistances, soit une fréquence de 10 Hz. Les données proprioceptives sont considérées comme des observations de l’état et introduites lors d’une étape d’estimation, simultanée à celle des pseudodistances. La fonction d’observation est la suivante :

$$\begin{cases} v_{rl} = v - a_r \cdot \omega / 2 \\ v_{rr} = v + a_r \cdot \omega / 2 \\ \omega_g = \omega \end{cases} \quad (\text{F.2})$$

où  $a_r$  est la largeur de l’essieu arrière. Le modèle d’évolution consiste en une évolution en 2D du véhicule avec une vitesse et une vitesse de lacet constantes.

## F.2.2 Modélisation du récepteur GPS

Le décalage d’horloge du récepteur et le bruit du récepteur sont très dépendants du matériel utilisé et un modèle générique ne peut pas être utilisé. Dans le but de simuler ces bruits, le récepteur de référence choisi est le modèle LEA-4T de U-blox.

Le modèle de bruit présente un intérêt tout particulier, car il est à la base du test d’hypothèse qui suppose un bruit gaussien. Un enregistrement des données brutes a donc été réalisé pendant deux heures dans des conditions statiques et avec une pleine vue satellitaire pour identifier le bruit du récepteur et en même temps la dérive d’horloge. Avec l’aide d’un récepteur fixe appartenant au RGP, la position du récepteur a été estimée en PPK et des simples différences ont été utilisées pour retirer les délais ionosphériques et troposphériques. Connaissant la position exacte du récepteur, le décalage d’horloge du récepteur et en supposant l’absence de multitrajets, il est alors possible d’observer le bruit de mesure. Son

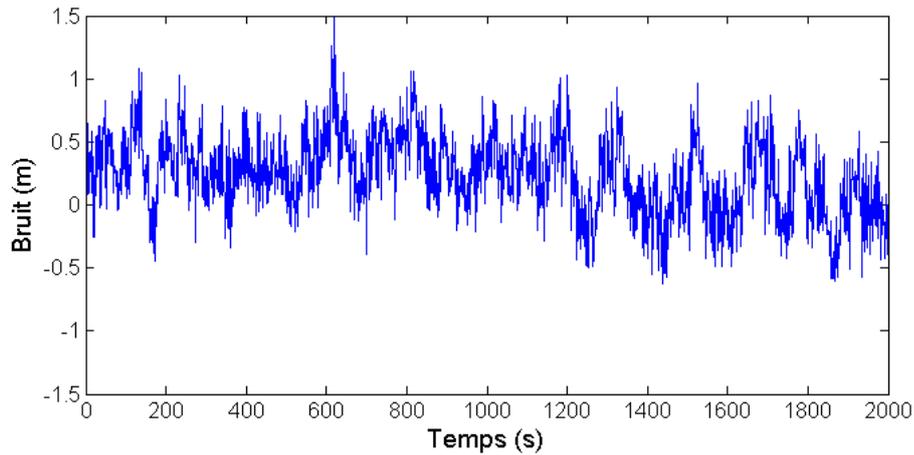


FIGURE F.4 – Bruit observé sur une mesure de pseudodistance brute

observation nous apprend que ce n'est pas un bruit blanc gaussien et que son amplitude est fonction de l'élévation du satellite, ce qui aura certainement un impact sur les résultats. Il a été décidé de modéliser la coloration de ce bruit par un filtre formeur basé sur un modèle auto-régressif du second ordre :

$$F(z) = \frac{1}{z^2 - a.z - b} \quad (\text{F.3})$$

La figure F.4 montre un exemple de bruit observé sur une pseudodistance pendant un test de plus d'une heure. Les paramètres extraits pour le modèle auto-régressif sont  $a = -0.53$  et  $b = 0.34$ . La variance estimée du bruit blanc gaussien en entrée est de 0.044. L'utilisation de tels paramètres mène à générer un bruit dont un exemple est fourni en figure F.5. Pour estimer l'impact du bruit sur les capacités de FDE, cinq séries temporelles de bruits sur tous les satellites ont été générées et elles sont appliquées pour toutes les combinaisons des autres paramètres. Aux vues des variances et des moyennes obtenues sur ces séquences de plusieurs heures, il a été décidé d'utiliser une variance de 2 m pour caractériser ce bruit lorsqu'il est introduit dans les différents filtres bayésiens où les mesures

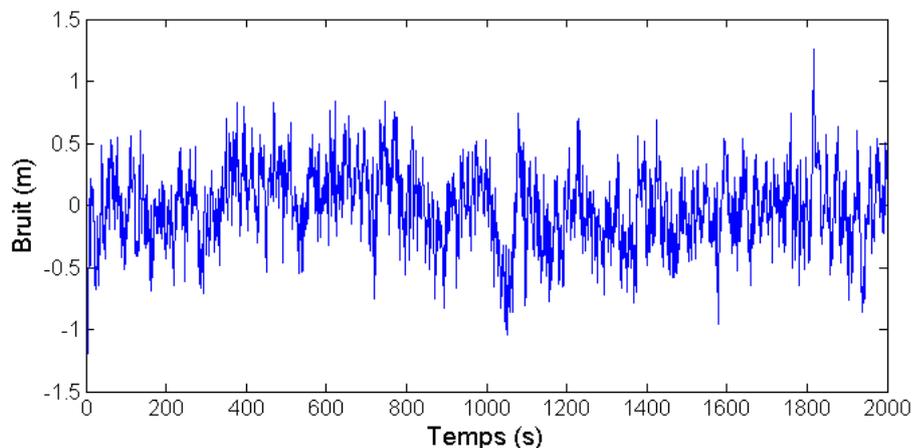


FIGURE F.5 – Bruit produit à l'aide du modèle auto-régressif

sont supposées gaussiennes centrées.

Pendant le même essai, le décalage d'horloge a été estimé. Il est affiché en figure F.6, et était compris entre +6 ms et -8 ms. La dérive d'horloge est affichée en figure F.7. Aux vues de ces graphiques, il a été décidé de modéliser l'horloge du récepteur avec une dynamique d'évolution linéaire, et l'hypothèse est faite qu'il n'y a pas de saut durant la simulation.

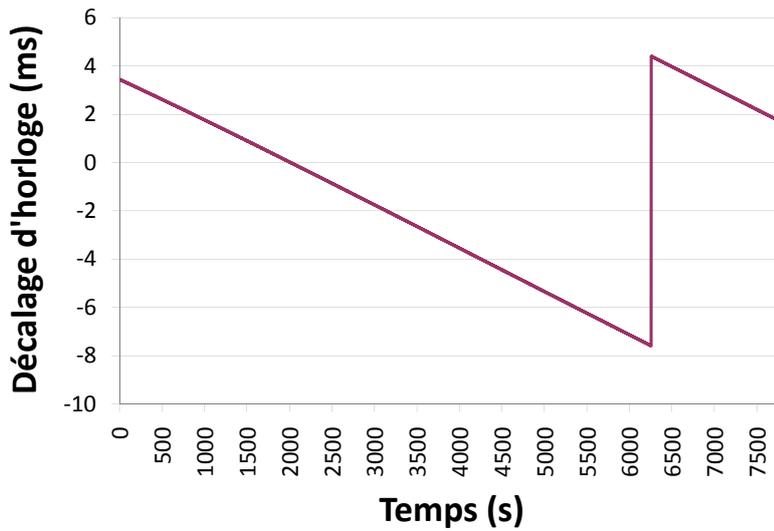


FIGURE F.6 – Décalage d'horloge du récepteur

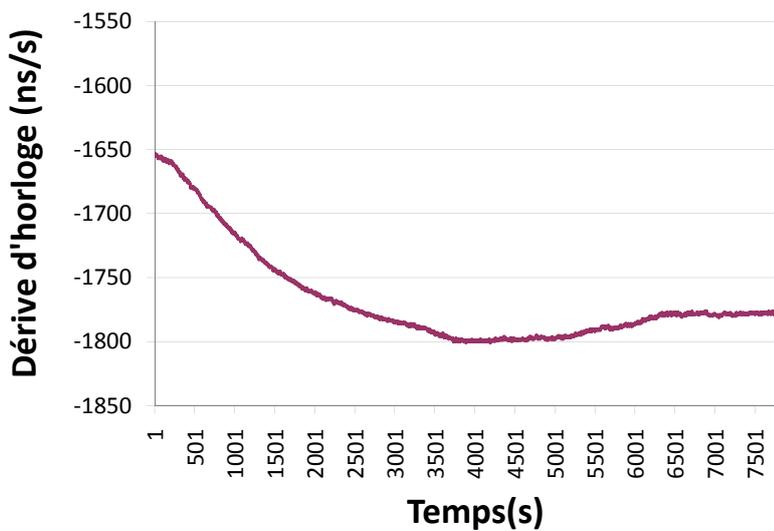


FIGURE F.7 – Dérive d'horloge du récepteur

### F.2.3 Le segment spatial et la propagation du signal

Il est important de se focaliser sur un contexte automobile pour tester les performances des algorithmes de FDE. Ceci implique notamment que la principale source de défauts sont les multitrajets. D'autres sources de bruits doivent être introduites pour rendre la simulation réaliste, mais elles ne dépasseront pas des niveaux normaux pour ne pas introduire de défauts. Comme exprimé par l'équation (2.3), le signal GPS est soumis à des délais dus à l'ionosphère et la troposphère, qui ont pour effet d'augmenter les pseudodistances. Ces bruits sont difficiles à modéliser et ils ne sont pas le propos principal de ce test ; il a donc été décidé de supposer que le récepteur GPS est capable d'obtenir des corrections pertinentes de ces valeurs par un SBAS. Même si celles-ci ne sont pas totales, on suppose que l'erreur restante est négligeable par rapport à l'amplitude des défauts qui nous préoccupe.

La configuration du satellite détermine la redondance des mesures, ce qui est un paramètre crucial pour les algorithmes de FDE. Par conséquent, il est intéressant d'étudier l'effet du nombre de satellites sur les performances de FDE. De plus, les performances doivent être étudiées avec différentes configurations satellitaires dans le but d'être représentatives d'une grande variété de situations. La spécificité du contexte urbain ne doit pas être oubliée et deux perspectives doivent être prises en compte : le nombre de satellites en vue excède rarement 8 ; les satellites avec la plus haute élévation ont plus de chance d'être en vue. Par conséquent, les tests sont toujours réalisés avec les satellites les plus élevés et leur nombre est compris entre 3 et 8. Même si l'algorithme de FDE pour les moindres carrés ne peut pas être effectué avec moins de 6 satellites, il est intéressant de voir comment le comportement de l'algorithme basé sur le filtre de Kalman. Enfin, la diversité des constellations est obtenue en incrémentant un offset de temps sur une période de un jour avec un pas de 3 minutes.

Au final, il ne reste plus qu'à définir les paramètres des multitrajets. Trois paramètres sont fondamentaux : l'amplitude des biais, le nombre de défauts et leur durée. Suite aux observations réalisées lors des essais présentés au chapitre 3, et au regard du temps de calcul nécessaire pour la simulation, les paramètres suivants ont été choisis : Des biais de 15, 30 et 45 mètres sont ajoutés aux pseudodistances durant le test, toujours au même moment pendant la simulation. Ces valeurs représentent les amplitudes minimums des multitrajets NLOS observés au chapitre 3 et donc les plus difficiles à détecter. Certains apparaissent pendant les lignes droites, d'autres pendant les courbes pour observer l'impact de la dynamique du véhicule. Au regard du nombre de satellites utilisés, 1, 2 ou 3 biais simultanés de même amplitude peuvent être introduits et toutes les combinaisons entre les satellites visibles sont testées.

### F.2.4 Paramètres du FDE et simulation globale

Le test du  $\chi^2$  nécessite d'avoir fixé un taux de fausses alarmes. À partir de la littérature et d'essais préliminaires, le taux 0.1 % de fausses alarmes est fixé aussi bien pour le test du RAIM que celui du filtre de Kalman.

Les choix de tous les paramètres cités précédemment sont forcément arbitraires, mais

ils se focalisent sur des valeurs réalistes par rapport à la problématique de la thèse. Une représentation finale de la simulation hybride est disponible en figure F.8. L'ensemble des configurations satellitaires est obtenu via le décalage temporel sur les éphémérides et les masquages. Pour chaque configuration, il est possible de calculer les vraies distances entre le récepteur et les satellites pour toute la trajectoire. Après quoi, pour chacune des 5 séries temporelles de bruit, on teste l'algorithme de FDE sur toute la trajectoire avec l'ensemble des combinaisons possibles pour le placement de 1 à 3 défauts simultanés, et ce, pour les trois amplitudes définies. Les mesures GPS sont mises à jour avec une fréquence de 10 Hz. Au total les algorithmes ont été testés plus de 750 000 fois sur la trajectoire complète. Pour information, la simulation a pris 48h, en tournant simultanément sur 3 PC dual-core (chaque cœur faisant tourner sa simulation) cadencés à 2GHz.

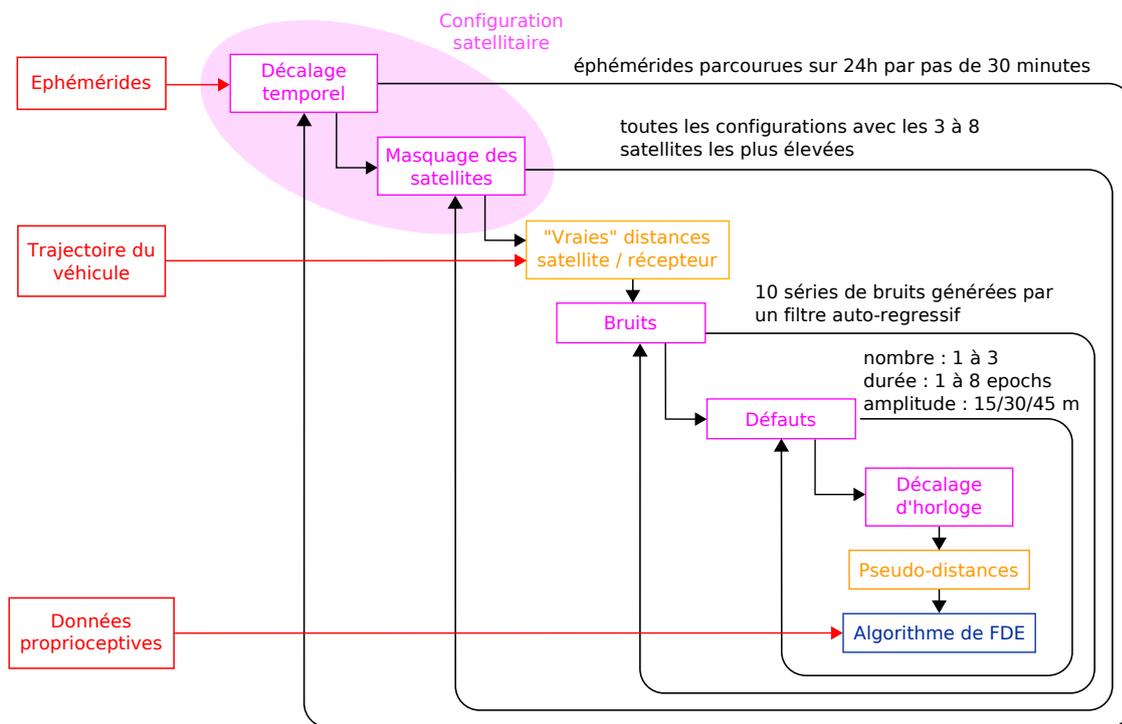


FIGURE F.8 – Schéma d'itération de la simulation hybride

---

## Capteurs présents sur les véhicules de série

---

Cette thèse étant financée par Renault, elle s'attache à estimer l'intégrité de la localisation des véhicules automobiles à l'aide des capteurs déjà en place sur des véhicules de série. La contrainte de coût étant importante pour tous les éléments du véhicule, l'ajout d'un capteur doit se justifier par un gain conséquent en performance, et visible par le client. Dans cette optique, il est nécessaire d'estimer les performances atteintes avec les capteurs déjà présents.

Le véhicule de test est un Espace IV, finition excellence, qui contient les systèmes d'aide à la conduite suivants : système de navigation, système anti-blocage de roues (ABS), *Electronic Stability Program* (ESP), frein de parking électrique, correcteur d'assiette pour les phares. Chacun des systèmes permet de trouver les capteurs suivants, et dont tout ou partie des informations sont accessibles via le réseau de communication interne au véhicule, basé sur une technologie CAN.

**Capteur de vitesse de roue :** Afin de corriger la trajectoire du véhicule grâce au système ESP, et éviter le blocage des roues pour l'ABS, il est nécessaire de connaître à tout moment la vitesse de chacune des roues. Un odomètre, dont plusieurs exemplaires sont montrés en



FIGURE G.1 – Capteurs de vitesse de roue montés sur roulements [Nantua, 2005]

figure G.1, est donc présent sur chacune des roues, et fournit leur vitesse de rotation. Une cible magnétique est fixée sur la partie en rotation du roulement alors qu'un capteur fixe assure la lecture de la cible magnétique. Le contrôleur de l'ESP qui équipe notre véhicule d'essai ne fournit sur le CAN que les vitesses de la roue arrière gauche, de la roue arrière droite et la différence des vitesses entre les roues avant gauche et avant droite. Les vitesses sont fournies en km/h ce qui suppose que le rayon de la roue est connu et constant. Les informations de vitesse sont rafraîchies à une période de 50 ms.

**Capteur d'angle au volant :** Afin de déterminer quelle est la direction de consigne donnée par le conducteur au volant, le système ESP a besoin de connaître l'angle du volant à tout moment. Un tel capteur est aussi présent lorsqu'une direction assistée électrique (DAE) est utilisée. Il consiste en une roue dentée qui mesure la rotation de la colonne de direction, telle que montrée en figure G.2. Elle fournit l'angle en degrés, mis à 0 quand le volant positionne les roues dans l'axe du véhicule, ainsi que la vitesse de rotation du volant. L'information est fournie avec une période de 50 ms. Afin d'être utilisé, il est nécessaire de connaître la correspondance entre l'angle des roues et l'angle au volant pour en déduire le rayon de braquage actuel du véhicule.

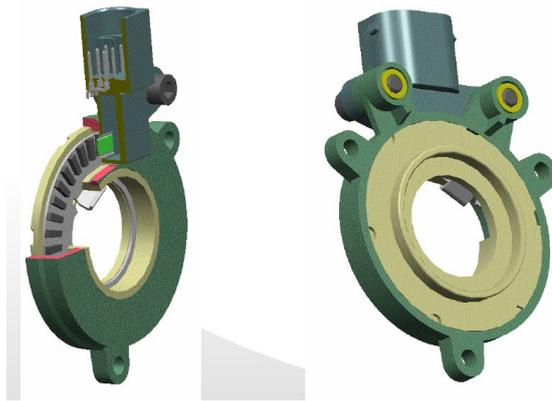


FIGURE G.2 – Schéma d'un capteur d'angle au volant [Nantua, 2005]

**Accéléromètre transversal :** L'ESP utilise aussi un accéléromètre transversal pour estimer la trajectoire du véhicule, notamment lorsque celui-ci part en dérive. Il est aussi de technologie MEMS et ses caractéristiques sont inférieures au  $m/s^2$  pour le biais, inférieures à la dizaine de pourcent pour le facteur d'échelle et l'accélération maximum mesurable est inférieure à  $20 m/s^2$ .

**Accéléromètre longitudinal :** Ce capteur est présent sur certains types d'ESP, mais il est aussi utile pour le frein de parking automatique. En effet, lorsque le véhicule est à l'arrêt, la force de freinage dépend de la pente sur laquelle se trouve le véhicule. Serrer le frein de parking au maximum en permanence causerait une usure prématurée de celui-ci. Un accéléromètre longitudinal permet donc de mesurer à l'arrêt l'accélération due à la gravité terrestre et donc d'en déduire la pente sur laquelle se trouve le véhicule.

**Capteur de vitesse de lacet :** En plus d'avoir à disposition la consigne du conducteur, et la vitesse des roues, l'ESP doit connaître le véritable déplacement du véhicule, donc sa rotation selon l'axe de lacet. Un gyromètre de type *Micro-Electro-Mechanical System* (MEMS)

---

est donc présent dans le bloc ESP. Les caractéristiques des gyromètres utilisés dans les ESP sont de l'ordre de quelques degrés par secondes pour le biais et inférieures à la dizaine de pourcent pour le facteur d'échelle. Les vitesses de rotation maximum sont de l'ordre de la centaine de deg/s, ce qui est suffisant pour la dynamique d'un véhicule automobile. L'information présente sur le CAN est rafraîchie toutes les 50 ms.



FIGURE G.3 – Gyromètre MEMS de marque Murata

**Récepteur GPS :** Comme pour tous les systèmes de navigation actuels, un récepteur GPS est nécessaire. Celui présent dans l'espace est totalement intégré dans le système de navigation, et il n'a pas été prévu lors de la conception de sortir les données brutes, ce qui rend son utilisation impossible pour un couplage serré. Suite aux tests présentés dans le chapitre 3, un récepteur Ublox a été choisi pour réaliser l'ensemble de nos essais, du fait de ses performances, de l'accessibilité aux données, et de son prix compatible avec le domaine automobile. Ce récepteur fournit les mesures de pseudodistance, de phase, de Doppler et de SNR sur 16 canaux. Il est aussi possible de récupérer le message de navigation pour chacun des satellites, ainsi que les informations émises par les satellites SBAS. Les calculs de position, vitesse et temps effectués par le récepteur sont aussi disponibles. Les masques de mesures peuvent être modifiés ainsi que certains paramètres utilisés dans le filtrage interne. Le récepteur est relié à une antenne *patch* placée à l'arrière du toit du véhicule, tout comme l'antenne du récepteur utilisé par le système de navigation.

**Capteur d'écrasement des bras de suspension :** Pour les véhicules dont le débattement des suspensions est élevé, le tangage du véhicule peut entraîner une variation importante de la hauteur d'éclairage des phares et gêner les automobilistes arrivant en face. Ce débattement peut être dû soit à la charge du véhicule, soit aux accélérations, soit à la pente de la route qui provoque un report de charge. Des capteurs de débattements des suspensions arrière sont donc installés et reliés à des moteurs présents dans les phares. Ces mesures pourraient aussi être utilisées pour estimer la dynamique actuelle du véhicule. Malheureusement, elles ne circulent pas sur le CAN du véhicule utilisé.

L'ensemble de ces capteurs permet de mesurer la position ou le déplacement du véhicule. Ils sont donc pertinents dans l'optique de maximiser l'utilisation de capteurs déjà présents pour réduire les coûts. Bien que ces mesures ne soient pas toutes accessibles sur notre

véhicule d'essai, les messageries des nouveaux véhicules règlent ce problème pour certaines données, ce qui présente des opportunités pour les études futures. Au vu des informations en notre possession au début du développement des algorithmes et de la pertinence des données par rapport à la complexité de leur intégration, il a été décidé de se restreindre aux données suivantes : vitesse de la roue arrière gauche, de la roue arrière droite, différentiel de vitesse des roues avant, angle au volant, vitesse de lacet.

# Bibliographie

- [Adrot et al., 1999] Adrot, O., Maquin, D., and Ragot, J. (1999). Fault detection with model parameter structured uncertainties. In *Proc. of the European Control Conference, (ECC97)*, Karlsruhe, Germany.
- [Alhaj-Dibo, 2005] Alhaj-Dibo, M. (2005). *Validation des données et diagnostic des systèmes incertains à l'aide de l'analyse par intervalle*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine.
- [Baarda, 1968] Baarda, W. (1968). A testing procedure for use in geodetic networks. *Publications on Geodesy*, 2(5).
- [Bakache, 2000] Bakache, B. (2000). *Approche séquentielle de détection et son application sur le GPS*. PhD thesis, Université de Technologie de Troyes.
- [Basseville and Nikiforov, 1993] Basseville, M. and Nikiforov, I. (1993). *Detection of Abrupt Changes Theory and Application*. Prentice-Hall, Inc.
- [Belabbas and Gass, 2005] Belabbas, B. and Gass, F. (2005). RAIM algorithms analysis for a combined GPS/galileo constellation. In *Proc. of the Institute of Navigation, Global Navigation Satellite Systems ION GNSS*, pages 1781–1788, Long Beach, USA.
- [Bétaille et al., 2008] Bétaille, D., Peyret, F., Nouvel, O., Vigneau, W., Duchateau, G., and Secretan, H. (2008). How to produce a reference trajectory for studying gnss errors in urban environments. In *Proc. of the European Navigation Conference, Global Navigation Satellite Systems ENC GNSS*, Toulouse, France.
- [Bingbing et al., 2005] Bingbing, L., Adams, M., and Ibañez-Guzmán, J. (2005). Multi-aided inertial navigation for ground vehicles in outdoor uneven environments. In *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 4703–4708.
- [Bonnifait et al., 2001] Bonnifait, P., Bouron, P., Meizel, D., and Crubillé, P. (2001). Data fusion of four ABS sensors and GPS for an enhanced localization of car-like vehicles. In *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation ICRA*, volume 2, pages 1597–1602. IEEE International Conference on Robotics and Automation.
- [Borenstein and Feng, 1995] Borenstein, J. and Feng, L. (1995). UMBmark a benchmark test for measuring odometry errors in mobile robots. In *Proc. of SPIE, the International Society for Optical Engineering*, pages 113–124, Bellingham, WA, ETATS-UNIS.

- [Brossard, 2006] Brossard, J.-P. (2006). *Dynamique du véhicule. Modélisation des systèmes complexes*. Sciences appliquées de l'INSA de Lyon. Presses Polytechniques et universitaires romandes.
- [Brown, 1987] Brown, A. K. (1987). Receiver autonomous integrity monitoring using a 24-satellite GPS constellation. In *Proc. of the Institute of Navigation, National Technical Meeting ION NTM*, pages 256–262, Colorado Springs, CO.
- [Brown, 1992] Brown, R. G. (Fall 1992). A baseline GPS RAIM scheme and a note on the equivalence of three RAIM methods. *Journal of the Institute of Navigation*, 39(3) :301–316.
- [Brown and Chin, 1998] Brown, R. G. and Chin, G. Y. (1998). *GPS RAIM : Calculation of Threshold and Protection Radius Using Chi-Square Methods - A Geometric Approach*, pages 155–178. Global Positioning System, papers published in NAVIGATION, vol. V, The Institute of Navigation.
- [Bulusu et al., 2000] Bulusu, N., Heidemann, J., and Estrin, D. (2000). GPS-less low cost outdoor localization for very small devices. *Personal Communications, IEEE*, 7(5) :28–34.
- [Cheng et al., 2005] Cheng, Y., Maimone, M., and Matthies, L. (2005). Visual odometry on the mars exploration rovers. In *Proc. of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, volume 1, pages 903–910. IEEE.
- [Comp and Axelrad, 1998] Comp, C. and Axelrad, P. (1998). Adaptive snr-based carrier phase multipath mitigation technique. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 34(1) :264–276.
- [Cosmen-Schortmann et al., 2008] Cosmen-Schortmann, J., Azaola-Saenz, M., Martinez-Olagüe, M. A., and Toledo-Lopez, M. (2008). Integrity in urban and road environments and its use in liability critical applications. In *Proc. of the Institute of Navigation, Position Location And Navigation Symposium ION PLANS*, Monterey, California.
- [Cosmen-Schortmann and Martinez-Olagüe, 2007] Cosmen-Schortmann, J. and Martinez-Olagüe, M. (2007). GNSS based electronic toll collection system of guaranteed performances. In *Proc. of the 14<sup>th</sup> World Congress of Intelligent Transportation Systems*, Beijing.
- [Dissanayake et al., 2001] Dissanayake, G., Newman, P., Clark, S., Durrant-Whyte, H., and Csorba, M. (2001). A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem. In *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, volume 17, pages 229–241.
- [DoD-WGS84, 2004] National Imagery and Mapping Agency - Department of Defense World Geodetic System 1984 (2004). Its definition and relationships with local geodetic systems. Technical Report TR8350.2, National Imagery and Mapping Agency - Department of Defense World Geodetic System 1984.
- [Dorobantu and Gerlach, 2004] Dorobantu, R. and Gerlach, C. (2004). Investigation of a navigation-grade RLG SIMU type iNAV-RQH. Technical report, Institut für Astronomische und Physikalische Geodäsie Forschungseinrichtung Satellitengeodäsie.

- [Durand, 2003] Durand, S. (2003). *Amélioration de la précision de la localisation différentielle temps réel par mesure de phase des systèmes GNSS*. PhD thesis, Observatoire de Paris.
- [Feng and Ochieng, 2007] Feng, S. and Ochieng, W. Y. (2007). Integrity of navigation system for road transport. In *Proc. of the 14<sup>th</sup> World Congress of Intelligent Transportation Systems*, Beijing.
- [Feng et al., 2009] Feng, S., Ochieng, W. Y., Moore, T., Hill, C., and Hide, C. (2009). Carrier phase based integrity monitoring for high accuracy positioning. *GPS Solutions*, 13(1) :13–22.
- [Feng et al., 2006] Feng, S., Ochieng, W. Y., Walsh, D., and Ioannides, R. (2006). A measurement domain receiver autonomous integrity monitoring algorithm. *GPS Solutions*, 10(2) :85–96.
- [Fischer and Bolles, 1981] Fischer, M. A. and Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus : A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24 :381–385.
- [Florez et al., 2009] Florez, S. R., Fremont, V., and Bonnifait, P. (2009). An experiment of a 3d real-time robust visual odometry for intelligent vehicles. In *Proc. of the 12th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, ITSC 2009*, pages 1 – 6, St. Louis.
- [Fouque et al., 2008] Fouque, C., Bonnifait, P., and Bétaille, D. (2008). Enhancement of global vehicle localization using navigable road maps and dead-reckoning. In *Proc. of the Institute of Navigation, Position Location And Navigation Symposium ION PLANS*, Monterey, California.
- [Gezici et al., 2005] Gezici, S., Tian, Z., Biannakis, G. B., Kobayashi, H., Molisch, A. F., Poor, H. V., and Sahinoglu, Z. (2005). Localization via ultra-wideband radios. *IEEE Signal Processing Magazine (Special Issue on Signal Processing for Positioning and Navigation with Applications to Communications)*, 22(4) :70–84.
- [GPS-SPS, 2008] U.S. Department of Defense (2008). Global Positioning System - Standard Positioning Service - Performance Standard. Technical report, U.S. Department of Defense.
- [GPSTk, 2009] Applied Research Laboratories at the University of Texas at Austin. Gpstk. <http://www.gpstk.org/bin/view/Documentation/WebHome> [Accessed : Dec. 31, 2009].
- [Grewal et al., 2001] Grewal, M. S., Weill, L. R., and Andrews, A. P. (2001). *Global Positioning Systems, Inertial Navigation, and Integration*. John Wiley and Sons.
- [Gustafsson, 2001] Gustafsson, F. (2001). Stochastic observability and fault diagnosis of additive changes in state space models. In *Proc. of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, volume 5, pages 2833–2836, Karlsruhe, Germany.
- [Gustafsson, 2002] Gustafsson, F. (2002). Stochastic fault diagnosability in parity spaces. In *Proc. of the 15<sup>th</sup> Triennial IFAC World Congress on Automatic Control*, Barcelona, Spain.

- [Hannah, 2001] Hannah, B. M. (2001). *Modelling and Simulation of GPS Multipath Propagation*. PhD thesis, Queensland University of Technology, Queensland, Australia.
- [Hewitson and Wang, 2006] Hewitson, S. and Wang, J. (2006). GNSS receiver autonomous integrity monitoring (RAIM) performances analysis. *GPS Solutions*, 10(3) :155–170.
- [Hewitson and Wang, 2007] Hewitson, S. and Wang, J. (2007). GNSS receiver autonomous integrity monitoring with a dynamic model. *Journal of Navigation*, 60 :247–263.
- [Ibañez-Guzmán, 2009] Ibañez-Guzmán, J. (2009). *Automotive Informatics and Communicative Systems : Principles in Vehicular Networks and Data Exchange*, chapter The localisation Problem in Cooperative Vehicle Applications. Information Science Reference.
- [Ibañez-Guzmán et al., 2008] Ibañez-Guzmán, J., Le Marchand, O., and Chen, C. (2008). Metric evaluation of automotive-type GPS receivers. In *Proc. of FISITA 2008 World Automotive Congress*, Munich, Germany.
- [ICAO-SISPR, 2006] International Civil Aviation Organization (2006). International Standards and Recommended Practices, Annex 10 - Aeronautical Telecommunications, Volume 1 (Radio Navigation Aids), as of amendment 83. Technical report, International Civil Aviation Organization.
- [Inertial Explorer, 2009] Novatel. Waypoint inertial explorer. [http://www.novatel.com/products/waypoint\\_inertial.htm](http://www.novatel.com/products/waypoint_inertial.htm). [Accessed : Apr. 20, 2009].
- [Isermann and Balle, 1997] Isermann, R. and Balle, P. (1997). Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, 5(5) :709–719.
- [ISO 3534-2, 2006] International Organization for Standardization (2006). Statistique – vocabulaire et symboles – partie 2 : Statistique appliquée. Technical Report ISO 3534-2 :2006, International Organization for Standardization, Genève.
- [Julier, 1997] Julier, S. J. (1997). *Process Models for the Navigation of High Speed Land Vehicles*. PhD thesis, University of Oxford.
- [Kais et al., 2005] Kais, M., Bonnifait, P., Betaille, D., and Peyret, F. (2005). Development of loosely-coupled FOG/DGPS and FOG/RTK systems for adas and a methodology to assess their real-time performances. In *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 358–363.
- [Kalafus and Chin, 1988] Kalafus, R. M. and Chin, G. Y. (1988). Performance measures of receiver-autonomous GPS integrity monitoring. In *Proc. of the Institute of Navigation, National Technical Meeting ION NTM*, pages 223–229, Santa Barbara, CA.
- [Kaplan, 1996] Kaplan, E. (1996). *Understanding GPS : Principles and Applications*. Artech House Publishers.
- [Kelly, 2000] Kelly, A. (2000). Some useful results for closed-form propagation of error in vehicle odometry. Technical report, CMU-RI-TR-00-20.
- [Kelly et al., 2003] Kelly, J. M., Braasch, M. S., and DiBenedetto, M. F. (2003). Characterization of the effects of high multipath phase rates in GPS. *GPS Solutions*, 7(1) :5–15.

- [Kuusniemi, 2005] Kuusniemi, H. (2005). *User-Level Reliability and Quality Monitoring in Satellite-Based Personal Navigation*. PhD thesis, Tampere University of Technology.
- [LandINS, 2009] IXSEA. LandINS. <http://www.ixsea.com/en/products/002.001.003.001/landins.html>. [Accessed : Apr. 20, 2009].
- [Lau and Cross, 2005] Lau, L. and Cross, P. (2005). Use of signal-to-noise ratio for real-time GNSS phase multipath mitigation. In *Proc. of the National Navigation Conference NAV05*, London. The Royal Institute of Navigation.
- [Le Marchand et al., 2009a] Le Marchand, O., Bonnifait, P., Ibañez-Guzmán, J., and Bétaille, D. (2009a). Vehicle localization integrity based on trajectory monitoring. In *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation ICRA*, pages 3453 – 3458, St. Louis, MO.
- [Le Marchand et al., 2009b] Le Marchand, O., Bonnifait, P., Ibañez-Guzmán, J., Bétaille, D., and Peyret, F. (2009b). Characterization of GPS multipath for passenger vehicles across urban environments. In *Proc. of the European Navigation Conference, Global Navigation Satellite Systems ENC GNSS*, Naples.
- [Le Marchand et al., 2008] Le Marchand, O., Bonnifait, P., Ibañez-Guzmán, J., Peyret, F., and Bétaille, D. (2008). Performance evaluation of fault detection algorithms as applied to automotive localization. In *Proc. of the European Navigation Conference, Global Navigation Satellite Systems ENC GNSS*, Toulouse, France.
- [Lee and O’Laughlin, 1999] Lee, C. Y. and O’Laughlin, D. G. (1999). Performance analysis of a tightly coupled GPS/inertial system for two integrity monitoring methods. In *Proc. of the Institute of Navigation, Global Positioning Systems ION GPS*, pages 1187–1197, Nashville, TN.
- [Lee and Lee, 1986] Lee, D. Y. and Lee, C. (1986). Analysis of range and position comparison methods as a means to provide GPS integrity in the user receiver. In *Proc. of the US Institute of Navigation, Annual Meeting*, pages 1–4.
- [Lee et al., 1996] Lee, Y., Dyke, K. V., Decléene, B., Studenny, J., and Breckmann, M. (Fall 1996). Summary of RTCA SC-159 GPS integrity working group activities. *Journal of the Institute of Navigation*, 43(3) :307–338.
- [Li et al., 2006] Li, Y., Wang, J., Rizos, C., Mumford, P., and Ding, W. (2006). Low cost tightly coupled GPS-INS integration based on a non linear kalman filtering design. In *Proc. of the Institute of Navigation, National Technical Meeting ION NTM*, pages 958–966. Institute of Navigation.
- [Mallet, 2001] Mallet, A. (2001). *Localisation d’un robot mobile autonome en environnements naturels*. PhD thesis, LAAS.
- [Mao et al., 2007] Mao, G., Fidan, B., and Anderson, B. D. O. (2007). Wireless sensor network localization techniques. *Computer Networks*, 51(10) :2529–2553.
- [Moura and Castets, 2008] Moura, G. and Castets, J. (2008). Validation of deterministic simulation of GNSS reception in urban areas by comparison with measurement campaign. In *Proc. of the European Navigation Conference, Global Navigation Satellite Systems ENC GNSS*, Toulouse, France.

- [Najjar and Bonnifait, 2005] Najjar, M. E. E. and Bonnifait, P. (2005). A road-matching method for precise vehicle localization using kalman filtering and belief theory. *Journal of Autnomous Robots*, 19(2) :173–191.
- [Nantua, 2005] Nantua, R. (2005). SNR roulements : de la mécanique à la mécatronique. Disponible en ligne au 3 septembre 2009.
- [Nieto et al., 2003] Nieto, J., Guivant, J., Nebot, E., and Thrun, S. (2003). Real time data association for FastSLAM. In *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Taipei, Taiwan.
- [Nistér et al., 2004] Nistér, D., Naroditsky, O., and Bergen, J. (2004). Visual odometry. In *Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR 2004*, volume 1, pages 652–659. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- [NMEA, 2009] National Marine Electronic Association. NMEA 0183 Standard. [http://www.nmea.org/content/nmea\\_standards/nmea\\_083\\_v\\_400.asp](http://www.nmea.org/content/nmea_standards/nmea_083_v_400.asp) [Accessed : Nov. 2, 2009].
- [Ober, 2001] Ober, P. (2001). SBAS integrity concept. Technical Report 0.882, European Organisation for the Safety of Air Navigation.
- [Ochieng et al., 2001] Ochieng, W. Y., Sheridan, K. F., and Noland, R. (2001). Service requirements document (SRD) for vehicle performance and emissions monitoring system(vpems), final report. Technical report.
- [Ohno et al., 2003] Ohno, K., Tsubouchi, T., Shigematsu, B., Maeyama, S., and Yuta, S. (2003). Outdoor navigation of a mobile robot between buildings based on dgps and odometry data fusion. In *Proc. of the 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, volume 3, pages 1978– 1984.
- [Palmqvist, 1996] Palmqvist, J. (1996). Integrity monitoring of integrated satellite/ inertial navigation systems using the likelihood ratio. In *Proc. of the 9<sup>th</sup> International Technical Meeting of the Satellite Division of ION, (ION GPS-96)*, volume 2, pages 1687–1696.
- [Panagiotakopoulos et al., 2008] Panagiotakopoulos, D., Ochieng, W. Y., and Niemman, P. (2008). Robust statistical framework for monitoring the integrity of space-based navigation systems. In *Proc. of the European Navigation Conference, Global Navigation Satellite Systems ENC GNSS*, Toulouse, France.
- [Parkinson and Axelrad, 1988] Parkinson, B. W. and Axelrad, P. (Summer 1988). Autonomous GPS integrity monitoring using the pseudorange residual. *Journal of the Institute of Navigation*, 35(2) :255–274.
- [Patton et al., 2000] Patton, R., Frank, P. M., and Clark, R. N. (2000). *Issues of fault diagnosis for dynamic systems*. Springer.
- [Pegasus, 2003] Eurocontrol (2003). Pegasus - technical notes on SBAS. Technical report, Eurocontrol.
- [Pervan et al., 1998] Pervan, B., Lawrencwe, D., and Parkinson, B. (1998). Autonomous fault detection and removal using GPS carrier phase. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 34(3) :897–906.

- [Petovello, 2003] Petovello, M. G. (2003). *Real-Time Integration of a Tactical-Grade IMU and GPS for High-Accuracy Positioning and Navigation*. PhD thesis, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary.
- [Polti, 2006] Polti, A. (2006). Bases de l'intégrité du signals, cours telecom paris.
- [Quddus, 2006] Quddus, M. A. (2006). *High Integrity Map Matching Algorithms for Advanced Transport Telematics Applications*. PhD thesis, Imperial College London.
- [Roturier et al., 2001] Roturier, B., Chatre, E., and Ventura-Traveset, J. (2001). The SBAS integrity concept standardised by ICAO : Application to EGNOS. *The Journal of Navigation*, 49(196) :65–77.
- [RTMaps, 2009] Intempora. Le logiciel RTMaps. [http ://www.intempora.fr](http://www.intempora.fr) [Accessed : Sep. 29, 2009].
- [Sandhu, 1993] Sandhu, R. S. (1993). On five definition of data integrity. In *Proc. of the IFIP WG11.3 Workshop on Database Security*, Lake Guntersville, Alabama.
- [Schroeder et al., 2007] Schroeder, J., Galler, S., Kyamakya, K., and Jobmann, K. (2007). NLOS detection algorithms for ultra-wideband localization. In *Proc. of the 4<sup>th</sup> Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC'07)*, Hannover, Germany.
- [Schroth et al., 2008] Schroth, G., Ene, A., Blanch, J., Walter, T., and Enge, P. (2008). Failure detection and exclusion via range consensus. In *Proc. of the European Navigation Conference, Global Navigation Satellite Systems ENC GNSS*, Toulouse, France.
- [Simond, 2005] Simond, N. (2005). *Localisation robuste d'un véhicule en environnement urbain à l'aide d'un système de stéréo-vision*. PhD thesis, l'Université de Nice SOPHIA-ANTIPOLIS.
- [Stéphane, 2004] Stéphane, J. (2004). *Contribution à l'étude et à la validation expérimentale d'observateurs appliqués à la dynamique du véhicule*. PhD thesis, Université de Technologie de Compiègne.
- [Stevens, 2009] Michael Stevens, Australian Centre for Field Robotics. Bayes++. [http ://bayesclasses.sourceforge.net/Bayes++.html](http://bayesclasses.sourceforge.net/Bayes++.html) [Accessed : Dec. 31, 2009].
- [Strömbäck, 2003] Strömbäck, P. (2003). Centralized GPS/INS integration for urban navigation. Scientific Report FOI-R-0847-SE, Swedish Defense Research Agency.
- [Sturza, 1988] Sturza, M. A. (Winter 1988). Navigation system integrity monitoring using redundant measurements. *Journal of the Institute of Navigation*, 35(4) :255–274.
- [Sukkarieh et al., 1998] Sukkarieh, S., Nebot, E., and Durrant-Whyte, H. (1998). Achieving integrity in an INS/GPS navigation loop for autonomous land vehicle applications. In *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, volume 4, pages 3437–3442.
- [Sun and Cannon, 1997] Sun, H. and Cannon, M. E. (1997). Reliability of an its navigation system. In *Proc. of the ITSC Conference*, pages 1040–1046, Cambridge, MA.
- [Syed and Cannon, 2004] Syed, S. and Cannon, M. (2004). Three dimensional fuzzy logic based map matching algorithm for location based service applications in urban canyons.

- In *Proc. of the Institute of Navigation, Global Navigation Satellite Systems ION GNSS 2004*. The Institute of Navigation.
- [Tessier et al., 2006] Tessier, C., Cariou, C., Debain, C., Chausse, F., Chapuis, R., and Rousset, C. (2006). A real-time, multi-sensor architecture for fusion of delayed observations : application to vehicle localization. In *Proc. of the 9<sup>th</sup> IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, ITSC 2006*, pages 1316 – 1321, Toronto.
- [Thomas and Lucas, 2004] Thomas, J. and Lucas, F. (2004). Caractérisation des erreurs de mesure GPS indétectables par le RAIM. Projet de synthèse de 3<sup>ème</sup> année de cycle d'Ingénieur à l'ENAC.
- [Thrun, 2002] Thrun, S. (2002). Robotic mapping : A survey. Technical report, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA 15213.
- [Toulminet et al., 2008] Toulminet, G., Boussuge, J., and Laugeau, C. (2008). Comparative synthesis of the 3 main european projects dealing with cooperative systems (CVIS, SAFESPOT and COOPERS) and description of COOPERS demonstration site 4. In *Proc. of the 11<sup>th</sup> International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems 2008*, pages 809–814, Beijing.
- [U-blox LEA4, 2009] U-blox LEA4 (2009). *Antaris 4 GPS Modules Data Sheet*.
- [Uvarov and Chapman, 1956] Uvarov, E. B. and Chapman, D. R. (1956). *Dictionnaire des sciences*. Presse Universitaire Française. traduit par J. d'Hermies, adapté par M. E. Cohen et R. Taton.
- [Van Dyke et al., 2004] Van Dyke, K., Kovach, K., Lavrakas, J., and Carroll, B. (2004). Status update on gps integrity failure modes and effects analysis. In *Proc. of the Institute of Navigation, National Technical Meeting ION NTM*, pages 92 – 102, San Diego, CA.
- [Van Nee, 1992] Van Nee, R. D. J. (1992). Multipath effects on GPS code phase measurements. *NAVIGATION, Journal of Navigation*, 39(2) :177–90.
- [Van Nee, 1995] Van Nee, R. D. J. (1995). *Multipath and Multi-Transmitter Interference in Spread-Spectrum Communication and Navigation Systems*. PhD thesis, Delft University of Technology, The Netherlands.
- [Waegli and Gilliéron, 2003] Waegli, A. and Gilliéron, P. Y. (2003). Le concept d'intégrité d'EGNOS. *Géomatique Suisse*, 3 :616–621.
- [Walter and Enge, 1995] Walter, T. and Enge, P. (1995). Weighted RAIM for precision approach. In *Proc. of the 8<sup>th</sup> International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation*, pages 1995–2004, Palm Springs, CA.
- [Yang et al., 2009] Yang, L., Hill, C., Moore, T., and Meng, X. (2009). The communication satellite based network RTK solution for road transport. In *Proc. of the European Navigation Conference, Global Navigation Satellite Systems ENC GNSS*, Naples.
- [Young et al., 1996] Young, R., McGraw, G., and Driscoll, B. (1996). Investigation and comparison of horizontal protection level and horizontal uncertainty level in FDE algorithms. In *Proc. of the Institute of Navigation, International Technical Meeting ION NTM*, pages 1607–1614, Kansas, MO.

- [Zhang, 2003] Zhang, X. (2003). *Integration of GPS with A Medium Accuracy IMU for Metre-Level Positioning*. PhD thesis, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary.